

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

ЛУЧИШИН Богдан Андрійович

**Програмний модуль прогнозування курсу криптовалют /
Software module for forecasting the exchange rate of cryptocurrencies**

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки
Освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

Дипломний проект

Виконав студент групи КН-42
Лучишин Б.А.

Науковий керівник
к.е.н., доцент Гладій Г.М.

Дипломний проект допущено до
захисту

« ___ » _____ 2023 р.

Завідувач кафедри
_____ М.П. Комар

Тернопіль – 2023

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління
Освітній ступінь «бакалавр»
спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
_____ М.П. Комар
« ____ » _____ 2022 р.

З А В Д А Н Н Я НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ СТУДЕНТУ

Лучишину Богдану Андрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проекту: Програмний модуль прогнозування курсу криптовалют /
Software module for forecasting the exchange rate of cryptocurrencies
керівник роботи к.е.н., доцент Г.М. Гладій

затверджені наказом по університету від 08 грудня 2022 р. № 491.

2. Строк подання студентом закінченого проекту 01 червня 2023 року.

3. Вихідні дані до проекту: технічне завдання.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

- аналіз існуючих моделей та програмних засобів для прогнозування курсу криптовалют;
- опис загальної структури програмного модуля;
- опис моделі прогнозування, використаної для створення модуля;
- інформаційне забезпечення прогнозування курсу криптовалют;
- інтерфейс користувача розробленого модуля;
- програмна реалізація модуля прогнозування курсу криптовалют;
- тестування розробленого модуля;
- аналіз результатів прогнозування курсу криптовалют та оцінювання якості.

5. Перелік графічного матеріалу у роботі

- схема алгоритму модуля прогнозування курсу криптовалют;

– діаграма класів модуля прогнозування курсу криптовалют.

6. Консультанти розділів проекту

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Н. контроль	к.е.н., доцент Г.М. Гладій		

7. Дата видачі завдання 1 січня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Теоретичні засади прогнозування курсу криптовалют	30.12.2022	
2	Структура та основні підсистеми програмного модуля прогнозування курсу криптовалют	24.03.2023	
3	Реалізація та тестування програмного модуля прогнозування курсу криптовалют	12.05.2023	
4	Повне завершення та оформлення дипломного проекту	01.06.2023	

Студент _____ Б.А. Лучишин
(підпис)

Керівник роботи _____ к.е.н., доцент Г.М. Гладій
(підпис)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломного проєкту: 84 с., 33 рис., 3 додатки, 19 джерел.

Об'єктами проєктування є функціональні елементи, архітектура, інформаційне і програмне забезпечення програмного модуля прогнозування курсу криптовалют.

Мета проєктування – створення програмного модуля прогнозування курсу криптовалют.

Метод проєктування – програмне середовище розробки RStudio із використанням кореляційно-регресійного аналізу і методів авторегресії та автокореляції.

Створений програмний модуль дає змогу провести та підвищити достовірність прогнозування курсу криптовалют, провести технічний аналіз при подальших маніпуляціях на ринку криптовалют. Краще передбачення курсу призведе до збільшення інвестицій в криптовалюти.

ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ, МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ, КУРС, КРИПТОВАЛЮТА, ARIMA, NNetAR, ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ

ABSTRACT

The bachelor's thesis report: 84 pages, 33 figures, 3 appendices, 19 sources.

The objects of designing are the functional elements, architecture, information and software of the software module for forecasting the course of cryptocurrencies.

The purpose of designing is to create a software module for forecasting the exchange rate of cryptocurrencies.

The design method is the RStudio software development environment using correlation-regression analysis and autoregression and autocorrelation methods.

The created software module makes it possible to conduct and increase the reliability of cryptocurrency rate forecasting, to conduct technical analysis during further manipulations on the cryptocurrency market. Better prediction of the exchange rate will lead to increased investment in cryptocurrencies.

SOFTWARE MODULE, FORECAST METHOD, RATE, CRYPTOCURRENCY, ARIMA, NN_{et}AR, FORECAST QUALITY ASSESSMENT

ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ

1. НАЙМЕНУВАННЯ ТА ОБЛАСТЬ ЗАСТОСУВАННЯ

1.1 Програмний модуль прогнозування курсу криптовалюти.

1.2 Область застосування – програмний модуль прогнозування курсу криптовалют в основному призначений для використання у фінансовій галузі, включаючи платформи для торгівлі криптовалютами, інвестиційні компанії та індивідуальні інвестори. Він надає інструмент для аналізу історичних даних і прогнозування майбутніх тенденцій і змін курсів криптовалют.

2. ОСНОВА ДЛЯ РОЗРОБЛЕННЯ

Основою для розробки є завдання на кваліфікаційну роботу, затверджене кафедрою інформаційно-обчислювальних систем і управління факультету комп'ютерних інформаційних технологій Західноукраїнського національного університету.

3. ПРИЗНАЧЕННЯ РОЗРОБЛЕНОГО КОМПЛЕКСУ

Метою проекту є розробка програмного модуля, який дозволить користувачам прогнозувати курс криптовалют на основі історичних даних і обраних моделей прогнозування.

4. ДЖЕРЕЛА РОЗРОБЛЕННЯ

Джерелами цієї розробки є існуючі методи та засоби аналізу даних криптовалюти, технічна документація, наукові статті та відповідні бібліотеки програмного забезпечення.

5. ТЕХНІЧНІ ВИМОГИ

5.1 Основні вимоги до модуля:

– модуль має надавати можливість завантажувати файли CSV, що містять дані про криптовалюту;

– користувачі повинні мати можливість вибору між двома моделями прогнозування;

– модуль повинен включати дружній інтерфейс для користувача.

5.2 Вимоги до технічних засобів:

Програмний модуль має бути сумісний зі стандартними комп'ютерними системами, включаючи конфігурації настільних комп'ютерів і ноутбуків.

Модуль повинен ефективно працювати на системах з мінімальними характеристиками:

– процесор – 3,2 ГГц;

– оперативна пам'ять – від 4 гігабайт.

5.3 Вимоги до програмного забезпечення:

– модуль має бути сумісний з кількома операційними системами, включаючи Windows, macOS і Linux;

– він має бути розроблений з використанням мови програмування R, придатної для аналізу даних і моделювання.

6. ПОРЯДОК КОНТРОЛЮ

6.1 Представлення дипломного проекту на попередній захист.

6.2 Представлення дипломного проекту на захист.

Завдання прийняв до виконання _____ Луцишин Б.А.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник дипломного проекту _____ Гладій Г.М.
(підпис) (прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

Вступ.....	9
1 Теоретичні засади прогнозування курсу криптовалют	11
1.1 Аналіз тенденцій у сфері обігу криптовалют.....	11
1.2 Характеристика моделей прогнозування курсу криптовалют	16
1.3 Існуючі програмні засоби для прогнозування курсу криптовалют	28
1.4 Постановка завдання.....	32
2 Структура та основні підсистеми програмного модуля прогнозування курсу криптовалют.....	35
2.1 Загальна структура програмного модуля прогнозування курсу криптовалют	35
2.2 Моделі ARIMA та NNetAR як ядро програмного модуля.....	38
2.3 Інформаційне забезпечення прогнозування курсу криптовалют.....	41
3 Реалізація та тестування програмного модуля прогнозування курсу криптовалют.....	45
3.1 Розроблення структури програмного забезпечення модуля	45
3.2 Інтерфейс користувача розробленого модуля.....	49
3.3 Модельні експерименти на базі програмного модуля	53
3.4 Оцінювання якості прогнозування курсу криптовалют.....	64
Висновки	74
Список використаних джерел	77
Додаток А Алгоритм використання модуля користувачем.....	79
Додаток Б Діаграма класів.....	80
Додаток В Код реалізації програмного модуля прогнозування криптовалют ...	81

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>			
<i>Зм.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>				
<i>Розроб.</i>		Лучишин Б.А.			Програмний модуль прогнозування курсу криптовалют	<i>Лім.</i>	<i>Аркуш</i>	<i>Аркушів</i>
<i>Перевір.</i>		Гладій Г.М.					8	84
<i>Реценз.</i>						<i>ЗУНУ.ФКІТ.КН-42</i>		
<i>Н. Контр.</i>		Гладій Г.М.						
<i>Затверд.</i>		Комар М.П.						

ВСТУП

На сьогоднішній день інформація є одним із найважливіших ресурсів, який не поступається, а можливо, і перевершує традиційні сфери виробництва, такі як праця, земля та капітал. Актуальність є основним критерієм оцінки цінності інформації. Цінність інформації залежить від її актуальності. При цьому вона повинна бути більш точною та чесною. Ринкова ситуація значною мірою формується інформацією. З цієї причини приділяється більше уваги методам отримання точної інформації, що підвищує цінність прогнозних методів. Можливість отримати достовірну інформацію наперед дає людині владу над ситуацією, можливість реально впливати на неї і змінювати на свою користь, зменшувати ймовірність несприятливих наслідків і керувати ризиками.

Прогнозування курсу за допомогою достовірної інформації у криптовалютному ринку дає змогу керувати своїми активами правильно. Криптовалютний ринок не є стабільний і тому дає змогу вносити активи в короткостроковий термін для отримання великих відсотків прибутку.

Все це обумовлює актуальність теми дослідження.

Мета проєкту – розробити програмний модуль прогнозування курсу криптовалют. Предмет досліджень – процеси прогнозування криптовалютних курсів, об'єкт дослідження – методи та засоби прогнозування курсу криптовалют.

Для реалізації вказаної мети необхідно вирішити наступні завдання:

- аналіз існуючих моделей та програмних засобів для прогнозування курсу криптовалют;
- опис загальної структури програмного модуля;
- опис моделі прогнозування, використаної для створення модуля;
- інформаційне забезпечення прогнозування курсу криптовалют;
- інтерфейс користувача розробленого модуля;
- програмна реалізація модуля прогнозування курсу криптовалют;
- тестування розробленого модуля;

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
						9
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

– аналіз результатів прогнозування курсу криптовалют та оцінювання якості.

В процесі реалізації модуля прогнозування криптовалютних курсів було використано такі методи дослідження:

- метод нейронної мережі;
- кореляційно-регресійний аналіз;
- методи авторегресії та автокореляції.

Наукове значення роботи полягає в порівнянні методів прогнозування курсу криптовалют, обґрунтуванні вибору адекватного методу для побудови відповідної моделі та проведення оцінювання якості прогнозування.

Практичне значення роботи – можливість використання розробленого модуля для прогнозування курсу криптовалют для оцінювання ситуації на ринку криптовалют і здійснення ризик-менеджменту.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		10

1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ПРОГНОЗУВАННЯ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ

1.1 Аналіз тенденцій у сфері обігу криптовалют

Crypto — це технологія, яка дозволяє обмінюватися ресурсами електронно. Основна ідея цієї технології полягає в тому, що вона не потребує участі регулюючих органів, які відповідають за підтримку інфраструктури, такої як банк, а при цьому дозволяє безпечно обмінюватися ресурсами між людьми, які не довіряють один одному, і не мають ніякого стосунку один до одного. Метою цієї концепції є перенесення функцій обліку операцій з централізованих фінансових інститутів на мережу незалежних комп'ютерів, які утворюють децентралізовану систему, яка не піддається контролю будь-якого управлінського органу. Криптовалюти базуються на концепції універсального, незмінного обліку, який є повністю публічним і постійно перевіряється мережею потужніших комп'ютерів, які працюють незалежно один від одного [2]. Криптовалюти зазвичай мають мінливі ціни до національних валют і між собою.

Криптовалюта, найвідоміша та найдорожча, — це Bitcoin. Неофіційно її називають «крипозолотою». У перші кілька років всі нові валюти були побудовані на основі блокчейна біткоїна. Таким чином, вони були форком першої криптовалюти в світі.

Криптовалюти були випущені з метою змінити фінансову інфраструктуру. Але є компроміси, як і в кожній революції. Існує багато розбіжностей між реальним і теоретичним варіантами децентралізованої системи криптовалюти та тим, як вона працює в реальному світі на даний момент.

Нижче наведено переваги та недоліки криптовалюти.

Переваги:

– Криптовалюти представляють нову парадигму грошей, децентралізовану. У цій системі централізовані посередники, такі як банки та грошово-кредитні установи, не потрібні для підтримки довіри та контролю операцій, які виконують обидві сторони. Таким чином, система криптовалют зменшує ймовірність того, що один невеликий збій, як-от банкрутство великого

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		11

банку, спричинить глобальний економічний кризис, схожий на банкрутство банків у Сполучених Штатах у 2008 році.

– Криптовалюти обіцяють спростити переказ грошей безпосередньо між двома людьми без використання довіреної третьої сторони, такої як банк або компанія, яка видає кредитні картки. Відкриті та закриті ключі та різноманітні системи заохочення, такі як підтвердження роботи або підтвердження частки, гарантують такі децентралізовані передачі.

– Оскільки вони не використовують сторонніх посередників, перекази криптовалюти між ними швидші, ніж звичайні грошові перекази. Хорошим прикладом таких децентралізованих переказів є швидкі позики в децентралізованому фінансуванні. Це швидкі кредити без застави, які можна використовувати в торгівлі за лічені секунди.

– Інвестиції в криптовалюту є потенційно прибутковими. За останні десять років ринок криптовалют різко зріс до майже двох трильйонів доларів. На травень 2022 року вартість біткоїна на криптовалютних ринках становила понад 550 мільярдів доларів.

– Економіка грошових переказів вивчає один із найпопулярніших способів використання криптовалюти. Зараз такі криптовалюти, як біткоїн, служать проміжним засобом для швидкого переказу грошей між країнами. Таким чином, фіатна валюта передається через кордон, конвертується в біткоїн або іншу криптовалюту, а потім передається назад у фіатну валюту призначення. Цей метод здешевлює та полегшує процес переказу грошей.

Недоліки:

– Насправді криптовалюти є псевдонімами, хоча вони стверджують, що це анонімна форма транзакцій. Вони залишають цифрові записи, які агентства, такі як ФБР, можуть розшифрувати. Це дозволяє державам і федеральним органам влади стежити за грошима звичайних людей.

– Криптовалюти стали популярним інструментом для злочинців для нечесних дій, таких як відмивання грошей і незаконні покупки. Вже добре

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		12

відомий випадок Dread Pirate Roberts, який керував наркоторговлею в темній мережі. Хакери люблять використовувати криптовалюти для програм-вимагачів.

– Відповідно до теорії, багатство криптовалюти має розподілятися між різними учасниками в блокчейні, щоб вона була децентралізованою. Насправді власність дуже зосереджена.

– Однією з переваг криптовалют є те, що будь-хто, хто має комп'ютер і Інтернет, може майнити їх. Тим не менш, майнінг відомих криптовалют іноді вимагає стільки енергії, скільки споживають цілі країни. Подорожчання електроенергії та непередбачуваність майнінгу зосередили майнінг на великих компаніях із доходами мільярдів доларів.

– Незважаючи на те, що блокчейни криптовалют є надзвичайно безпечними, інші види зберігання криптовалют, такі як біржі та гаманці, мають ймовірність бути зламаними. Протягом багатьох років багато бірж і гаманців криптовалют були зламаними, іноді викрадаючи «монети» на мільйони доларів.

– Нестабільність цін є проблемою для публічних криптовалют. У грудні 2017 року ціна біткоіна різко зросла та обвалювалася. Він піднявся до 17 738 доларів, але в наступному місяці впав до 7 575 доларів. Отже, деякі економісти вважають криптовалюту спекулятивною бульбашкою або модою.

Створення нових криптовалют зростає через високу ліквідність цифрової валюти. Зараз на ринку є більше тисячі різних токенів криптовалют. Але через те, що вони мають низьку капіталізацію та нічим не відрізняються від своїх попередників, більшість криптовалют не користуються попитом. В основному курс нових криптовалют залежить від маркетингу, який використовує аналіз зовнішніх факторів для прогнозування їх вартості.

Розумні вкладення в криптовалюту можуть принести великі прибутки. Щоб заробити на криптовалютному трейдингу, вам потрібно вміти правильно спрогнозувати, як зміняться ціни.

Прогнозувати курс криптовалюти є надзвичайно складним завданням. Оскільки ціни багатьох монет значно знизилися, поріг входження на ринок електронних грошей зараз вважається сприятливим. З іншого боку, поточні

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		13

прогнози та очікування щодо наступного зростання криптовалюти є дуже неправильними. Оскільки цифрові активи не просто називають високоризиковими, до всіх вкладень потрібно підходити з максимальною обережністю.

Питання про те, чи варто купувати та використовувати електронну валюту, є досить дискусійним. Більшість країн досі не вирішили, чи варто вводити правила та контроль над криптовалютою та яким чином.

До цього моменту в Україні не існує єдиної думки щодо правового статусу криптовалюти. Уряд України швидше за все легалізуватиме криптовалюту. Наразі вже розроблений законопроект, який передбачає два етапи легалізації криптовалюти. Перший — у 2018 і 2019 роках. Під час цього періоду планується затвердити правовий статус криптовалют, а також компаній, що надають послуги з обміну. Крім того, передбачається вивчення тенденцій і аналіз проблем ринку криптовалюти.

Запропоновано визначити зберігачів віртуальних грошей на другому етапі, який має розпочатися в 2020-2021 роках. Зберігачами будуть особи, які надаватимуть послуги від імені своїх клієнтів, захищаючи їхню приватну інформацію. Друга проблема полягає в тому, що криптовалюта досі не визначилася як ресурс, майно чи просто гроші.

Ключові терміни, пов'язані з ринком електронних грошей, повинні бути включені до Податкового кодексу: віртуальні активи, токени, токени, криптовалюта, емітент віртуальних активів, майнінг та операції з віртуальними активами. Криптовалюти та токенактиви, зокрема, вважаються «віртуальними активами». Криптовалюта, з іншого боку, — це віртуальний актив у формі токenu, який служить засобом обміну та збереження вартості. Токени, як і жетони метро, є аналогами криптовалюти.

Важливим елементом законопроекту є те, що він оподатковує лише операції з обміну віртуальними активами на звичайні гроші. Згідно з законопроектом, дії, пов'язані з обміном віртуальних активів одного виду на інший, не підлягають оподаткуванню. Крім того, для підприємств буде

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		14

встановлена пільгова ставка оподаткування прибутку від продажу віртуальних активів на рівні 5% до 2024 року, а потім знову 1%. Ставка 5% для фізичних осіб залишатиметься [3].

Дослідження та узагальнення теоретичних і практичних досліджень щодо розвитку ринку криптовалюти дозволило визначити такі тенденції розвитку ринку криптовалюти:

- швидке проникнення електронних грошей у всі сфери життя суспільства;
- зростання можливості купувати все більше товарів і послуг за допомогою криптовалюти;
- доповнення ринку фінансових послуг як нового платіжного інструменту та інвестиційного активу, не замінюючи традиційні банківські операції в найближчі роки;

Як і будь-яка технологічна новинка, електронній валюті потрібен час, щоб завоювати прихильність споживачів і створити необхідні економічні та юридичні передумови для розвитку. Оскільки криптовалюта є новим економічним інструментом і все ще розвивається по всьому світу, досить важко зробити точний прогноз і визначити напрямок руху криптовалюти.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
						15
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.2 Характеристика моделей прогнозування курсу криптовалют

Для роботи над прогнозуванням курсу криптовалют важливу роль відіграє модель, метод прогнозування. Кожна модель прогнозування має свої переваги та недоліки. При виборі моделі, методу прогнозування потрібно враховувати, яке завдання дана модель повинна вирішувати. Також, для розуміння, яку модель вибрати для прогнозування потрібно провести класифікацію моделей прогнозування.

На рисунку 1.1 зображено схему класифікації моделей прогнозування, де поділено моделі на основі: залучених змінних; кількості часових кроків; використаної методології; тривалості прогнозування; параметра, який потрібно передбачити.

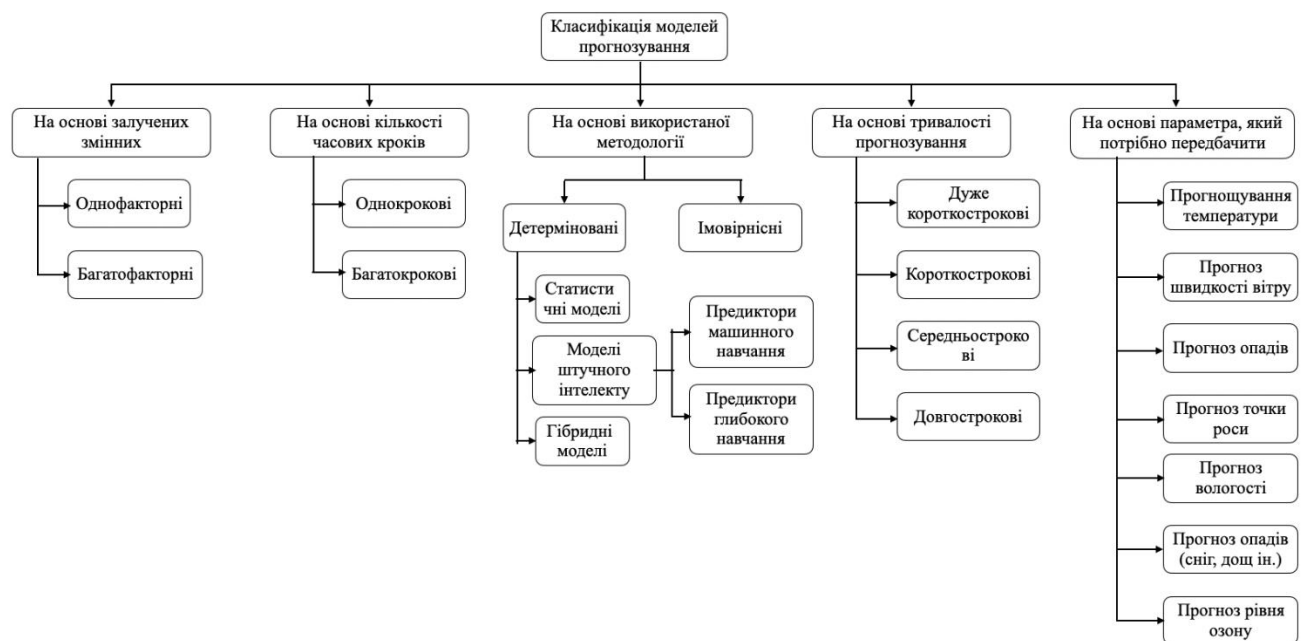


Рисунок 1.1 – Схема класифікації моделей прогнозування

Нижче наведені широко використовуванні моделі прогнозування, які використовуються під різні задачі прогнозування і зарекомендували себе як одні з найкращих моделей.

За допомогою методів прогнозування можна реалізувати задачі будь-якої складності, головне правильно підійти до вибору методу, моделі прогнозування.

									Арк.
									16
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	ДП.КН.9500070.084.ПЗ				

Існує сім основних методів прогнозування, які описані нижче.

Екстраполяція трендів є одним з основних методів прогнозування динаміки ринку. Суть методу полягає у виявленні основних тенденцій змін (трендів), що поширюються на майбутнє (період прогнозу) на основі серії динамічних статистичних даних. Зазвичай дотримуються емпіричного правила, згідно з яким період прогнозу або час прогнозу не повинен перевищувати однієї третини довжини бази прогнозу. Наприклад, для прогнозу на 1 рік найкраще мати статистику щонайменше за 3 роки. Застосування екстраполяції можливе лише за наявності статистично значущого тренду в часовому ряді; процесу дослідження є інерційним, тобто закономірності, що існували в минулому, збережуться в майбутньому; фактори, що визначають розвиток процесу, залишаються незмінними. Залежно від ознак, що динамічно змінюються, екстраполяція може бути простою і складною. Припущення щодо незмінності певних характеристик ряду в майбутньому є основою для простих методів екстраполяції, серед яких є середній рівень динаміки та середній темп зростання ряду [4].

Експоненціальне згладжування. Припустимо, що часовий ряд згладжено за допомогою згладженого ковзного середнього, де ваги відповідають експоненціальному розподілу. На значення згладженої ковзної середньої, присвоєної ваг за індексом, більшою мірою впливає останній рівень часового ряду, тому воно характеризує найбільш сучасну тенденцію розвитку досліджуваного показника.

Метод гармонійних ваг. Суть цього методу майже така ж, як і методу експоненціального згладжування. Основне значення полягає в тому, щоб зважити спостереження часових рядів, щоб пізніші спостереження набули більшої ваги. Перевагою цього методу є те, що при його використанні не потрібно робити припущень щодо типу тренду. Головне завдання є у побудові ваг.

Дисперсійний метод аналізу. Коли курс криптовалюти впливає багато факторів одночасно, дисперсійний аналіз використовується [4]. Оскільки вкрай

									Арк.
									17
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	ДП.КН.9500070.084.ПЗ				

важко брати до уваги всі фактори при аналізі та прогнозуванні відразу, необхідно вибрати найважливіші впливи. Після цього для цих факторів проводять більш детальний кількісний аналіз, а на якісному рівні враховують вплив менш значущих факторів. Наступне є суттю дисперсійного аналізу. Спочатку визначають загальну дисперсію, тобто дисперсію досліджуваного показника. Потім він буде прогнозуватися залежно від найбільшого фактора. Після цього обчислюються групові дисперсії, тобто дисперсії основних факторів, які можуть впливати на досліджуваний показник.

Аналіз кореляції та регресії Прогнозування за допомогою методів кореляції та регресії передбачає розробку формул, які показують статистичний зв'язок одного показника з іншим, відомий як парна регресія, або множинна регресія, щодо групи показників [4]. Ця стратегія базується на статистичному моделюванні. Методи статистичного прогнозування поділяються на дві основні категорії. Перша включає одиничні рівняння регресії, які описують зв'язок між одним чи кількома факторами та однією результативною ознакою. Друга категорія включає прогнозування, засноване на системі взаємопов'язаних рівнянь рядів динаміки.

Застосування кореляційно-регресійного аналізу вимагає спочатку логічного аналізу інформації про криптовалюту. Зокрема, для побудови моделі необхідна достатня кількість фактичних спостережень (щонайменше на два більше, ніж факторів, що розглядаються в моделі), крім того, дані повинні бути однорідними. Слід зазначити, що не бажано безпосередньо використовувати динамічні ряди статистичних даних для побудови кореляційно-регресійних моделей, особливо багатовимірних. Між часовими рядами завжди існує жорстка кореляція через існування часових трендів. Це призводить до виродження нормальної системи рівнянь, отримання нестійких оцінок параметрів регресії та переоцінки реального впливу факторів на результативну змінну. Краще створити моделі на основі динамічних рядів відхилень від часового тренду або використовувати просторові вибірки.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		18

Автокореляційні та авторегресійні методи. Автокореляція — це зв'язок між двома або більше значеннями в одному часовому ряді [4]. Необхідною передумовою використання цього методу є те, що тренд досліджуваного часового ряду не змінився. Враховуючи, що часові ряди економічних процесів зазвичай змінюються, тобто відображають нестационарний тренд, для переходу до стаціонарного ряду необхідно здійснити певні перетворення. Для цього можна використати поширений і досить простий метод, а саме формування різниць відповідного порядку. Це можна зробити за допомогою методу ковзної середньої. Прогнозування за допомогою автокореляційної функції здійснюється наступним чином. На основі часового ряду, що відображає процес розвитку досліджуваного показника в часі, визначається прогноз на період $(t+1)$ за умови, що середньоквадратична похибка прогнозу є мінімальною. Потім часовий ряд перевіряється на стаціонарність і, якщо умова стаціонарності не виконується, генерується різниця для надання йому стаціонарної форми. Створюється таблиця різниць і визначається довгостроковий тренд, а також коливання і зміни, спричинені випадковими факторами. Одним із різновидів автокореляції є метод довгострокової середньої змінної, який може бути використаний для визначення довгострокових тенденцій обсягу реалізованої продукції, сезонних коливань та змін обсягу продажів під впливом випадкових факторів.

Прогнозування на основі індикаторів Цей метод прогнозує зростання попиту на основі індикаторів, які випереджають зміни попиту в часі. Наприклад, стабільні економічні показники призводять до інвестицій у розвиток промислових підприємств, а збільшення доходу на душу населення є індикатором того, що попит на певний товар чи послугу незабаром зросте. Метод індикаторів використовується для оцінки потенціалу регіону (країни або області) на основі індексів купівельної спроможності, спеціально визначених для певних секторів або видів товарів.

GARCH-моделі. Моделі сімейства ARCH-GARCH (Авторегресивна умовна гетероскедастичність) займають особливе і значне місце серед економетричних методик аналізу та моделювання прогнозів з огляду на

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		19

специфіку фінансових часових рядів. GARCH-моделі поділяться на одновимірні та багатовимірні [5].

Одновимірні GARCH-моделі. В основі GARCH-моделей лежить припущення, що умовна дисперсія часового ряду залежить від її попередніх значень. Прогнозування у межах даної моделі складає основі історичної волатильності. Необхідність та актуальність дослідження волатильності цін акцій виділяє Lin [5]. По-перше, кожен учасник фондового ринку прагне передбачити можливість за замовчуванням активу, в який він вклав свої кошти. Висока волатильність активу є гарним індикатором ризикового стану компанії та ймовірного настання банкрутства. По-друге, рівень волатильності сприяє встановленню премії за ризик того чи іншого активу. Нарешті, через те, що значна частина інвесторів ставляться до ризикофоб, моменти високої волатильності на ринку можуть сигналізувати про швидкий значний відтік інвесторів, що спричинить падіння котирувань цінного паперу [5].

На даний момент в економетричній теорії існує велика різноманітність різноманітних модифікацій GARCH-моделей, які можна розділити на такі групи: базові моделі (ARCH, GARCH, GARCH-M), асиметричні моделі GARCH (EGARCH, TARARCH, QGARCH, AGARCH), моделі з довгою пам'яттю (IGARCH) та узагальнюючі моделі (APGARCH).

Зазначимо, що варіацій різних моделей значно більше, ніж вище. Багато дослідників запитують, чи дійсно модифіковані та ускладнені моделі дозволяють спрогнозувати фінансовий часовий ряд краще, ніж базові моделі. Hansen та Lunde (2005) намагалися визначити доцільність існування модифікацій [6]. Автори порівняли якість прогнозів, збудованих на основі 330 видів GARCH-моделей. Об'єктом дослідження Hansen та Lunde обрали денні котирування валютної пари «німецька марка-долар (DMD)» та прибутковість акцій компанії IBM [6]. Моделі перевірялася на робастність, здійснювалася апробація результатів з допомогою кількох функцій втрат (MSE, QLike, MAE, R2Log). Результати дослідження показали, що з низки прибутковості валютної пари

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		20

найкращою модифікацією є модель GARCH(1,1), для прибутковості акцій IBM, навпаки, асиметричні моделі показали найкращі результату.

Hansen та Lunde також досліджували проблему вибору відповідного розподілу залишків [6]. Автори стверджують, що розподіл Стюдента більше підходить для прогнозування курсу валютної пари, у той час як для прибутковості акцій краще використовувати розподіл Гауса.

На відміну від Hansen та Lunde, які використовували досить вузькоспрямований об'єкт дослідження, а саме дохідність акцій однієї компанії та однієї валютної пари, Lin аналізував якість прогнозної сили моделей із сімейства GARCH на основі китайського ринкового індексу SSE Composite Index [5]. Для проведення аналізу автор взяв два класи моделей: симетричну модель (GARCH(1,1)) та асиметричні моделі (TARCH та EGARCH). Lin провів повноцінний аналіз часового ряду та встановив, що моделі GARCH(1,1), TARCH(1,1) та EGARCH(1,1) добре оцінюють волатильність китайського ринкового індексу. Відзначимо, що автор виявив наявність ефекту левериджу на китайському ринку акцій.

На наступному етапі дослідження Lin зробив побудову 5-денних прогнозів прибутковості та волатильності. Важливо відзначити, що прогнозування за допомогою моделей сімейства GARCH раціонально здійснювати на короткострокових інтервалах, а саме 5 днів наперед максимум. Порівняння побудованих прогнозів всіх моделей з реальними даними показало добрий результат. Найточніші прогнози вийшли за допомогою моделі асиметрії EGARCH(1,1). Це твердження підтверджується і в роботі Engle, Ng (1993), які виявили, що модель EGARCH може успішно зафіксувати ефект левериджу, що підвищує ефективність передбачення [7]. Проте автори попереджають, що у ситуації, коли волатильність несподівано виникає і різко зникає, якість її прогнозу значно зменшується.

На додаток до всього аналізу Lin застосував модель ARIMA для побудови прогнозу індексу, щоб переконатися в ефективності та точності моделей із сімейства GARCH у порівнянні з іншими економетричними моделями подібного

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		21

типу. Результати показали, що прогноз, побудований за допомогою GARCH, виявився ближчим до реальних даних, ніж результати моделі ARIMA.

Багатовимірні GARCH-моделі. Описані вище класичні одновимірні ARCH-GARCH моделі ефективні в аналізі волатильності активу та короткостроковому передбаченні його майбутнього тренду. Проте для будь-якого інвестора не менш важливим питанням є ступінь сукупного ризику портфеля, який залежить від взаємозв'язку активів між собою. Дослідження подібної тематики можна здійснювати за рахунок застосування багатовимірних моделей GARCH (MGARCH), найбільш популярні з яких CCC-GARCH та DCC-GARCH, спрямовані на відстеження постійної (CCC-GARCH) та динамічної (DCC-GARCH) умовної кореляції між часовими фінансовими рядами [8][9].

Методологія багатовимірних моделей зарекомендувала себе у багатьох наукових дослідженнях різної тематики. Ширше застосування MGARCH отримали у сфері хеджування та диверсифікації портфеля цінних паперів. Наприклад, Sadorsky (2014) за допомогою DCC-AGARCH і VARMA-AGARCH моделює волатильність і умовну динамічну кореляцію між котируваннями акцій ринків, що розвиваються, і сировинним ринком, а саме цінами на мідь, нафту і пшеницю [10]. Автори стверджують, що модель динамічної умовної кореляції є найкращим варіантом для встановлення взаємозв'язків між активами, розрахунку коефіцієнта хеджування та оптимальної ваги для інвестиційного портфеля. На додаток до всього подібна методологія дозволяє простежити вплив економічних криз на взаємозв'язки між активами на фондовий ринок. Sadorsky виявив, що умовна кореляція фондового ринку із сировинним ринком, по-перше, значно збільшилася у період кризи 2008-2009 року [10]. По-друге, її динаміка загалом має підвищувальний тренд протягом останніх 20 років.

Неверович (2014) також досліджує практичну цінність застосування багатовимірних моделей умовної волатильності у рамках хеджування на нафтовому ринку [11]. Автор, як і в попередньому дослідженні, розраховує коефіцієнт оптимального хеджування на основі результатів побудови постійних та динамічних умовних кореляцій через MGARCH. Відзначимо, що автор також

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		22

застосовує модифіковану модель DDC-GARCH, яка враховує умовні асиметрії кореляції (A-DCC). У підсумку Неверович встановив, що найбільша ефективність від хеджування виходить на основі A-DCC-моделі, при цьому найгірша за допомогою CCC-моделі.

Нарешті, відзначимо, що багатовимірні моделі використовуються як підвищення ефективності портфеля цінних паперів, а й у масштабних наукових цілях.

Дослідження показали, що застосування багатовимірних моделей GARCH у сфері прогнозування цін акцій та підвищення ефективності портфеля покращує якість результату, внаслідок чого було ухвалено рішення використати подібну методологію в рамках цієї сфери.

Метод prophet. У R існує велика кількість пакетів для аналізу часових рядів. Наприклад, одним з найбільш популярних є пакет forecast, в якому реалізовані як класичні (експоненційне згладжування, модель Хольта-Вінтерса, ARIMA та ін), так і нещодавно розроблені методи прогнозування (моделі, які можуть групувати часові ряди, ряди з різними сезонами та інші функції). Таке розмаїття методів є і перевагою, і недоліком пакета forecast. Інший важливий недолік полягає в тому, що всі реалізовані в forecast методи мають свої власні параметри налаштування, і навіть досвідчені аналітики не застраховані від вибору неправильного методу та/або набору параметрів для вирішення завдання.

У 2017 р. фахівці компанії Facebook оголосили про розроблений ними новий пакет для прогнозування часових рядів – prophet (“пророк”). prophet багато в чому позбавлений зазначених вище недоліків forecast та інших подібних пакетів і дозволяє створювати точні прогностичні моделі в (напів-)автоматичному режимі [12].

Модель Брауна. Адаптивні моделі прогнозування включають модель Брауна, яка може змінювати свою структуру та параметри відповідно до зміни умов. Всі адаптивні моделі належать до двох категорій: моделі ковзного середнього (СС) і моделі авторегресії (АР).

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		23

Схема ковзного середнього показує, що оцінка поточного рівня (спостереження) є зваженим середнім усіх попередніх рівнів; вага, або множник, який показує інформаційну цінність спостереження, збільшується, чим ближче воно до поточного рівня. Такі моделі добре відображають тенденції, але не відображають коливання, такі як сезонні зміни.

У СС-моделях використовується параметр згладжування, який має значення в діапазоні від 0 до 1. Для швидкозмінних процесів параметр згладжування більше 0,5, а для відносно стабільних процесів менше 0,5.

Відповідно до моделі Брауна, процеси з лінійною та параболічною тенденцією Брауна складаються з таких етапів:

1. Значення параметрів лінійної моделі для нульового моменту часу оцінюються за першими п'ятьма точками часового ряду за допомогою методу найменших квадратів:

$$y_{th}(t) = a_0 + a_1 t. \quad (1.1)$$

2. Використання параметрів a_0 і a_1 , знайдених на попередньому етапі (трендом), а також випадкових процесів без тенденції. Побудовавши лінійну модель, ми знаходимо прогноз на наступний крок ($\tau=1$):

$$y_1 = a_{0(0)} + a_{1(0)}; \tau = a_{0(0)} + a_{1(0)} \quad (1.2)$$

3. Знаходимо економічне значення фактичного показника від розрахункового (у разі $t = 1$): $\varepsilon = y(t) - y_{th}(t)$ (1.3)

4. Коригуємо параметри моделі за формулами:

$$a_{0(t)} = a_{0(t-1)} + a_{1(t-1)} + (1 - \beta^2) \cdot \varepsilon(t), \quad (1.4)$$

$$a_{1(t)} = a_{1(t-1)} + (1 - \beta)^2 \cdot \varepsilon(t), \quad (1.5)$$

де $\beta=1-\alpha$, α - параметр згладжування.

5. Прогноз можна знайти на наступний момент часу ($\tau = 1$) за допомогою параметрів, які були скориговані на попередньому кроці:

$$y_{th}(\tau) = a_{0(t)} + a_{1(t)} \tau. \quad (1.6)$$

Точковий прогноз на майбутнє розраховується за формулою:

$$y_{th}(n + \tau) = a_{0(n)} + a_{1(n)} \tau, \quad \tau = 1, 2, \dots, \quad (1.7)$$

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		24

де n – кількість спостережень.

Модель ARIMA. ARIMA (Авторегресійне інтегроване ковзне середнє) – це процеси Бокса-Дженкінса, які є сімейством лінійних статистичних моделей, заснованих на нормальному розподілі, які дають змогу імітувати поведінку безлічі різних реальних часових рядів шляхом комбінування процесів авторегресії, процесів інтегрування і процесів змінного середнього.

Процес випадкового шуму складається з випадкової вибірки (незалежних спостережень) з нормального розподілу з постійним середнім і стандартним відхиленням. Будь-які тенденції (тренди) в цьому випадку відсутні, оскільки через незалежності спостереження не пам'ятають про минуле поведінки ряду [13].

Формула:
$$Y_t = \mu + \xi_t \quad (1.8)$$

Процес авторегресії (AR) володіє пам'яттю про своє минуле:

$$Y_t = \delta + \phi Y_{t-1} + \xi_t \quad (1.9)$$

Процес змінного середнього (MA) має обмежену пам'ять:

$$Y_t = \mu + \xi_t - \theta \xi_{t-1} \quad (1.10)$$

Процес авторегресії і ковзного середнього (ARMA) поєднує в собі AR і MA:

$$Y_t = \delta + \phi Y_{t-1} + \xi_t - \theta \xi_{t-1} \quad (1.11)$$

Процес авторегресійного інтегрованого змінного середнього (ARIMA) пам'ятає свої зміни:

$$Y_t - Y_{t-1} = \delta + \phi(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \xi_t - \theta \xi_{t-1} \quad (1.12)$$

Довга короткочасна пам'ять (LSTM) — це тип архітектури рекурентної нейронної мережі (RNN), який був представлений Зеппом Хохрайтером і Юргеном Шмідхубером у їхній основоположній статті під назвою «Довготривала короткочасна пам'ять», опублікованій у Neural Computation у 1997 році [14]. LSTM широко використовується в різних областях, включаючи обробку природної мови, розпізнавання мовлення та аналіз часових рядів, завдяки своїй здатності фіксувати довгострокові залежності в послідовних даних.

За своєю суттю, LSTM вирішує проблему зникнення та розриву градієнтів, які можуть виникати в традиційних RNN під час навчання на довгих

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		25

послідовностях. LSTM досягає цього шляхом введення комірки пам'яті та трьох механізмів стробування, які регулюють потік інформації в мережі: вхідний шлюз, шлюз забуття та вихідний шлюз.

Комірка пам'яті, позначена як C_t , служить компонентом довгострокової пам'яті LSTM. Це дозволяє мережі вибірково зберігати та отримувати доступ до інформації через розширені послідовності. Клітина має власну петлю, яка дозволяє інформації протікати в часі без значного розпаду.

Шлюз забуття, позначений як f_t , визначає, яку частину попереднього стану комірки потрібно забути. Він приймає як попередній прихований стан, h_{t-1} , так і поточний вхід, x_t , як вхідні дані та виводить значення від 0 до 1 для кожного елемента стану комірки. Ворота забуття обчислюються за допомогою сигмоїдної функції активації:

$$f_t = \sigma_g(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1.13)$$

де W_f і b_f – вагова матриця та вектор зміщення, характерні для пропуску.

Вхідний вентиль, позначений як i_t , контролює, скільки нової інформації має зберігатися в комірці пам'яті. Він складається з двох частин: значення-кандидата g_t і вихідного вхідного вентиля i_t . Значення кандидата обчислюється за допомогою функції активації гіперболічного тангенса:

$$g_t = \tanh(W_g \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_g) \quad (1.14)$$

Вихід вхідного вентиля, i_t , обчислюється за допомогою сигмоїдної функції активації:

$$i_t = \sigma_g(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (1.15)$$

Стан комірки C_t оновлюється шляхом поєднання значення кандидата та виходу вхідного вентиля:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * g_t \quad (1.16)$$

Нарешті, вихідний вентиль, позначений як o_t , визначає кількість інформації, яка буде виведена з комірки пам'яті. Він приймає попередній прихований стан, h_{t-1} , і поточний вхід, x_t , як вхідні дані та обчислює вихідний гейт за допомогою сигмоїдної функції активації:

$$o_t = \sigma_g(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (1.17)$$

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		26

Поточний прихований стан h_t отримується шляхом пропускання оновленого стану комірки через вихідний вентиль і застосування функції гіперболічного тангенса:

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (1.18)$$

Ці рівняння описують потік інформації в комірці LSTM. Вибірково запам'ятовуючи та забуваючи інформацію з часом, LSTM може ефективно фіксувати довготривалі залежності в послідовних даних.

Мережі LSTM зазвичай складаються з кількох осередків LSTM, складених разом, що дозволяє їм моделювати складні послідовності та фіксувати ієрархічні залежності. Вихідні дані останньої комірки LSTM у послідовності часто подаються на повністю підключений рівень для подальшої обробки або прогнозування.

Ітеративний градієнтний спуск, такий як зворотне поширення в часі, може використовуватися для зміни кожного вагового коефіцієнта пропорційно до його похідної по відношенню до похибки, щоб зменшити загальну похибку ДКЧП на тренувальних послідовностях. Для стандартних РНМ градієнти похибок зникають експоненційно швидко з часом між важливими подіями. Однак у блоках ДКЧП помилка виявляється в пастці в частині пам'яті блоку, коли значення помилки зворотно поширюється з виходу. Поки люди не стають натренованими відсікати це значення, вона постійно подає помилку назад до кожного вентиля. Це називається «каруселлю помилки». Таким чином, регулярне зворотне поширення корисно для навчання блоку ДКЧП запам'ятовувати значення протягом тривалого періоду часу.

Поєднання штучної еволюції для вагових коефіцієнтів прихованих вузлів і псевдообернення або методу опорних векторів для вагових коефіцієнтів вихідних вузлів є ще одним способом тренування ДКЧП. Застосування навчання з підкріпленням ДКЧП можуть використовувати такі методи, як генетичні алгоритми, еволюційні стратегії або градієнтні стратегії.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		27

1.3 Існуючі програмні засоби для прогнозування курсу криптовалют

Найчастіше для прогнозування використовують модель ARIMA через те, що ці моделі мають дуже чітке математико-статистичне обґрунтування, що робить їх одними з найбільш науково обґрунтованих моделей з усього безлічі моделей прогнозування тенденцій у тимчасових рядах.

Ще однією перевагою є формалізована і найбільш докладно розроблена методика, слідуючи якій можна підібрати модель, найбільш підходящу до кожного конкретного тимчасовому ряду. Формальна процедура перевірки моделі на адекватність досить проста, а розроблені методики по автоматичному підбору найкращої ARIMA і зовсім "значно полегшують життя" прогнозіста [13].

Крім того, точкові та інтервальні прогнози впливають із самої моделі і не вимагають додаткового аналізу.

Одним із очевидних недоліків моделей є вимога до кількості даних: для побудови достатньої моделі ARIMA потрібно не менше 40 спостережень, а для моделі SARIMA потрібно приблизно 6-10 сезонів, що не завжди можливо на практиці [13].

Неадаптивність моделей авторегресії є другим великим недоліком. При отриманні нових даних модель потрібно регулярно переоцінювати, а іноді й переідентифікувати.

Третій недолік полягає в тому, що побудова задовільної моделі ARIMA вимагає великих витрат ресурсів і часу. Саме ж побудова моделі скоріше є "мистецтвом", тобто вимагає великого досвіду з боку прогнозіста.

Звичайно, у моделей ARIMA є свої недоліки, що лежать в самій їх основі. Однак це жодною мірою не говорить про те, що від цих моделей треба відмовитися і при прогнозуванні використовувати тільки інші моделі. Для кожного конкретного випадку варто звертатися до своєї прогнозної моделі: будь то найпростіші моделі, моделі трендів, сезонної декомпозиції, моделі експоненціального згладжування або моделі авторегресії зі ковзної середньої.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		28

Просто варто мати на увазі як позитивні, так і негативні сторони використовуваних моделей і спиратися на ті прогнози, щодо яких (на основі експертної думки і фундаментального аналізу галузі) можна сказати, що вони краще опишуть реальну ситуацію в майбутньому.

За допомогою методу prophet в RStudio можна спрогнозувати курс криптовалюти, а також представити візуально. Пакет prophet розповсюджується безкоштовно за ліцензією MIT [12]. Його легко встановити стандартним чином зі сховища CRAN (на Windows-машинах попередньо потрібно буде встановити Rtools): `install.packages("prophet")`

Якщо працюєте на комп'ютері Mac під керуванням OS X, потрібно додати аргумент `type = "source"`.

В основі цієї методології лежить процедура припасування адитивних регресійних моделей (Generalized Additive Models, GAM) наступного виду:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (1.19)$$

де $g(t)$ і $s(t)$ є функціями, які апроксимують як сезонні коливання, так і тренд ряду (наприклад, річні, тижневі тощо), а $h(t)$ є функцією, яка відображає ефекти свят і інших впливових подій,

ϵ_t - нормально розподілені випадкові обурення.

Для апроксимації перерахованих функцій використовуються такі методи:

- тренд: шматкова лінійна регресія або шматкова логістична крива росту;
- річна сезонність є частковою сумою ряду Фур'є, кількість членів якого визначає гладкість функції; тижнева сезонність є індикаторною змінною;
- «свята» (офіційні святкові та вихідні дні, такі як Новий рік, Різдво тощо) є індикаторними змінними.

Принципи байєсівської статистики застосовуються для оцінки параметрів моделі, що підганяється. Це може бути метод знаходження апостеріорного максимуму (MAP), або повний байєсовський висновок. Для цього використовується Stan ймовірнісне програмування. Пакет prophet є простим інтерфейсом для роботи з цією платформою з середовища R.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		29

RNN, що використовує блоки LSTM, можна навчити керованим способом на наборі тренувальних послідовностей, використовуючи алгоритм оптимізації, як-от градієнтний спуск у поєднанні із зворотним поширенням у часі, щоб обчислити градієнти, необхідні під час процесу оптимізації, щоб змінити кожен вагову силу LSTM. мережі пропорційно до похідної помилки (на вихідному рівні мережі LSTM) відносно відповідної ваги.

Проблема з використанням градієнтного спуску для стандартних RNN полягає в тому, що градієнти помилок експоненціально швидко зникають із розміром часової затримки між важливими подіями. Це пов'язано з

$$\lim_{n \rightarrow \infty} W^n = 0 \quad (1.20)$$

якщо спектральний радіус W менше 1. [14][15]

Однак у блоках LSTM помилка залишається в комірці блоку LSTM, коли значення помилки повертаються з вихідного рівня. Кожен вентиль блоку LSTM отримує помилку від цієї «каруселі помилок» безперервно, доки він не навчиться відсікати значення.

Функція оцінювання CTC

Багато додатків використовують стеки LSTM RNN [14] і навчають їх за коннекціоністською часовою класифікацією (CTC), щоб знайти вагову матрицю RNN, яка максимізує ймовірність послідовностей міток у навчальному наборі, враховуючи відповідні вхідні послідовності. CTC забезпечує як узгодження, так і визнання.

Альтернативи

Іноді може бути корисним навчати (частини) LSTM за допомогою нейроеволюції [14] або за допомогою методів градієнта політики, особливо коли немає «вчителя» (тобто навчальних міток). Було кілька успішних історій навчання без нагляду RNN за допомогою підрозділів LSTM.

У 2018 році Білл Гейтс назвав «великою віхою в розвитку штучного інтелекту», коли боти, розроблені OpenAI, змогли перемогти людей у грі Dota 2. OpenAI Five складається з п'яти незалежних, але скоординованих нейронних мереж. Кожна мережа навчається за методом градієнта політики без нагляду

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		30

вчителя та містить одношарову короткочасну довготривалу пам'ять на 1024 одиниці, яка бачить поточний стан гри та видає дії через кілька можливих головок дій [16].

У 2018 році OpenAI також навчив подібний LSTM за допомогою градієнтів політики керувати людиноподібною рукою робота, яка маніпулює фізичними об'єктами з безпрецедентною спритністю.

У 2019 році програма DeepMind AlphaStar використовувала глибоке ядро LSTM, щоб досягти успіху в складній відеогрі Starcraft II. Це було розцінено як значний прогрес у розвитку штучного інтелекту [17].

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
						31
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.4 Постановка завдання

Основною метою цього завдання є розробка програмного модуля для прогнозування курсу криптовалют. Для його реалізації варто розглянути кілька ключових аспектів.

По-перше, необхідно провести аналіз області застосування, щоб зрозуміти важливість прогнозування курсу криптовалюти у фінансовій галузі. Цей аналіз висвітлить проблеми та складності, пов'язані з точним прогнозуванням курсу криптовалют.

Також потрібно провести комплексний аналіз моделей прогнозування курсу криптовалюти. Різні моделі, такі як авторегресійна інтегрована ковзна середня (ARIMA), авторегресія нейронної мережі (NNetAR) та інші, розглядаються з точки зору їх теоретичних принципів і методології. Сильні сторони та обмеження кожної моделі оцінені для визначення їхньої придатності для прогнозування курсу криптовалюти.

Завдання також передбачає аналіз існуючих програмних засобів для прогнозування курсів криптовалют. Переглядаючи та оцінюючи характеристики, функціональні можливості та зручність використання цих інструментів, можна визначити будь-які прогалини чи обмеження, котрі запропонований програмний модуль має на меті усунути.

На основі цих аналізів і сформульована постановка проблеми, яка полягає в розробці програмного модуля, який дасть користувачам змогу прогнозувати курси криптовалют з підвищеною точністю та надійністю. Модуль має забезпечити зручний інтерфейс і включати розширені моделі прогнозування та показники оцінки.

Необхідно описати загальну структуру програмного модуля з окресленням його основних підсистем і функцій. Особливу увагу варто приділити використаним моделям прогнозування, таким як ARIMA та NNetAR, оскільки вони складають ядро модуля. Крім того, розглянуто інформаційну підтримку для

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		32

прогнозування курсу криптовалюти, щоб забезпечити користувачів відповідними даними та ресурсами.

Завдання полягає в розробці структури програмного модуля, забезпеченні його надійності, ефективності та масштабованості. Інтерфейс користувача буде спроектований таким чином, щоб полегшити використання та забезпечити інтуїтивно зрозумілий доступ до функцій прогнозування.

При впровадженні програмного модуля необхідно провести експерименти з реальними даними про криптовалюту для прогнозування курсів криптовалют Ethereum, Bitcoin, Terra Luna Classic (LUNC), Dogecoin та Binance coin в момент закриття торгів за такі періоди:

- Bitcoin з 17 вересня 2014 року по 4 грудня 2022 рік;
- Binance coin з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік;
- Dogecoin з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік;
- Terra Luna Classic (LUNC) з 27 липня 2019 року по 4 грудня 2022 рік;
- Ethereum з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік.

Результати будуть оцінюватися за допомогою різних показників оцінювання якості, таких як середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE), середньоквадратична помилка (RMSE), середня абсолютна помилка (MAE), симетрична середня абсолютна відсоткова помилка (SMAPE) і оцінка навичок прогнозування (FSS). Вони визначатимуть ефективність і точність моделей прогнозування, які використовуються в програмному модулі.

Підсумовуючи, необхідно розробити комплексний програмний модуль для прогнозування курсу криптовалюти, вирішуючи проблеми та обмеження існуючих інструментів. Модуль надасть користувачам розширені можливості прогнозування та цінну інформацію про динамічний ринок криптовалют.

Отже, на закінчення:

1. Задача прогнозування курсу криптовалют є досить новою, але вона має деякі суттєві відмінності від задачі прогнозування курсу звичайних валют. Рішення для цієї проблеми доступні на ринку, але зазвичай вони представляють комерційний сервіс, а не деталі реалізації.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		33

2. Для вирішення задачі прогнозування використовуються різні методи та моделі, які мають свої переваги та недоліки в залежності від кількості залучених змінних, кількості часових кроків, тривалості прогнозування, вибору методу прогнозування, вибору параметра, який потрібно передбачити.

3. Обрано методи ARIMA та NNetAR для прогнозування курсів криптовалюти, оскільки вони є широко визнаними та використовуваними моделями в області аналізу та прогнозування часових рядів.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		34

2 СТРУКТУРА ТА ОСНОВНІ ПІДСИСТЕМИ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ

2.1 Загальна структура програмного модуля прогнозування курсу криптовалют

Програмний модуль прогнозування курсу криптовалют – це інструмент або програма, яка використовує різні статистичні методи та методи машинного навчання для аналізу історичних ринкових даних і прогнозування майбутніх коливань цін на криптовалюти.

Цей модуль може бути розроблений для аналізу різних факторів, які впливають на ціни криптовалют, таких як настрої ринку, обсяги торгів, нормативні зміни, технологічні розробки тощо. Враховуючи ці фактори, програмне забезпечення може генерувати прогнози курсу криптовалют на різні часові горизонти, починаючи від кількох хвилин до кількох місяців і навіть років.

Програмний модуль також може надавати візуалізацію та аналітику, які дозволяють користувачам досліджувати історичні показники різних криптовалют і оцінювати їхній ризик і потенціал прибутку. Це може бути корисним для трейдерів, інвесторів і аналітиків, які цікавляться ринком криптовалют і хочуть приймати обґрунтовані рішення на основі даних.

Загалом, програмний модуль прогнозування курсу криптовалют є потужним інструментом для розуміння та прогнозування складної динаміки ринку криптовалют і може допомогти користувачам приймати більш обґрунтовані та вигідні інвестиційні рішення.

Загальна структура програмного модуля для прогнозування курсу криптовалют може відрізнятися в залежності від конкретного дизайну та функціональності модуля. Однак ось деякі загальні компоненти, які повинен містити такий модуль:

– Збір даних: цей компонент передбачає збір історичних даних щодо цін на криптовалюту, обсягів торгів та інших відповідних показників із різних джерел. Приклади джерел включають біржі криптовалют (такі як Binance або

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		35

Coinbase), API (такі як CoinMarketCap або CryptoCompare) і постачальників даних (такі як Bloomberg або Refinitiv). Зібрані дані мають охоплювати значний період часу та регулярно оновлюватися, щоб відобразити нові події на ринку.

– Попередня обробка даних: цей компонент передбачає очищення та підготовку зібраних даних для аналізу. Приклади етапів попередньої обробки включають видалення викидів, обробку відсутніх даних, нормалізацію даних і перетворення їх у відповідний формат (наприклад, CSV або JSON).

– Розробка функцій: цей компонент включає вилучення відповідних функцій із попередньо оброблених даних, які можна використовувати для прогнозування майбутніх цін на криптовалюту. Приклади функцій включають ковзні середні, індекс відносної сили (RSI), середню ціну, зважену за обсягом (VWAP), і показники настрою (наприклад, із соціальних мереж або статей новин).

– Вибір моделі: цей компонент передбачає вибір відповідних статистичних моделей або моделей машинного навчання для завдання прогнозування. Приклади моделей включають лінійну регресію, авторегресійну інтегровану ковзну середню (ARIMA), нейронні мережі довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) і регресію випадкового лісу. Вибір моделі залежить від конкретної задачі прогнозування та наявних даних.

– Навчання моделі: цей компонент передбачає навчання вибраних моделей на історичних даних для вивчення основних закономірностей і зв'язків між функціями та цільовою змінною (тобто ціною криптовалюти). Цей крок передбачає поділ даних на набори для навчання та перевірки, налаштування гіперпараметрів моделі та вибір найкращої моделі на основі результатів перевірки.

– Перевірка моделі: цей компонент передбачає оцінку продуктивності навчених моделей за допомогою різних показників, таких як середня квадратична помилка (MSE), середня абсолютна помилка (MAE), середньоквадратична помилка (RMSE) і коефіцієнт детермінації (R^2). . Мета

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		36

перевірки полягає в тому, щоб гарантувати, що модель є точною та надійною для прогнозування майбутніх цін на криптовалюту.

– Прогнозування: цей компонент передбачає використання навчених моделей для створення прогнозів курсу криптовалют для різних часових горизонтів, таких як погодинний, щоденний, тижневий або місячний. Прогнози можна візуалізувати за допомогою діаграм, графіків або інформаційних панелей, щоб допомогти користувачам зрозуміти прогнозовані зміни цін.

– Візуалізація та звітність: цей компонент передбачає надання візуалізацій і аналітики, які дозволяють користувачам досліджувати історичну ефективність різних криптовалют, оцінювати їхній ризик і потенціал повернення та приймати обґрунтовані інвестиційні рішення на основі даних. Приклади інструментів візуалізації включають Tableau, Power BI та бібліотеки Python, такі як Matplotlib і Seaborn.

Отже, загальна структура програмного модуля для прогнозування курсу криптовалют має включати збір даних, попередню обробку, розробку функцій, вибір моделі, навчання, перевірку, прогнозування та компоненти звітності для забезпечення точних і надійних прогнозів цін на криптовалюту.

У разі розробки цей модуль може стати корисним інструментом для користувачів, зацікавлених у прогнозуванні курсів криптовалют. Схоже, що модуль розроблено з використанням R і фреймворку Shiny, що дозволяє створювати інтерактивні веб-додатки.

Загальна структура модуля буде складатись з двох основних компонентів: інтерфейсу користувача (UI) і сервера. Інтерфейс користувача відповідає за створення веб-інтерфейсу та включає такі компоненти, як вхідні дані для завантаження файлів, спадні списки вибору моделі та панелі вкладок для відображення різних візуалізацій даних і показників. Сервер відповідає за обробку введених даних користувачами, читання та обробку даних, а також створення прогнозів і візуалізацій.

Коли користувач завантажує файл CSV, що містить дані про криптовалюту, і вибирає модель прогнозування, сервер обробляє дані, перевіряючи необхідні

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		37

стовпці та вводячи відсутні значення. Потім він перетворює дані у формат часових рядів і створює різні візуалізації, включно з графіком декомпозиції та графіком прогнозу, які відображають тренд, сезонні та залишкові компоненти часового ряду та прогнозовані значення за час відповідно.

На додаток до візуалізацій, модуль також буде містити таблицю, що відображає показники оцінки прогнозу, такі як середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE), середньоквадратична помилка (RMSE) і середня абсолютна помилка (MAE), які надають користувачам кількісні показники точність прогнозу.

Загалом модуль представляє собою комплексний інструмент для прогнозування курсів криптовалют, який надає користувачам як візуальні, так і кількісні показники точності прогнозу.

2.2 Моделі ARIMA та NNetAR як ядро програмного модуля

В програмному модулі прогнозування курсу криптовалют буде використовуватись дві моделі для прогнозування курсу криптовалют: модель авторегресійне інтегроване ковзне середнє (ARIMA) та модель нейронної мережі (NNetAR).

Модель ARIMA, яка буде використовуватися в програмному модулі для прогнозування курсу криптовалют, розшифровується як «Autoregressive Integrated Moving Average». Це модель прогнозування часових рядів, яка широко використовується для фінансового прогнозування, включаючи прогнозування цін на криптовалюту.

Модель ARIMA складається з трьох компонентів:

– Авторегресія (AR): цей компонент використовує минулі значення ряду для прогнозування майбутніх значень. Іншими словами, майбутня вартість ряду є лінійною комбінацією його минулих значень. Порядок авторегресійного компонента представлено "p."

– Ковзне середнє (MA): цей компонент використовує помилки попередніх прогнозів для прогнозування майбутніх значень. Іншими словами,

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		38

майбутня вартість ряду є лінійною комбінацією його минулих помилок. Порядок компонента ковзного середнього представлено "q."

– Інтеграція (I): Цей компонент використовується для видалення тренду та створення стаціонарного ряду. Порядок компонента інтеграції представлено буквою "d."

Порядок моделі ARIMA представлено як (p, d, q). Порядок p, d і q визначається шляхом аналізу функції автокореляції (ACF) і функції часткової автокореляції (PACF) часового ряду.

Модель ARIMA, яка буде використовуватися в програмному модулі, є сезонною моделлю ARIMA (SARIMA), яка включає додаткові сезонні компоненти для фіксації сезонності в даних. Сезонна складова представлена (P, D, Q, S), де S представляє сезонність ряду, а P, D і Q є сезонним порядком моделі ARIMA.

Функція «auto.arima» в пакеті «прогноз» R використовується для автоматичного визначення оптимальних параметрів для моделі ARIMA на основі значення AIC (інформаційний критерій Акаїке). Функція вибирає найкраще підібрану модель ARIMA шляхом повторного пошуку можливих комбінацій значень p, d і q. Отримана модель використовується для прогнозування майбутніх значень часового ряду.

Інформаційний критерій Акаїке (ІКА, англ. Akaike information criterion, AIC) – це оцінювач похибки позабіркового передбачування, а також відносної якості статистичних моделей для конкретного набору даних [18]. ІКА оцінює якість кожної моделі в порівнянні з іншими моделями в сукупності моделей, використовуваних для цих даних. Таким чином, ІКА надає інструменти для вибору моделі.

Інформатика базується на теорії інформації. Коли статистичну модель використовують для зображення процесу, що породив дані, це представлення майже ніколи не буде точним. З цієї причини при використанні статистичної моделі для зображення процесу втрачається частина інформації. ІКА оцінює

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		39

відносну кількість інформації, яку модель втрачає. Чим менша кількість інформації втрачає модель, тим краща її якість.

ІКА має справу з компромісом між допасованістю моделі та її простотою, коли оцінює кількість інформації, що втрачає модель. Іншими словами, ІКА має на меті зменшити ризик перенавчання та недонавчання.

Загалом модель ARIMA, яка використовується в програмному модулі, є потужною та гнучкою моделлю прогнозування, яка може фіксувати як тенденцію, так і сезонність часових рядів, що зробить її придатною для прогнозування руху цін на криптовалюту.

Модель NNetAR (Neural Network AutoRegressive) — це тип нейронної мережі, який використовується для прогнозування часових рядів. Це поєднання моделі авторегресії (AR) і нейронної мережі, зокрема нейронної мережі прямого зв'язку.[19] Модель навчена прогнозувати майбутні значення часового ряду на основі його минулих значень, використовуючи як лінійні, так і нелінійні залежності.

Модель NNetAR складається з двох основних компонентів: авторегресійної частини та частини нейронної мережі. Авторегресійна частина моделює лінійні залежності в часовому ряді, тоді як частина нейронної мережі моделює нелінійні залежності.

Авторегресійна частина подібна до моделі ARIMA, де поточне значення часового ряду регресується на його минулі значення. Однак замість використання фіксованої кількості лагованих значень модель NNetAR використовує змінну кількість лагованих значень на основі такого критерію, як інформаційний критерій Akaike (AIC).

Частина нейронної мережі складається з кількох шарів нейронів, кожен з яких з'єднаний з попереднім шаром. Входами для нейронної мережі є лаговані значення часового ряду, а виходом – прогнозоване значення. Ваги та зміщення нейронної мережі вивчаються в процесі навчання, коли модель оптимізується, щоб мінімізувати помилку передбачення.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		40

У контексті програмного модуля прогнозування курсу криптовалюти модель NNetAR використовуватиметься як альтернатива моделі ARIMA для прогнозування майбутньої вартості криптовалюти на основі історичних даних. Користувач зможе вибрати ARIMA або NNetAR як модель прогнозування в інтерфейсі користувача.

Модель NNetAR в програмному модулі буде використовувати нейронну мережу з одним прихованим шаром для моделювання часових рядів і використовуватиме алгоритм зворотного поширення для навчання мережі на історичних даних. Авторегресивний компонент із запізненням включений у структуру мережі шляхом включення лагованих значень часового ряду як вхідних змінних у мережу.

Після навчання нейронної мережі на історичних даних функція NNetAR генерує прогноз майбутніх значень часового ряду на основі навченої моделі мережі. Прогноз можна буде побудувати в програмному модулі разом із фактичними історичними даними та прогнозом, створеним моделлю ARIMA.

Перевага використання моделі NNetAR полягає в тому, що вона може фіксувати нелінійні зв'язки та взаємодії в даних часових рядів, які можуть не бути охоплені лінійною моделлю ARIMA. Однак модель NNetAR потребує більше обчислень і більше навчальних даних, ніж модель ARIMA. Таким чином, користувач повинен збалансувати переваги використання моделі NNetAR з обчислювальними ресурсами та кількістю доступних історичних даних.

2.3 Інформаційне забезпечення прогнозування курсу криптовалют

Прогнозування курсу криптовалюти спирається на різні форми інформаційного забезпечення, щоб зробити точні прогнози. Ось деякі з ключових джерел інформації, які можна використовувати для прогнозування курсу криптовалюти:

– Історичні дані. Історичні дані про ціни та обсяги криптовалют можуть надати цінну інформацію про тенденції та закономірності на ринку,

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		41

допомагаючи аналітикам визначити ключові рівні підтримки та опору та інші технічні індикатори.

– Новини ринку: новини криптовалютного ринку, такі як важливі повідомлення від компаній і регуляторних органів, можуть мати значний вплив на ціни. Слідкуйте за останніми ринковими новинами, щоб бути в курсі та робити обґрунтовані прогнози.

– Соціальні медіа: такі соціальні медіа-платформи, як Twitter і Reddit, можуть надати велику кількість інформації про настрої навколо криптовалют. Відстежуючи розмови в соціальних мережах, аналітики можуть отримати цінну інформацію про настрої ринку, які можуть стати основою для їхніх прогнозів.

– Технічний аналіз. Технічний аналіз передбачає використання діаграм, індикаторів та інших інструментів для виявлення тенденцій і прогнозування майбутніх змін цін. Цей підхід може бути особливо корисним для короткострокового прогнозування.

– Фундаментальний аналіз. Фундаментальний аналіз передбачає вивчення основних факторів, які впливають на вартість криптовалют, таких як темпи впровадження, нормативні розробки та технологічний прогрес. Цей підхід може бути корисним для довгострокового прогнозування.

– Машинне навчання. Алгоритми машинного навчання можна навчити на історичних даних, щоб визначити закономірності та передбачити майбутні зміни цін. Цей підхід може бути особливо корисним для прогнозування курсу криптовалюти, де ринкові дані часто дуже складні та нестабільні.

Загалом, комбінація цих джерел інформації зазвичай використовується для інформування про прогнозування курсу криптовалюти. Поєднуючи історичні дані з новинами ринку, настроями в соціальних мережах, технічним і фундаментальним аналізом і машинним навчанням, аналітики можуть отримати більш повне розуміння ринку криптовалют і робити точніші прогнози.

Інформаційне забезпечення програмного модуля прогнозування курсу криптовалюти базується на мові програмування R та кількох пакетах: shiny, ggplot2, tidyverse, predict, lubridate.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		42

Пакет shiny використовується для створення веб-панелі для інтерфейсу користувача. Інформаційна панель містить кілька панелей, у тому числі одну для завантаження файлу CSV, що містить дані про криптовалюту, одну для вибору моделі прогнозування (ARIMA або NNetAR) і одну для відображення результатів прогнозу.

Пакет ggplot2 використовується для створення графіків необроблених даних, графіка декомпозиції та графіка прогнозу.

Пакет tidyverse використовується для обробки завантажених даних і підготовки їх до аналізу. Він містить функції для фільтрації, перетворення та узагальнення даних.

Пакет forecast використовується для створення об'єкта прогнозу на основі обраної моделі та розрахунку метрик оцінки прогнозу.

Пакет lubridate використовується для роботи з об'єктами дати й часу, наприклад для видалення року з об'єкта дати та визначення частоти часових рядів на основі інтервалу часу між точками даних.

Інформаційне забезпечення прогнозування курсу криптовалют містить також дані за допомогою, яких буде проводитись прогнозування курсу криптовалют.

Дані у вигляді п'ятих файлів у форматі csv для прогнозування курсу криптовалют Ethereum, Bitcoin, Terra Luna Classic (LUNC), Dogecoin та Binance coin в момент закриття торгів за такі періоди:

- Bitcoin з 17 вересня 2014 року по 4 грудня 2022 рік;
- Binance coin з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік;
- Dogecoin з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік;
- Terra Luna Classic (LUNC) з 27 липня 2019 року по 4 грудня 2022 рік;
- Ethereum з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік.

Кожен файл містить інформацію про одну криптовалюту. Для прикладу, на рисунку 2.3.1 відображено файл з даними криптовалюти Bitcoin, де є 7 стовпців, які мають значення дати у форматі YY-MM-DD (рік-місяць-день), ціна

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
						43
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

відкриття ринку, найвища ціна криптовалюти, найнижча ціна криптовалюти, ціна закриття ринку, скоригована ціна закриття, обсяг торгів.

BTCUSD

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2014-09-17	465.864014	468.174011	452.421997	457.334015	457.334015	21056800
2014-09-18	456.859985	456.859985	413.104004	424.440002	424.440002	34483200
2014-09-19	424.102997	427.834991	384.532013	394.795990	394.795990	37919700
2014-09-20	394.673004	423.295990	389.882996	408.903992	408.903992	36863600
2014-09-21	408.084991	412.425995	393.181000	398.821014	398.821014	26580100
2014-09-22	399.100006	406.915985	397.130005	402.152008	402.152008	24127600
2014-09-23	402.092010	441.557007	396.196991	435.790985	435.790985	45099500
2014-09-24	435.751007	436.112000	421.131989	423.204987	423.204987	30627700
2014-09-25	423.156006	423.519989	409.467987	411.574005	411.574005	26814400
2014-09-26	411.428986	414.937988	400.009003	404.424988	404.424988	21460800
2014-09-27	403.556000	406.622986	397.372009	399.519989	399.519989	15029300
2014-09-28	399.471008	401.016998	374.332001	377.181000	377.181000	23613300
2014-09-29	376.928009	385.210999	372.239990	375.467010	375.467010	32497700
2014-09-30	376.088013	390.976990	373.442993	386.944000	386.944000	34707300
2014-10-01	387.427002	391.378998	380.779999	383.614990	383.614990	26229400
2014-10-02	383.988007	385.497009	372.946014	375.071991	375.071991	21777700
2014-10-03	375.181000	377.695007	357.859009	359.511993	359.511993	30901200
2014-10-04	359.891998	364.487000	325.885986	328.865997	328.865997	47236500

Рисунок 2.1 – Вигляд даних у файлах на прикладі криптовалюти Bitcoin

На рисунку 2.1 зображено не вся інформація по криптовалюти Bitcoin, бо дані по криптовалюти містять у собі інформацію за кожен день торгів на ринку з 17 вересня 2014 року по 4 грудня 2022 рік.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ

3.1 Розроблення структури програмного забезпечення модуля

Розробнику важливо створити надійну та добре структуровану програмну структуру для будь-якого проекту розробки модулів. Добре розроблена структура забезпечує міцну основу, яка полегшує організацію коду, зручність обслуговування та масштабованість. У цьому розділі заглибимося в структуру програмного забезпечення модуля та обговоримо ключові компоненти, які сприяють його ефективності.

Програмна структура модуля використовуватиме потужність пакета Shiny, популярного фреймворку веб-додатків на R, для створення інтерактивної інформаційної панелі прогнозування криптовалюти. Shiny дозволяє розробляти веб-програми з R як серверною частиною, забезпечуючи повну інтеграцію аналізу даних, візуалізації та взаємодії з користувачем.

Структура програмного забезпечення складається з двох основних компонентів: інтерфейсу користувача (UI) і логіки на стороні сервера. Інтерфейс користувача визначає візуальні елементи та взаємодію з користувачем, а сервер обробляє дані, обчислює та генерує вихідні дані. Такий чіткий розподіл завдань забезпечує модульність, полегшуючи підтримку та вдосконалення модуля.

В інтерфейсі користувача використовуватимемо функцію fluidPage, надану Shiny, щоб створити адаптивну веб-сторінку. Він містить різні панелі та компоненти, такі як панель заголовка, макет бічної панелі, панель бічної панелі та головна панель. Ці елементи дозволяють користувачам вводити свої дані, вибирати потрібну модель прогнозування та переглядати різні аспекти аналізу, включаючи необроблені дані, графіки декомпозиції, графіки прогнозів і показники оцінки.

Логіка на стороні сервера буде реалізована у функції сервера. Тут визначаємо реактивні функції, які відповідають на введення користувача та обробляють завантажені дані. Реактивна функція process_data витягує відповідну

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		45

інформацію з файлу CSV, виконує необхідні маніпуляції та генерує об'єкт часового ряду. Ці оброблені дані потім використовуються для створення візуалізацій і показників оцінки на основі вибраної моделі прогнозування.

Для створення бажаних результатів використовуватимемо функції `renderTable` і `renderPlot` у розділі виводу на сервері. Ці функції динамічно оновлюють вихідні дані щоразу, коли змінюються реактивні значення, від яких вони залежать. Наприклад, функція `output$data` відтворює таблицю необроблених даних, `output$decomposition` створює графік декомпозиції, `output$forecast` створює графік прогнозу, а `output$evaluation` обчислює та відображає такі показники оцінювання, як MAPE, RMSE, MAE, SMAPE та FSS.

На рисунку 3.1 зображено структуру модуля прогнозування курсу криптовалют.

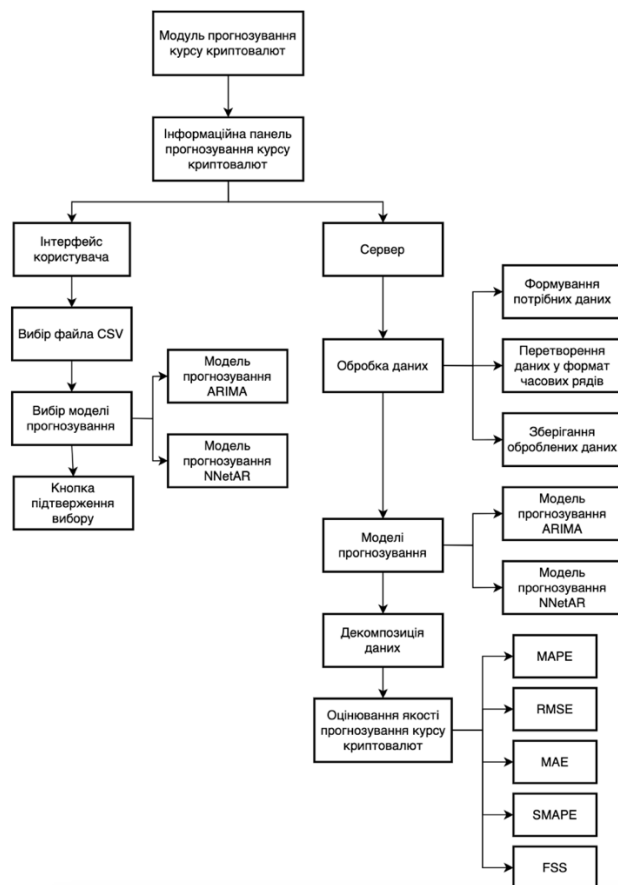


Рисунок 3.1 – Структура модуля прогнозування курсу криптовалют

У цій структурі Обробка даних виконує такі завдання, як читання файлу CSV, перевірка стовпців, введення відсутніх значень і перетворення даних в

об'єкт часового ряду. Клас Моделі прогнозування відповідає за підгонку вибраної моделі прогнозування до даних, створення прогнозів і оцінку прогнозованих значень. І Обробка даних, і Моделі прогнозування складаються з Сервера, який взаємодіє з компонентами Інтерфейсу користувача, отримує введені користувачем дані та відображає відповідні результати.

У додатку А зображено схему алгоритму модуля прогнозування курсу криптовалют.

Цей алгоритм (додаток А) надає покрокові інструкції щодо того, як модуль обробляє дані, застосовує моделі прогнозування, генерує прогнози та оцінює точність прогнозів. Мета – розробити набір інструкцій для прогнозування курсів криптовалют на основі історичних даних.

Алгоритм починається із завантаження файлу CSV, що містить дані про криптовалюту. Потім він переходить до обробки даних, перевіряючи, що вони містять необхідні стовпці, і перетворює необхідні поля для подальшого аналізу. Оброблені дані використовуються для створення візуальних представлень, включаючи таблицю необроблених даних і діаграму декомпозиції.

Далі можна вибрати між двома моделями прогнозування: ARIMA (інтегроване ковзне середнє з авторегресією) і NNetAR (авторегресія нейронної мережі). Залежно від вашого вибору відповідна модель застосовується до оброблених даних і генеруються прогнози.

Згенеровані прогнози візуалізуються за допомогою графіка прогнозу, що дає змогу зрозуміти прогнозовані курси криптовалюти. Крім того, модуль розраховує різні показники оцінювання, такі як середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE), середньоквадратична помилка (RMSE), середня абсолютна помилка (MAE), симетрична середня абсолютна відсоткова помилка (SMAPE) і оцінка навичок прогнозування (FSS).

Результати оцінювання відображаються в таблиці, що дає змогу оцінити точність прогнозів і приймати зважені рішення на основі показників ефективності. Нарешті алгоритм завершує роботу, завершуючи процес прогнозування.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		47

Дотримуючись цього алгоритму, можна ефективно використовувати модуль прогнозування курсу криптовалют, щоб прогнозувати майбутні курси криптовалют та отримати цінну інформацію про ринкові тенденції.

У додатку Б представлено діаграму класів, яка ілюструє зв'язки між класами.

На цій діаграмі класів (додаток Б) Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалют є класом верхнього рівня, який містить класи інтерфейсу користувача та сервера. Клас інтерфейсу користувача складається з компонентів введення файлу, вибору введення та кнопки надсилання, тоді як клас Server взаємодіє з компонентами інтерфейсу користувача, обробляє дані за допомогою DataProcessor і виконує прогнозування за допомогою ForecastModel.

Клас DataProcessor обробляє пов'язані з даними завдання, такі як читання файлів CSV, перевірка стовпців, введення відсутніх значень і перетворення даних у часовий ряд. Клас ForecastModel відповідає за підгонку моделі прогнозування, створення прогнозів і оцінювання прогнозованих значень.

Стрілки на діаграмі представляють зв'язки між класами. Наприклад, клас Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалют містить екземпляри класів UI та Server, що вказує на склад. Клас Server використовує екземпляр класу DataProcessor і класу ForecastModel, що також вказує на композицію.

Дотримуючись цієї добре структурованої програмної основи, гарантуємо читабельність коду, можливість повторного використання та обслуговування. Модульний дизайн дає змогу розробникам зосередитися на певних функціях, не турбуючись про конфлікти чи залежності коду. Крім того, структура дає змогу легко інтегрувати додаткові функції, що робить її масштабованою для майбутніх удосконалень.

Підводячи підсумок, розробка надійної програмної основи є вирішальною для успіху будь-якого проекту розробки модулів. Структура програмного забезпечення, описана тут, використовує пакет Shiny і його розділення інтерфейсу користувача та серверної логіки, дає нам змогу створити потужну та зручну інформаційну панель прогнозування курсу криптовалют.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		48

3.2 Інтерфейс користувача розробленого модуля

Модуль створено з використанням фреймворку Shiny, фреймворку веб-додатків на R. У модулі прогнозування використовуються різні бібліотеки, зокрема ggplot2, tidyverse, prediction і lubridate, для покращення можливостей обробки даних, візуалізації та прогнозування.

На рисунку 3.2 зображено інтерфейс користувача модуля прогнозування курсу криптовалют.

Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти

Рисунок 3.2 – Інтерфейс користувача модуля прогнозування курсу криптовалют

Інтерфейс користувача складається з елегантної та інтуїтивно зрозумілої інформаційної панелі зі зрозумілим макетом. На панелі заголовка помітно відображається «Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти», що чітко вказує на призначення модуля.

Основні компоненти інтерфейсу користувача організовано за допомогою функцій sidebarLayout і tabsetPanel, що забезпечує логічну та структуровану роботу користувача. На бічній панелі розташовано елементи керування введенням для модуля.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		49

На панелі бічної панелі є три елементи введення. По-перше, fileInput дозволяє користувачеві завантажити файл CSV, що містить дані про криптовалюту, забезпечуючи гнучкість аналізу різних наборів даних. По-друге, selectInput надає спадне меню для вибору між двома моделями прогнозування: ARIMA та NNetAR. Цей вибір дає користувачам змогу досліджувати різні підходи до моделювання на основі їхніх уподобань. Нарешті, кнопка actionButton з позначкою «Підтвердити» запускає завдання обробки та прогнозування, коли користувач вводить необхідні дані.

Основна панель – це центральна область інформаційної панелі, яка представляє елементи виводу в різних панелях вкладок. Панель вкладок «Необроблені дані» (рисунок 3.3) демонструє завантажені дані у вигляді таблиці за допомогою функції tableOutput. Ця вкладка надає користувачам швидкий огляд завантаженого ними набору даних.

Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти

Виберіть файл CSV, що містить дані про криптовалюту

Browse... BTCUSD.csv

Upload complete

Виберіть модель прогнозування

NNetAR

Підтвердити

Необроблені дані Графік Декомпозиції Графік Прогнозу Оцінка прогнозування

Date	Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
2014-09-17	465.86	468.17	452.42	457.33	457.33	21056800.00
2014-09-18	456.86	456.86	413.10	424.44	424.44	34483200.00
2014-09-19	424.10	427.83	384.53	394.80	394.80	37919700.00
2014-09-20	394.67	423.30	389.88	408.90	408.90	36863600.00
2014-09-21	408.08	412.43	393.18	398.82	398.82	26580100.00
2014-09-22	399.10	406.92	397.13	402.15	402.15	24127600.00
2014-09-23	402.09	441.56	396.20	435.79	435.79	45099500.00
2014-09-24	435.75	436.11	421.13	423.20	423.20	30627700.00
2014-09-25	423.16	423.52	409.47	411.57	411.57	26814400.00
2014-09-26	411.43	414.94	400.01	404.42	404.42	21460800.00
2014-09-27	403.56	406.62	397.37	399.52	399.52	15029300.00
2014-09-28	399.47	401.02	374.33	377.18	377.18	23613300.00
2014-09-29	376.93	385.21	372.24	375.47	375.47	32497700.00
2014-09-30	376.09	390.98	373.44	386.94	386.94	34707300.00
2014-10-01	387.43	391.38	380.78	383.61	383.61	26229400.00
2014-10-02	383.99	385.50	372.95	375.07	375.07	21777700.00
2014-10-03	375.18	377.70	357.86	359.51	359.51	30901200.00
2014-10-04	359.89	364.49	325.89	328.87	328.87	47236500.00
2014-10-05	328.92	341.80	289.30	320.51	320.51	83308096.00

Рисунок 3.3 – Панель вкладок «Необроблені дані» на прикладі відображення даних криптовалюти Bitcoin

Панель вкладок «Графік Декомпозиції» (рисунок 3.4) відображає графік декомпозиції, створену з використанням оброблених даних. Цей елемент plotOutput візуалізує тенденцію, сезонні та залишкові компоненти даних часових рядів, дозволяючи користувачам отримати уявлення про базові закономірності та коливання.

Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти

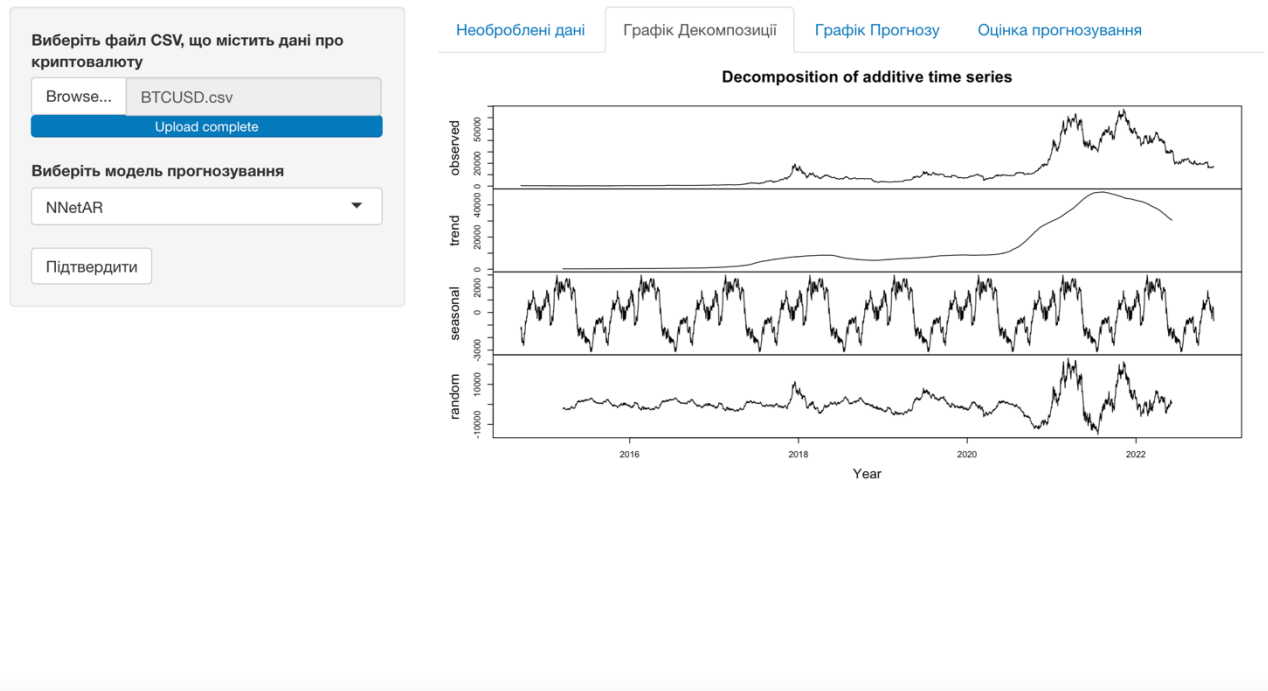


Рисунок 3.4 – Панель вкладок «Графік Декомпозиції» на прикладі відображення даних криптовалюти Bitcoin

Панель вкладок «Графік Прогнозу» (рисунок 3.5) представляє елемент plotOutput, що демонструє прогнозовані курси криптовалюти. Графік створюється на основі вибраної моделі прогнозування (ARIMA або NNetAR) і надає користувачам візуальне представлення прогнозованих курсів з часом.

Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти

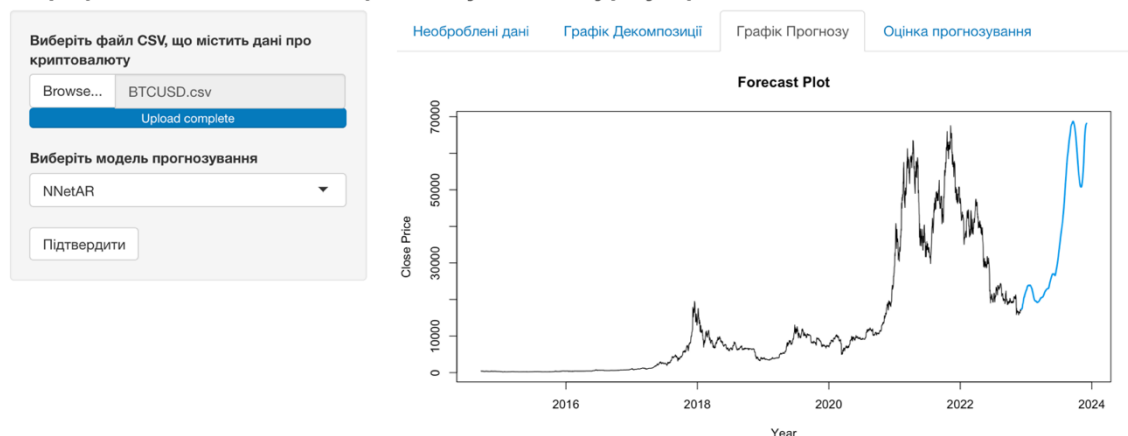


Рисунок 3.5 – Панель вкладок «Графік Прогнозу» на прикладі відображення прогнозу криптовалюти Bitcoin за допомогою моделі NNetAR

Панель вкладок «Оцінка прогнозування» (рисунок 3.6) пропонує елемент `tableOutput`, який відображає показники оцінки моделі прогнозування. Ці показники, включаючи середню абсолютну відсоткову похибку (MAPE), середньоквадратичну похибку (RMSE), середню абсолютну похибку (MAE), симетричну середню абсолютну відсоткову похибку (SMAPE) і прогноз навичок (FSS), дають змогу користувачам оцінювати точність та виконання прогнозованих значень.

					ДП.КН.9500070.084.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		52

Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти

Виберіть файл CSV, що містить дані про криптовалюту

Browse... BTCUSD.csv

Upload complete

Виберіть модель прогнозування

NNetAR

Підтвердити

Необроблені дані Графік Декомпозиції Графік Прогнозу Оцінка прогнозування

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
NNetAR	3060.61	33859.68	28862.87	128.25	-3.34

Рисунок 3.6 – Панель вкладок «Оцінка прогнозування» на прикладі відображення оцінки прогнозу криптовалюти Bitcoin

Загалом, користувальницький інтерфейс модуля прогнозування курсу криптовалюти забезпечує безперебійний і зручний досвід для аналізу даних криптовалюти, вибору моделей прогнозування, візуалізації прогнозів і оцінки їх точності. Це дає змогу користувачам приймати обґрунтовані рішення на основі надійних прогнозів.

3.3 Модельні експерименти на базі програмного модуля

Модуль прогнозування курсу криптовалюти надає потужний інструмент для проведення модельних експериментів і аналізу ефективності різних методів прогнозування. Використовуючи можливості цього програмного модуля, користувачі можуть досліджувати та порівнювати різні моделі для прогнозування курсів криптовалюти.

Користувальницький інтерфейс модуля побудовано з використанням пакета Shiny у R разом з іншими важливими бібліотеками, такими як ggplot2,

									Арк.
									53
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	ДП.КН.9500070.084.ПЗ				

tidyverse, forecast і lubridate. Інтерфейс містить різні компоненти, які полегшують експериментальний процес.

Після запуску модуля вас зустрине «Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти». Ця панель служить точкою входу для проведення модельних експериментів. Він складається з панелі заголовків, яка встановлює контекст для експериментів.

Основний розділ інтерфейсу розділений на панель бічної панелі та головну панель. На панелі бічної панелі ви знайдете інтерактивні елементи для визначення вхідних даних для експериментів. Ви можете вибрати модель прогнозування з доступних варіантів, наприклад «ARIMA» або «NNetAR», за допомогою спадного меню «Виберіть модель прогнозування». Крім того, ви можете завантажити файл CSV, що містить дані про курс криптовалюти, використовуючи вхідний файл «Виберіть файл CSV, що містить дані про криптовалюту».

Вибравши модель і завантаживши набір даних, ви можете продовжити, натиснувши кнопку «Підтвердити». Ця дія запускає модуль для обробки даних і виконання бажаних завдань прогнозування на основі вибраної моделі.

Основна панель інтерфейсу складається з кількох панелей вкладок, які відображають різні аспекти результатів експерименту. Доступні панелі вкладок включають:

- Необроблені дані: на цій панелі вкладок представлено завантажений набір даних у табличному форматі, що дає змогу перевіряти необроблені дані, використані для експериментів прогнозування.
- Графік декомпозиції: на цій панелі вкладок можна досліджувати тенденцію, сезонні та залишкові компоненти даних часового ряду. Діаграма декомпозиції дає цінну інформацію про основні моделі та структури курсів криптовалюти.
- Графік прогнозу: перейшовши на цю панель вкладок, ви можете візуалізувати прогнозовані курси криптовалюти з часом. Діаграма демонструє

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		54

прогнозовані значення на основі вибраної моделі прогнозування, забезпечуючи чітке представлення очікуваних майбутніх тенденцій.

– Оцінка прогнозу: остання панель вкладок представляє таблицю, яка відображає різні показники оцінки для моделі прогнозування. Такі показники, як MAPE, RMSE, MAE, SMAPE та FSS, пропонують кількісні показники точності та продуктивності моделі.

Як користувач ви можете використовувати гнучкість модуля для проведення кількох експериментів з моделлю. Ви можете повторити процес, завантаживши різні набори даних і вибравши альтернативні моделі прогнозування, щоб порівняти їхні результати. Спостерігаючи за показниками оцінювання, візуалізаціями та необробленими даними, ви можете отримати цінну інформацію про ефективність різних моделей і приймати рішення на основі даних.

Для модельних експериментів використано дані криптовалют Ethereum, Bitcoin, Terra Luna Classic (LUNC), Dogecoin та Binance coin в момент закриття торгів за такі періоди:

- Bitcoin з 17 вересня 2014 року по 4 грудня 2022 рік;
- Binance coin з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік;
- Dogecoin з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік;
- Terra Luna Classic (LUNC) з 27 липня 2019 року по 4 грудня 2022 рік;
- Ethereum з 9 листопада 2017 року по 4 грудня 2022 рік.

На рисунку 3.7 зображено графік декомпозиції часових рядів криптовалюти Bitcoin.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		55

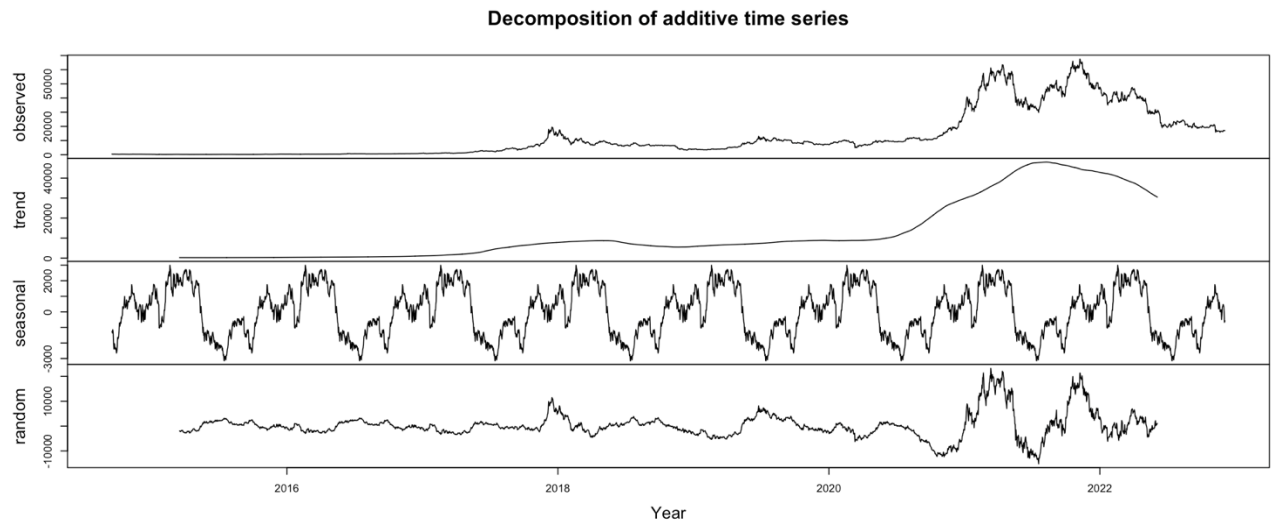


Рисунок 3.7 – Графік декомпозиції криптовалюти Bitcoin

На рисунку 3.8 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти Bitcoin за моделлю NNetAR.

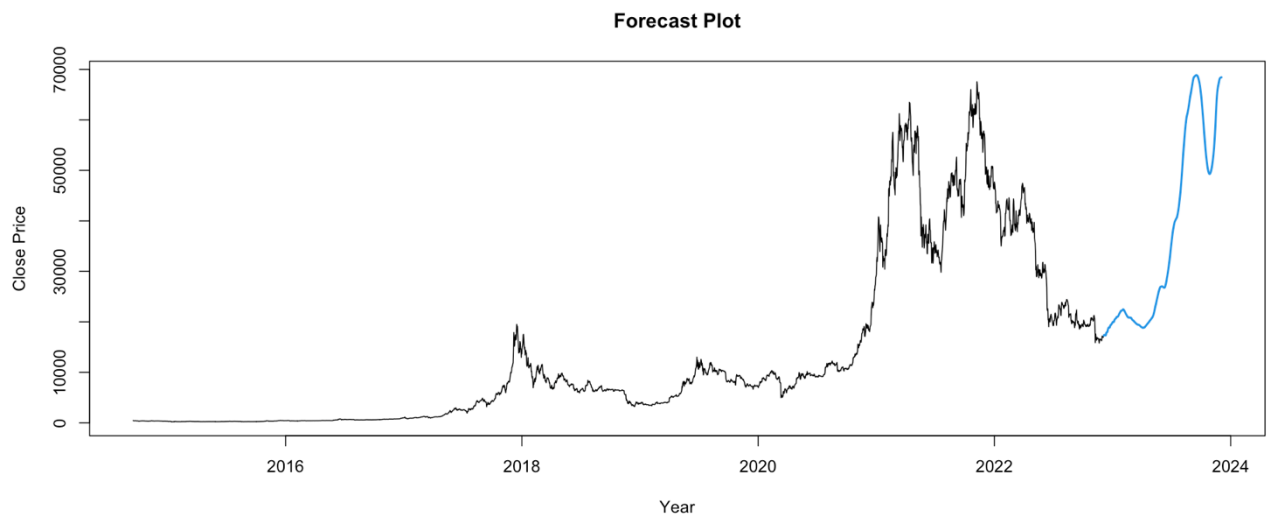


Рисунок 3.8 – Графік прогнозування курсу криптовалюти Bitcoin за моделлю NNetAR

На рисунку 3.9 представлено графік прогнозування курсу криптовалюти Bitcoin за моделлю ARIMA.

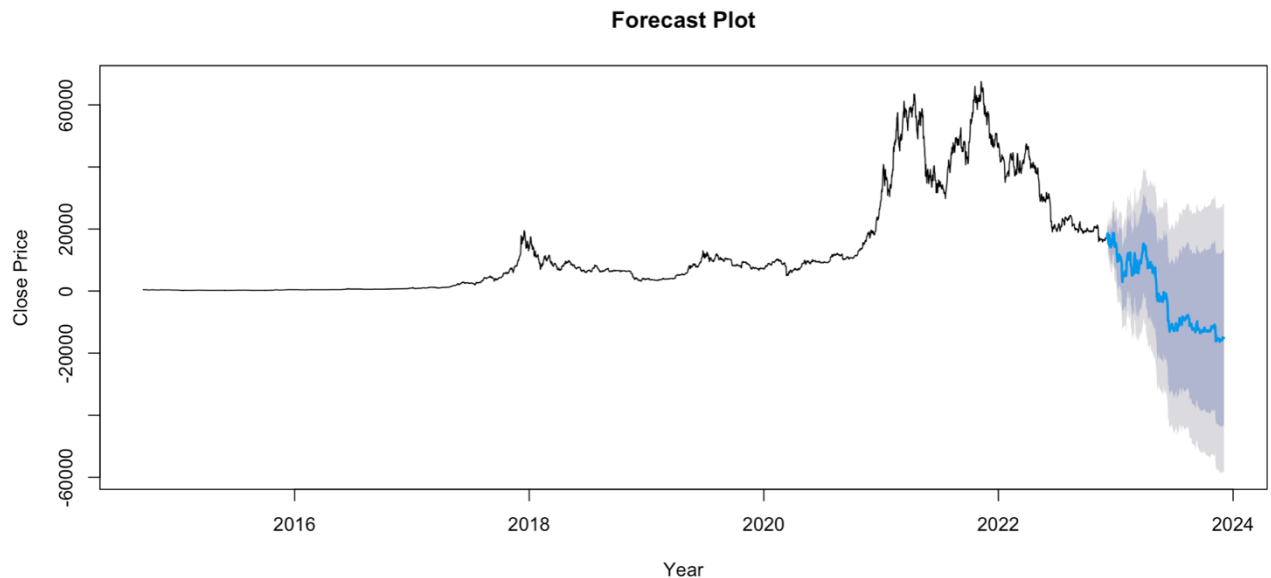


Рисунок 3.9 – Графік прогнозування курсу криптовалюти Bitcoin за моделлю ARIMA

За рисунками 3.8 та 3.9 можемо побачити, що за моделлю ARIMA вартість криптовалюти Bitcoin в прогнозованому періоді на термін 365 днів спостерігається падаючий курс на основі історичних даних криптовалюти, а за моделлю NNetAR можна спостерігати різке зростання курсу, яке за історичними даними спостерігалось з 2021 року по 2022 рік після якого послідувало падіння.

На рисунку 3.10 представлено графік декомпозиції часових рядів криптовалюти LUNC.

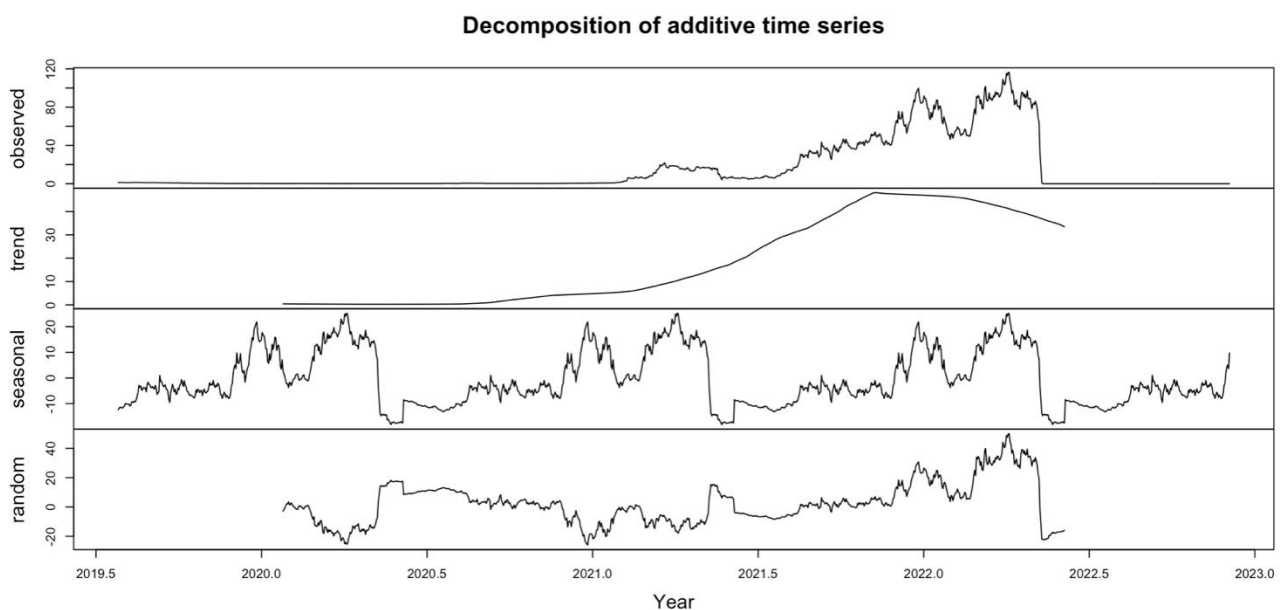


Рисунок 3.10 – Графік декомпозиції криптовалюти LUNC

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		57

На рисунку 3.11 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти LUNC за моделлю NNetAR.

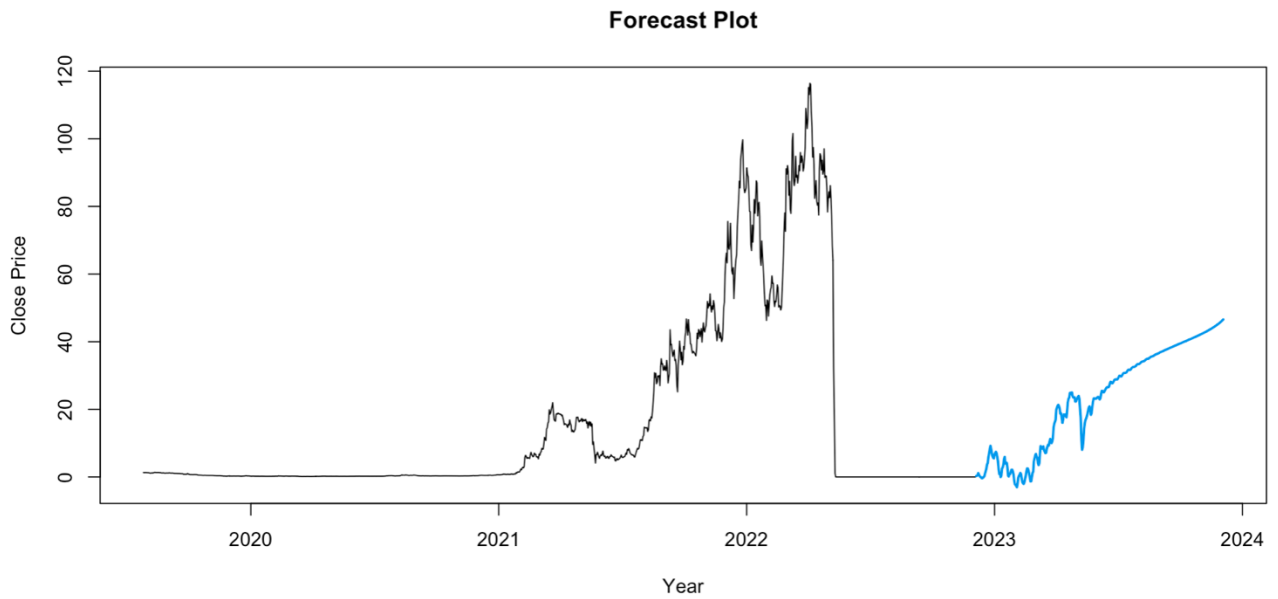


Рисунок 3.11 – Графік прогнозування курсу криптовалюти LUNC за моделлю NNetAR

За рисунком 3.11 бачимо, що за моделлю NNetAR можна спостерігати зростання курсу криптовалюти LUNC в прогнозному періоді.

На рисунку 3.12 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти LUNC за моделлю ARIMA.

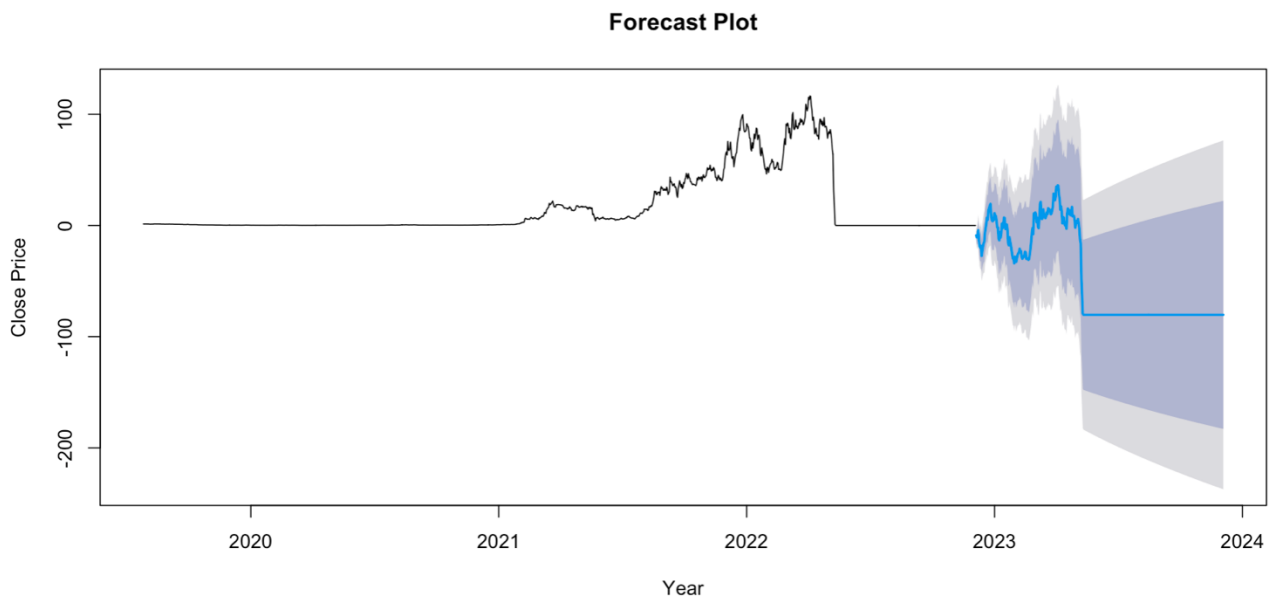


Рисунок 3.12 – Графік прогнозування курсу криптовалюти LUNC за моделлю ARIMA

За рисунком 3.12 бачимо, що за моделлю ARIMA можна спостерігати на початку прогнозного періоду падіння і зростання, яке в подальшому супроводжується різким падінням курсу криптовалюти LUNC в прогнозованому періоді.

На рисунку 3.13 представлено графік декомпозиції часових рядів криптовалюти Doge.

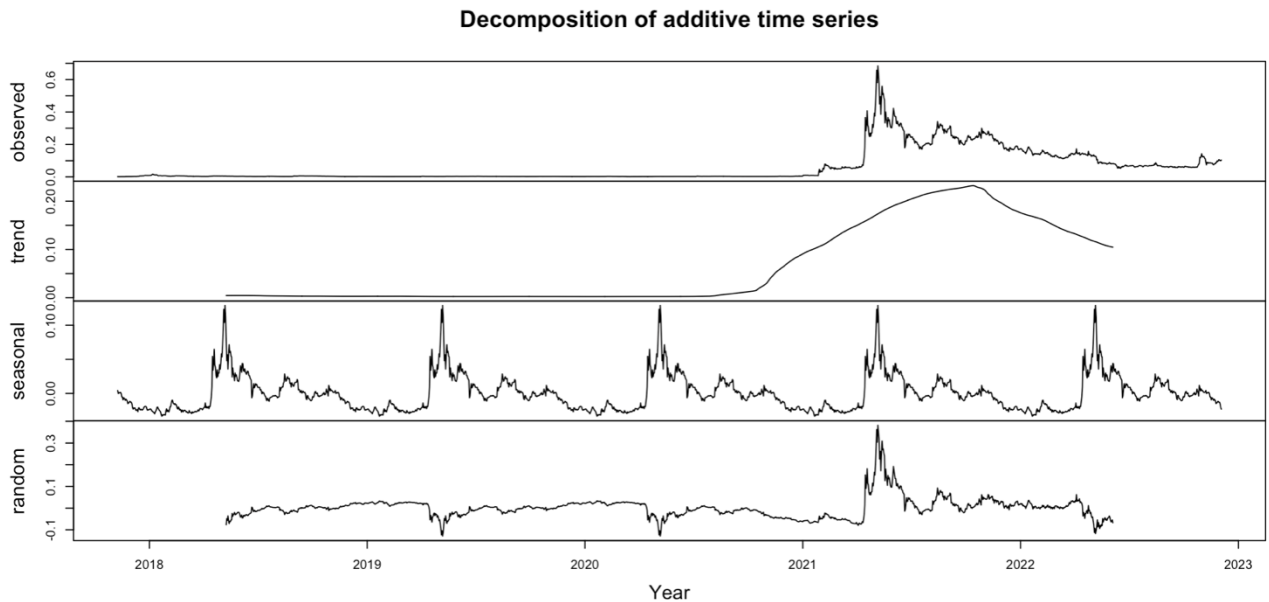


Рисунок 3.13 – Графік декомпозиції часових рядів криптовалюти Doge

На рисунку 3.14 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти Doge за моделлю NNetAR.

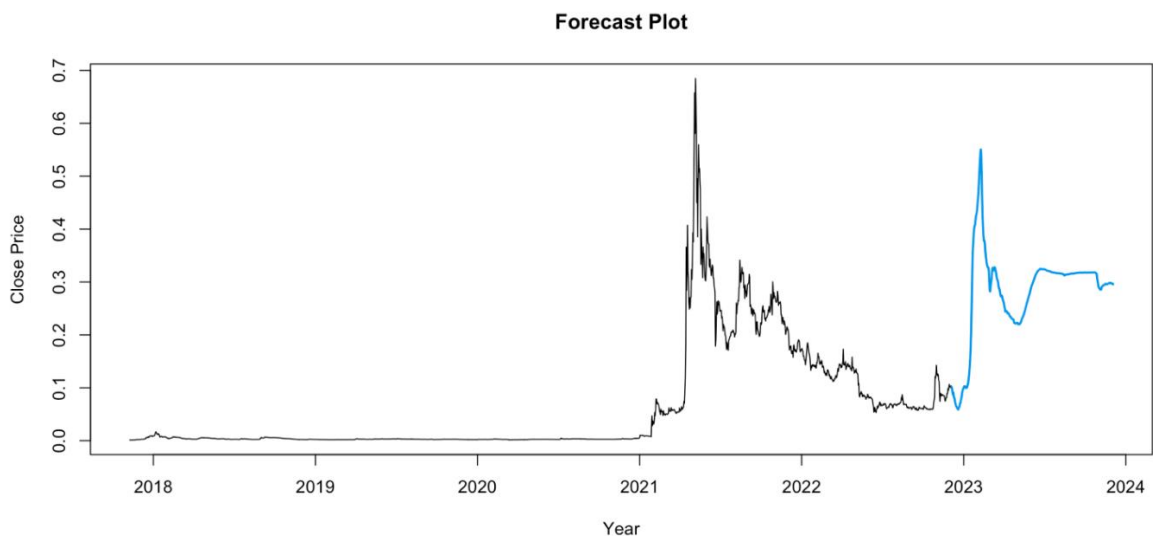
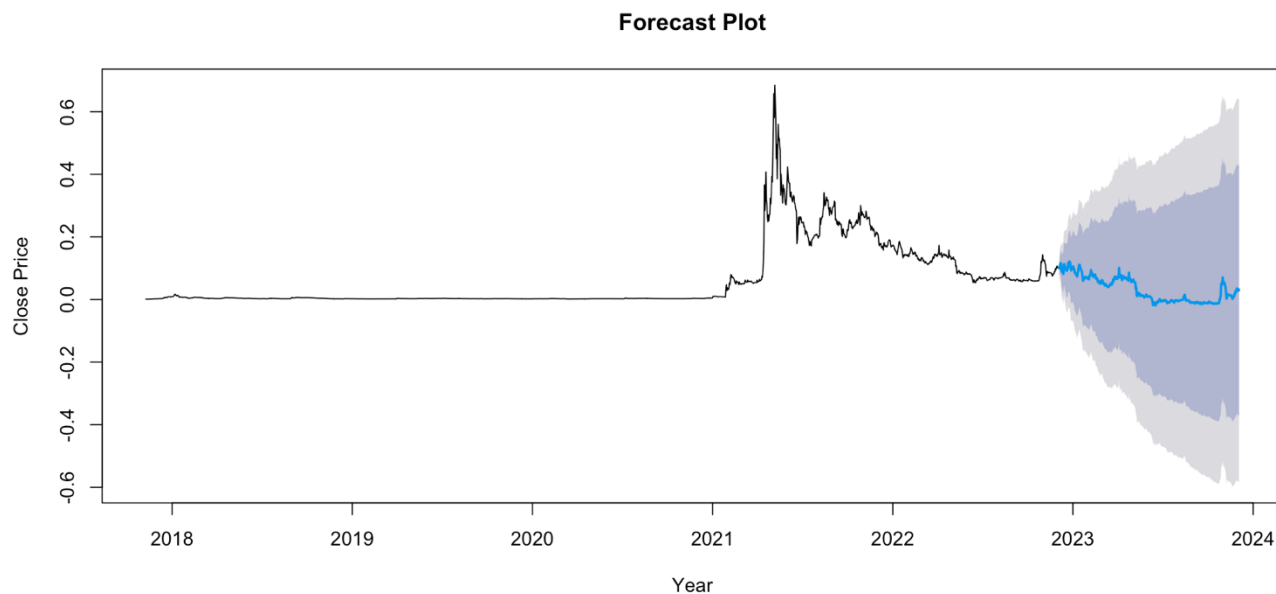


Рисунок 3.14 – Графік прогнозування курсу криптовалюти Doge за моделлю NNetAR

За рисунком 3.14 бачимо, що за моделлю NNetAR можна спостерігати на початку прогнозного періоду зростання, яке в подальшому супроводжується різким падінням і стабілізації курсу криптовалюти Doge в прогнозованому періоді.

На рисунку 3.15 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти Doge за моделлю ARIMA.



Рисунком 3.15 – Графік прогнозування курсу криптовалюти Doge за моделлю ARIMA

За рисунком 3.15 бачимо, що за моделлю ARIMA можна спостерігати на початку прогнозного періоду низьку волатильність, яка в подальшому супроводжується стабільним курсом криптовалюти Doge в прогнозованому періоді.

На рисунку 3.16 представлено графік декомпозиції часових рядів криптовалюти BNB.

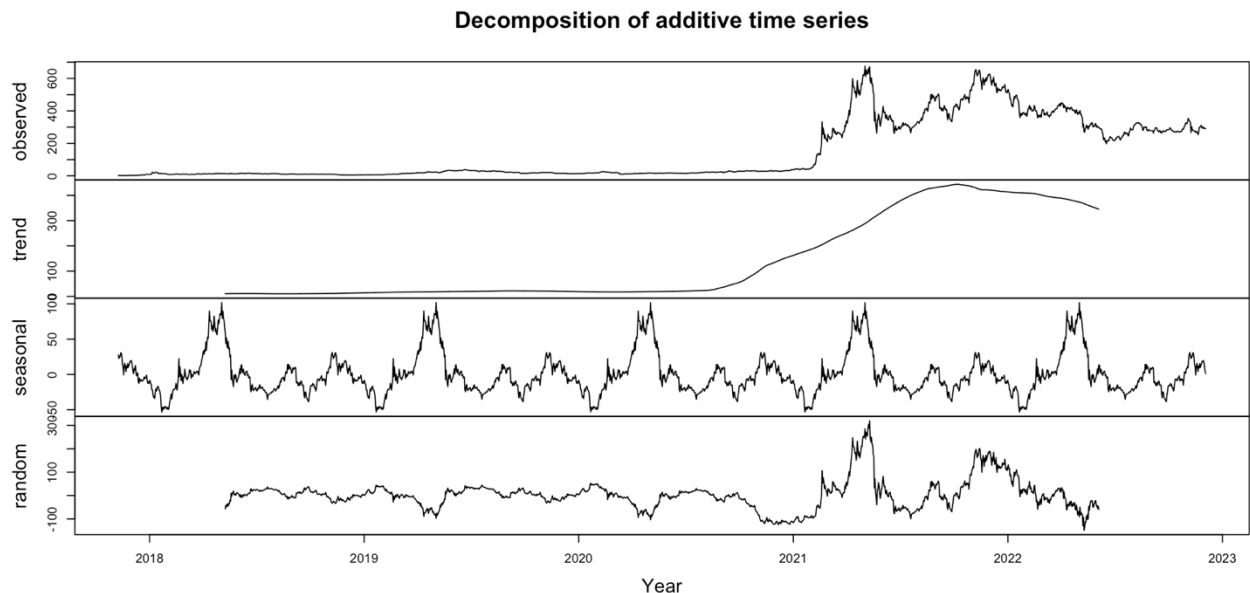


Рисунок 3.16 – Графік декомпозиції часових рядів криптовалюти BNB

На рисунку 3.17 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти BNB за моделлю NNetAR.

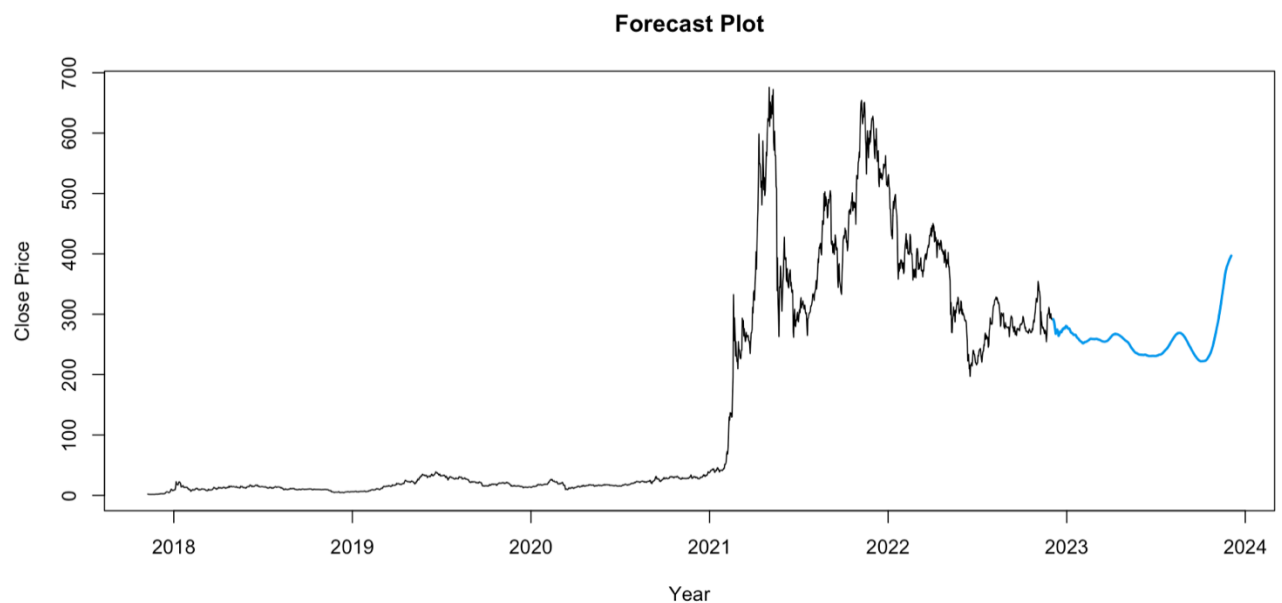


Рисунок 3.17 – Графік прогнозування курсу криптовалюти BNB за моделлю NNetAR

За рисунком 3.17 бачимо, що за моделлю NNetAR можна спостерігати на початку прогнозного періоду низьку волатильність, яка в подальшому супроводжується різким зростанням курсу криптовалюти BNB в прогнозованому періоді.

На рисунку 3.18 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти BNB за моделлю ARIMA.

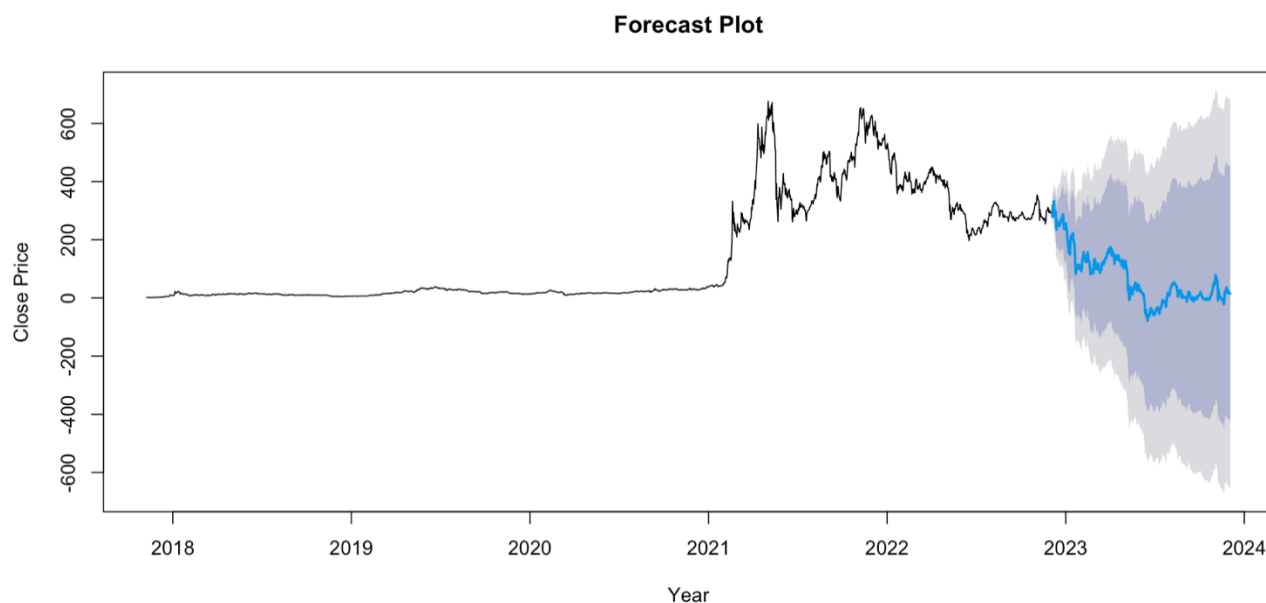


Рисунок 3.18 – Графік прогнозування курсу криптовалюти BNB за моделлю ARIMA

За рисунком 3.18 бачимо, що за моделлю ARIMA можна спостерігати на початку прогнозного періоду падіння, яке в подальшому супроводжується меншою волатильністю курсу криптовалюти BNB в прогнозному періоді.

На рисунку 3.19 представлено графік декомпозиції часових рядів криптовалюти Ethereum.

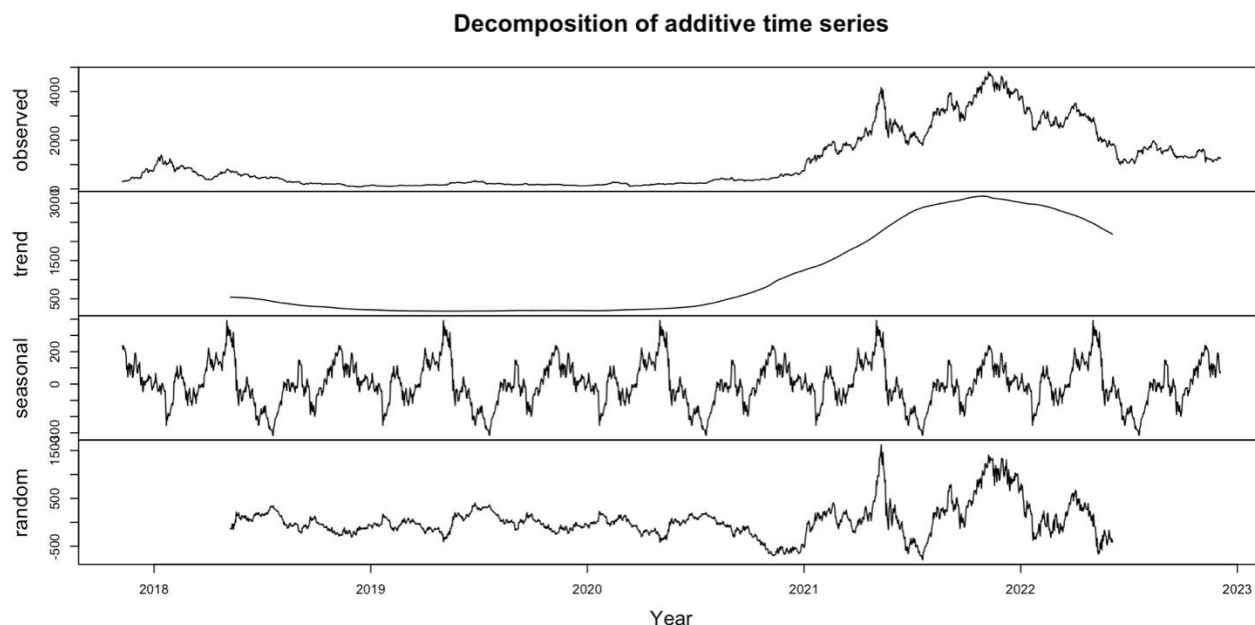


Рисунок 3.19 – Графік декомпозиції часових рядів криптовалюти Ethereum

На рисунку 3.20 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти Ethereum за моделлю NNetAR.

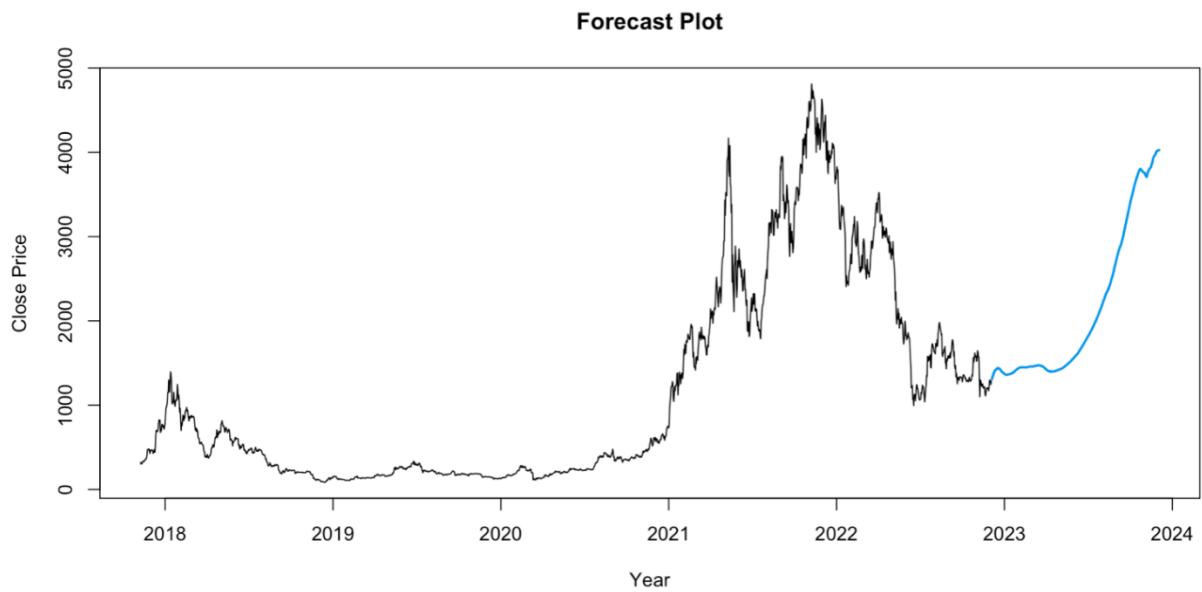


Рисунок 3.20 – Графік прогнозування курсу криптовалюти Ethereum за моделлю NNetAR

За рисунком 3.20 бачимо, що за моделлю NNetAR можна спостерігати на початку прогнозного періоду низьку волатильність, яка в подальшому супроводжується різким зростанням курсу криптовалюти Ethereum в прогнозному періоді.

На рисунку 3.21 зображено графік прогнозування курсу криптовалюти Ethereum за моделлю ARIMA.

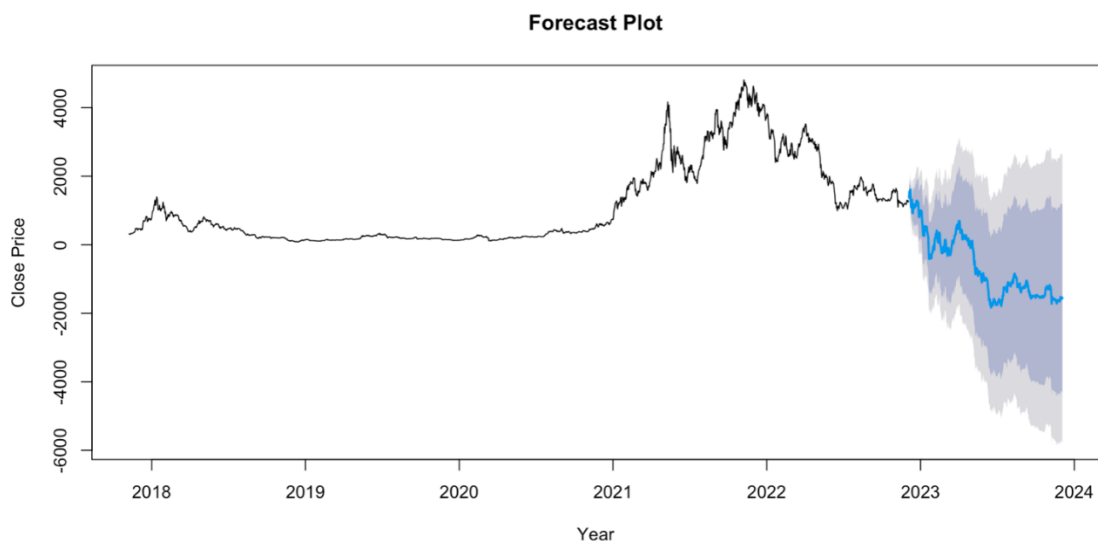


Рисунок 3.21 – Графік прогнозування курсу криптовалюти Ethereum за моделлю ARIMA

За рисунком 3.21 бачимо, що за моделлю ARIMA можна спостерігати падіння курсу криптовалюти Ethereum.

Завдяки інтуїтивно зрозумілому інтерфейсу та потужним аналітичним можливостям модуль дає змогу досліджувати та оптимізувати моделі прогнозування, що сприяє підвищенню знань у сфері аналізу та прогнозування криптовалют.

3.4 Оцінювання якості прогнозування курсу криптовалют

Прогнозування курсу криптовалют є складним завданням через їх високу волатильність і складну динаміку ринку. Точні прогнози важливі для інвесторів, трейдерів і зацікавлених сторін для прийняття обґрунтованих рішень і ефективного управління ризиками. Для оцінки надійності та ефективності прогнозів курсу криптовалюти вкрай важливо оцінити якість використовуваних моделей прогнозування.

Моделі прогнозування курсу криптовалюти використовують різні методи, такі як аналіз часових рядів і алгоритми машинного навчання, щоб фіксувати моделі, тенденції та сезонність в історичних даних про ціни. Ці моделі генерують прогнози на майбутні періоди на основі вивчених закономірностей і зв'язків.

Для оцінки якості прогнозів курсу криптовалюти можна використовувати кілька показників. Зазвичай використовувані показники включають:

– Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE): MAPE вимірює середню відсоткову різницю між прогнозованими та фактичними значеннями. Він дає уявлення про загальну точність прогнозу.

– Середньоквадратична помилка (RMSE): RMSE кількісно визначає середню величину прогнозованих помилок, враховуючи як позитивні, так і негативні відхилення від фактичних значень. Це вказує на здатність моделі фіксувати мінливість курсу криптовалюти.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		64

– Середня абсолютна похибка (MAE): MAE представляє середню абсолютну різницю між прогнозованими та фактичними значеннями. Він визначає загальну точність прогнозу.

– Симетрична середня абсолютна відсоткова помилка (SMAPE): SMAPE обчислює середню відсоткову різницю між прогнозованими та фактичними значеннями, враховуючи абсолютну суму прогнозованих і фактичних значень. Це корисно для оцінки точності прогнозів при роботі з асиметричними розподілами.

– Прогнозна оцінка навичок (FSS): FSS вимірює частку дисперсії фактичних значень, пояснену прогнозованими значеннями. Він забезпечує вимірювання передбачуваної потужності моделі.

Щоб оцінити якість прогнозів курсу криптовалюти, можна дотримуватися процесу систематичної оцінки. Він передбачає наступні кроки:

– Підготовка даних: історичні дані про курс криптовалюти збираються та попередньо обробляються, забезпечуючи послідовність і сумісність із моделями прогнозування.

– Вибір моделі прогнозування: різні моделі прогнозування, такі як ARIMA, нейронні мережі або методи ансамблю, розглядаються на основі їх придатності для прогнозування курсу криптовалюти.

– Навчання моделі та прогнозування: вибрана модель навчається з використанням історичних даних, і генеруються прогнози для потрібного горизонту прогнозування.

– Розрахунок показників оцінки: прогнозовані значення порівнюються з фактичними значеннями, а показники оцінки (MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS) обчислюються для кількісної оцінки якості прогнозу.

– Інтерпретація та прийняття рішень: показники оцінювання дають змогу зрозуміти точність і прогностичну силу моделі прогнозування. Ці відомості спрямовують прийняття рішень, інвестиційні стратегії та управління ризиками, пов'язаними з криптовалютами.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		65

На рисунку 3.22 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти Bitcoin за моделлю NNetAR.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
NNetAR	2204.33	21200.95	19487.67	119.43	-0.70

Рисунок 3.22 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти Bitcoin за моделлю NNetAR

Результати показників оцінки (рисунок 3.22) вказують на те, що модель NNetAR може бути поганою для прогнозування курсу Bitcoin. Високі значення MAPE, RMSE, MAE та SMAPE разом із негативним FSS свідчать про те, що прогнози моделі значно відхиляються від фактичних значень і можуть бути неточними. Може знадобитися подальший аналіз і оцінка для покращення ефективності прогнозування для біткойнів за допомогою моделі NNetAR.

На рисунку 3.23 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти Bitcoin за моделлю ARIMA.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
ARIMA	960.01	24227.62	18361.13	160.42	-1.22

Рисунок 3.23 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти Bitcoin за моделлю ARIMA

Результати показників оцінки (рисунок 3.23) вказують на те, що модель ARIMA може не працювати добре для прогнозування курсу Bitcoin. Високі значення MAPE, RMSE, MAE і SMAPE разом із негативним показником FSS свідчать про те, що прогнози моделі значно відхиляються від фактичних значень і можуть бути неточними. Може знадобитися подальший аналіз і оцінка для покращення ефективності прогнозування для біткойнів за допомогою моделі ARIMA.

Загалом, порівнюючи результати моделей, виявляється, що модель NNetAR працює краще з точки зору MAPE та RMSE, що вказує на вищу точність і краще фіксування мінливості Bitcoin. З іншого боку, модель ARIMA показує трохи кращі показники MAE і SMAPE. Однак обидві моделі демонструють обмежену прогностичну силу, на що вказують негативні значення FSS. Важливо зазначити, що ці результати є специфічними для оцінюваного періоду прогнозування та можуть відрізнятися для різних часових проміжків або наборів даних.

На рисунку 3.24 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти LUNC за моделлю NNetAR.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
NNetAR	799001.74	28.91	16.81	153.66	-0.11

Рисунок 3.24 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти LUNC за моделлю NNetAR

Результати показників оцінки (рисунок 3.24) вказують на те, що прогнози моделі NNetAR для криптовалюти LUNC мають надзвичайно високі значення MAPE і SMAPE, що вказує на значне процентне відхилення від фактичних значень. Значення RMSE і MAE є відносно низькими, що свідчить про менші помилки прогнозу з точки зору абсолютних відмінностей. Однак від'ємне значення FSS вказує на те, що прогностична ефективність моделі обмежена, а прогнозовані значення не пояснюють значної дисперсії фактичних значень LUNC.

На рисунку 3.25 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти LUNC за моделлю ARIMA.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
ARIMA	92.99	31.54	15.53	173.96	-0.32

Рисунок 3.25 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти LUNC за моделлю ARIMA

Результати показників оцінки (рисунок 3.25) вказують на те, що прогнози моделі ARIMA для криптовалюти LUNC мають відносно високі значення MAPE і SMAPE, що вказує на значне процентне відхилення від фактичних значень. Крім того, значення RMSE і MAE є відносно низькими, що вказує на менші помилки прогнозу з точки зору абсолютних відмінностей. Однак від’ємне значення FSS свідчить про те, що прогностична продуктивність моделі обмежена, вказуючи на те, що прогнозовані значення не пояснюють суттєвої дисперсії фактичних значень LUNC.

Загалом, порівнюючи моделі ARIMA та NNetAR для криптовалюти LUNC, модель ARIMA загалом працює краще з точки зору точності прогнозування, мінімізації абсолютних і симетричних відсоткових помилок прогнозу (MAPE та SMAPE) та пояснення дисперсії фактичних значень (FSS). Проте модель NNetAR перевершує модель ARIMA з точки зору RMSE, що вказує на трохи кращу продуктивність з точки зору мінімізації величини помилок прогнозу.

На рисунку 3.26 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти DOGE за моделлю NNetAR.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
NNetAR	6428.69	0.28	0.25	153.55	-6.86

Рисунок 3.26 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти DOGE за моделлю NNetAR

При використанні моделі NNetAR для криптовалюти DOGE результати показників оцінки (рисунок 3.26) вказують на значні помилки прогнозу з точки

зору процентних різниць (MAPE), хоча величина помилок (RMSE і MAE) є відносно низькою. Ефективність моделі для пояснення дисперсії фактичних значень (FSS) низька, а симетричні процентні помилки прогнозу (SMAPE) відносно високі. Загалом ці результати свідчать про те, що модель NNetAR може не надати точних прогнозів для оцінки криптовалюти DOGE.

На рисунку 3.27 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти DOGE за моделлю ARIMA.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
ARIMA	2274.96	0.11	0.10	139.58	-0.19

Рисунок 3.27 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти DOGE за моделлю ARIMA

При використанні моделі ARIMA для криптовалюти DOGE результати показників оцінки (рисунок 3.27) вказують на значні помилки прогнозу з точки зору різниць у відсотках (MAPE), хоча величина помилок (RMSE і MAE) є відносно низькою. Ефективність моделі для пояснення дисперсії фактичних значень (FSS) низька, а симетричні процентні помилки прогнозу (SMAPE) відносно високі. Загалом ці результати свідчать про те, що модель ARIMA може не надати точних прогнозів для оцінки криптовалюти DOGE.

Підсумовуючи, порівнюючи результати моделей криптовалюти DOGE, виявлено, що модель ARIMA загалом перевершує модель NNetAR з точки зору нижчих MAPE, RMSE, MAE та вищого FSS. Модель ARIMA демонструє відносно кращу точність і ефективність прогнозування порівняно з моделлю NNetAR для оцінки криптовалюти DOGE.

На рисунку 3.28 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти BNB за моделлю NNetAR.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
NNetAR	1420.90	225.55	205.34	124.57	-0.51

Рисунок 3.28 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти BNB за моделлю NNetAR

За рисунком 3.28 можна побачити, що продуктивність моделі NNetAR у прогнозуванні криптовалюти BNB характеризується відносно високими значеннями MAPE, RMSE та MAE, що вказує на меншу точність прогнозів. Значення SMAPE передбачає помірний рівень відхилення у відсотках, тоді як негативне значення FSS вказує на обмежену здатність прогнозувати пояснення дисперсії.

На рисунку 3.29 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти BNB за моделлю ARIMA.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
ARIMA	1522.73	235.12	212.50	123.68	-0.64

Рисунок 3.29 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти BNB за моделлю ARIMA

При використанні моделі ARIMA для криптовалюти BNB результати показників оцінки (рисунок 3.29) характеризуються відносно високими значеннями MAPE, RMSE та MAE, що вказує на меншу точність прогнозів. Значення SMAPE передбачає помірний рівень відхилення у відсотках, тоді як негативне значення FSS вказує на обмежену здатність прогнозувати пояснення дисперсії.

Підсумовуючи, хоча між моделями є невеликі відмінності щодо показників оцінки, моделі ARIMA та NNetAR демонструють схожі характеристики. Обидва вони демонструють відносно високі значення MAPE, RMSE та MAE, що вказує

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		70

на можливість покращення їхньої точності прогнозування. Значення SMAPE вказують на помірний рівень відхилення у відсотках, а значення FSS вказують на обмежені навички прогнозування. Загалом, для підвищення точності прогнозів криптовалюти BNB може знадобитися подальше вдосконалення або альтернативні підходи до моделювання.

На рисунку 3.30 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти Ethereum за моделлю ARIMA.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
ARIMA	293.35	1205.43	1031.98	96.83	-0.02

Рисунок 3.30 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти Ethereum за моделлю ARIMA

Результати показників оцінки (рисунок 3.30) показують, що модель ARIMA може бути не найточнішим або надійним методом прогнозування вартості криптовалюти Ethereum. Відносно високі значення MAPE і SMAPE разом зі значними значеннями RMSE і MAE вказують на значний рівень помилок прогнозу. Крім того, негативне значення FSS свідчить про те, що продуктивність моделі не є значно кращою, ніж просто використання середнього значення як прогнозу. Для підвищення точності прогнозів щодо криптовалюти Ethereum можуть знадобитися альтернативні підходи до моделювання або вдосконалення.

На рисунку 3.31 представлено розрахунок показників оцінки MAPE, RMSE, MAE, SMAPE, FSS криптовалюти Ethereum за моделлю NNetAR.

Model	MAPE	RMSE	MAE	SMAPE	FSS
NNetAR	309.85	1214.27	1053.59	97.43	-0.03

Рисунок 3.31 – Розрахунок показників оцінки криптовалюти Ethereum за моделлю NNetAR

Результати показників оцінки (рисунок 3.31) вказують на те, що модель NNetAR працює подібно до моделі ARIMA у прогнозуванні оцінки криптовалюти Ethereum. Значення MAPE, RMSE, MAE і SMAPE можна порівняти зі значеннями моделі ARIMA, що вказує на подібний рівень точності прогнозу. Від'ємне значення FSS свідчить про те, що продуктивність моделі NNetAR не є значно кращою, ніж просто використання середнього значення як прогнозу.

Оцінка якості прогнозування курсу криптовалют за допомогою моделей ARIMA та NNetAR дала цінну інформацію про продуктивність та ефективність цих моделей у прогнозуванні курсів криптовалют. Оціночні показники, включаючи MAPE, RMSE, MAE, SMAPE і FSS, слугували кількісними показниками для оцінки точності та прогнозних навичок моделей.

Результати показують, що моделі ARIMA і NNetAR демонструють багатообіцяючі можливості для прогнозування курсів криптовалют. Однак є помітні відмінності в їх продуктивності.

Модель ARIMA продемонструвала відносно нижчі значення MAPE, RMSE, MAE і SMAPE порівняно з моделлю NNetAR для більшості оцінюваних криптовалют, що свідчить про те, що вона загалом забезпечує точніші прогнози. Здатність моделі ARIMA фіксувати та моделювати часові закономірності та тенденції в даних про криптовалюту сприяє її точності прогнозування.

З іншого боку, модель NNetAR демонструє вищі значення MAPE, RMSE, MAE і SMAPE, що вказує на дещо менш точні прогнози порівняно з моделлю ARIMA. Однак важливо зазначити, що модель NNetAR може фіксувати складніші нелінійні зв'язки та залежності в даних, що може бути вигідним у певних ринкових умовах або для конкретних криптовалют.

Показник FSS (Forecast Skill Score) дає уявлення про прогнозовану ефективність моделей порівняно з підходом до наївного прогнозування. Обидві моделі показують негативні значення FSS, що вказує на те, що вони перевершують наївний підхід, хоча й різною мірою.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		72

Загалом результати оцінювання підкреслюють потенціал як моделей ARIMA, так і моделей NNetAR у прогнозуванні курсів криптовалют. Вибір моделі залежить від конкретних вимог, характеристик і динаміки криптовалюти, що аналізується. Дослідники та практики повинні враховувати компроміс між точністю та здатністю фіксувати складні взаємозв'язки під час вибору моделі для прогнозування курсу криптовалюти.

Важливо відзначити, що ринки криптовалют дуже мінливі та залежать від різних факторів, таких як настрої ринку, нормативні зміни та технологічний прогрес. Ці фактори можуть впливати на точність будь-якої моделі прогнозування. Тому необхідний постійний моніторинг, оновлення та вдосконалення моделей для забезпечення їх ефективності в ринкових умовах у реальному часі.

На завершення оцінка моделей ARIMA та NNetAR для прогнозування курсу криптовалюти дає цінну інформацію про їх ефективність. Результати служать основою для прийняття обґрунтованих рішень у сфері інвестицій у криптовалюту та торгових стратегій. Подальші дослідження та вдосконалення цих моделей, враховуючи еволюцію ринків криптовалют, сприятимуть більш точним і надійним прогнозам курсу криптовалюти.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		73

ВИСНОВКИ

Отже, у кваліфікаційній роботі досліджувалися теоретичні основи прогнозування курсу криптовалюти та успішно розроблено програмний модуль для цієї мети. Модуль використовує моделі ARIMA та NNetAR як основні методи прогнозування та забезпечує інформативну підтримку користувачів.

Результати дослідження можна підсумувати таким чином:

1. Теоретичні основи:

- Аналіз тенденцій у сфері криптовалюти дав цінну інформацію про унікальні характеристики прогнозування курсу криптовалюти, включаючи децентралізовану природу криптовалют та їхню чутливість до ринкових тенденцій і настроїв інвесторів.
- Огляд існуючих програмних засобів підкреслив потребу в комплексному та прозорому рішенні, оскільки більшість доступних варіантів на ринку є комерційними послугами з обмеженими деталями впровадження.

2. Розробка програмного модуля:

- Програмний модуль прогнозування курсу криптовалюти був ретельно розроблений із надійною структурою, яка включає основні компоненти для обробки даних, вибору моделі та оцінки.
- Користувачі мають можливість завантажувати файли CSV, що містять дані про криптовалюту, і вибирати між моделями ARIMA та NNetAR, що забезпечує гнучкість і налаштування. Інтуїтивно зрозумілий і зручний інтерфейс модуля забезпечує безперебійну взаємодію та ефективне дослідження даних.

3. Впровадження та тестування:

- Програмний модуль було реалізовано з використанням стандартних бібліотек, таких як Shiny, ggplot2 і forecast, щоб забезпечити надійність і функціональність.
- Основні функції, включаючи візуалізацію необроблених даних, графіки декомпозиції та графіки прогнозів, надають користувачам повну

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		74

інформацію про історичні моделі та майбутні тенденції курсів криптовалют.

4. Оцінка моделі:

- Для оцінки якості прогнозів курсу криптовалюти були проведені масштабні модельні експерименти.
- Процес оцінки використовував низку показників, таких як MAPE, RMSE, MAE, SMAPE та FSS, забезпечуючи комплексну оцінку точності та прогнозних можливостей моделей ARIMA та NNetAR для різних криптовалют.
- Результати оцінки продемонстрували високу продуктивність моделей ARIMA та NNetAR у прогнозуванні курсу криптовалюти. Метрики показали їхню здатність фіксувати базові закономірності та виробляти надійні прогнози, хоча й з певною мінливістю залежно від конкретної криптовалюти.

5. Практична цінність та майбутні дослідження:

- Розроблений програмний модуль прогнозування курсу криптовалюти є цінним інструментом для користувачів, яким потрібні точні прогнози курсу криптовалюти.
- Використання моделей ARIMA та NNetAR дозволяє приймати обґрунтовані рішення щодо інвестицій у криптовалюту та торгових стратегій.
- Модуль має практичне значення в галузі аналізу криптовалют і може бути вдосконалений і розширений для включення додаткових моделей і методів оцінки.
- Майбутні дослідницькі зусилля можуть бути зосереджені на покращенні продуктивності моделей, вивченні альтернативних підходів до машинного навчання та розширенні можливостей модуля, щоб задовольнити ринкову динаміку та вимоги користувачів.

Підсумовуючи, розроблений програмний модуль прогнозування курсу криптовалют надає користувачам цінний інструмент для прогнозування курсу

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		75

криптовалют. Моделі ARIMA та NNetAR служать ефективними методами прогнозування, що дозволяє користувачам приймати обґрунтовані рішення щодо інвестицій у криптовалюту та торгових стратегій. Модуль має практичну цінність у сфері аналізу криптовалют і може бути вдосконалений і розширений для розміщення додаткових моделей і методів оцінки. Майбутні дослідження можуть зосередитися на покращенні продуктивності моделей і вивченні інших підходів машинного навчання для підвищення точності прогнозів.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		76

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Методичні вказівки до виконання дипломного проекту освітнього ступеня «бакалавр» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» / Укл. А.О. Саченко, М.П. Комар, Н.М. Васильків, Г.М. Гладій, В.С. Коваль. – Тернопіль: ЗУНУ, 2021. – 56 с.
2. Casey M.J. The Age of Cryptocurrency: How Bitcoin and the Blockchain Are Challenging the Global Economic Order [Текст] / M.J. Casey – London: St. Martin's Press, 2015. – 368 p.
3. Проект Закону України "Про внесення змін до Податкового кодексу України щодо оподаткування операцій з віртуальними активами в Україні" №9083 від 14.09.2018 р. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://search.ligazakon.ua/l_doc2.nsf/link1/JH70B1A A.html.
4. Яренко, А.В. (2015) "Систематизація кількісних методів прогнозування кон'юнктури ринку в маркетингових дослідженнях". Вісник Київського національного університету технологій та дизайну. с. 11-18.
5. Lin, S. (2018). Forecasting performance of GARCH models: Evidence from the SSE Composite Index. Journal of Economics and Finance, 42(2), 409-424.
6. Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A comparison of volatility models: does anything beat a GARCH(1, 1)?. Journal of applied econometrics, 20(7), 873-889.
7. Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. The Journal of Finance, 48(5), 1749-1778.
8. Bollerslev, Tim (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". 31(3): 307–327.
9. Engle, Robert F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". 50(4): 987–1007.
10. Sadorsky, P. (2014). Modeling volatility and conditional correlations between developed and emerging market stock returns. International Review of Financial Analysis, 33, 157-167.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		77

11. Неверович, Л. (2014). Моделювання динаміки волатильності нафтового ринку з використанням багатовимірних GARCH-моделей. Науковий вісник Національного гірничого університету, (4), 105-111.

12. Prophet [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://facebook.github.io/prophet/>.

13. Asteriou, Dimitros; Hall, Stephen G. (2011). "ARIMA Models and the Box–Jenkins Methodology". Applied Econometrics (Second ed.). Palgrave MacMillan. pp. 265–286.

14. Sepp Hochreiter; Jürgen Schmidhuber (1997). Long short-term memory. Neural Computation 9 (8): 1735–1780. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/13853244_Long_Short-term_Memory.

15. Graves, Alex; Mohamed, Abdel-rahman; Hinton, Geoffrey (2013). Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks. Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on: 6645–6649.

16. Rodriguez, Jesus (July 2, 2018). "The Science Behind OpenAI Five that just Produced One of the Greatest Breakthrough in the History of AI" [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://web.archive.org/web/20191226222000/https://towardsdatascience.com/the-science-behind-openai-five-that-just-produced-one-of-the-greatest-breakthrough-in-the-history-b045bc2c2b69?gi=24b20ef8ca3f>.

17. DeepMind Blog. (2019). AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://deepmind.com/blog/article/alphastar-mastering-real-time-strategy-game-starcraft-ii>.

18. Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control, 19(6), 716-723.

19. Smith, Jon. (2022). Application of Neural Network Autoregressive Model for Time Series Forecasting. University of Health Sciences.

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		78

Додаток А

Алгоритм використання модуля користувачем

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
						79
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>		

Додаток Б
Діаграма класів

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>		80

Додаток В

Код реалізації програмного модуля прогнозування криптовалют

```
library(shiny)
library(ggplot2)
library(tidyverse)
library(forecast)
library(lubridate)

ui <- fluidPage(
  titlePanel("Інформаційна панель прогнозування курсу криптовалюти"),
  sidebarLayout(
    sidebarPanel(
      fileInput("file", "Виберіть файл CSV, що містить дані про криптовалюту"),
      selectInput("model", "Виберіть модель прогнозування",
        choices = c("ARIMA", "NNetAR")),
      actionButton("submit", "Підтвердити")
    ),
    mainPanel(
      tabsetPanel(
        tabPanel("Необроблені дані", tableOutput("data")),
        tabPanel("Графік Декомпозиції", plotOutput("decomposition")),
        tabPanel("Графік Прогнозу", plotOutput("forecast")),
        tabPanel("Оцінка прогнозування", tableOutput("evaluation"))
      )
    )
  )
)

server <- function(input, output, session) {
```

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		81

```

# Function to read and process uploaded data
# Define a function to extract the year from a date object

process_data <- reactive({
  req(input$file)

  file_path <- input$file$datapath
  raw_data <- read.csv(file_path)

  # Check if the uploaded file contains the required columns
  req(all(c("Date", "Close") %in% colnames(raw_data)))

  imputed_data <- raw_data %>%
    add_column(Cryptocurrency = "Завантажені дані")
  close_ts <- imputed_data %>%
    mutate(Date = ymd(Date), Close = as.numeric(Close)) %>%
    arrange(Date) %>%
    select(Date, Close)

  # Extract the initial year from the data
  initial_year <- format(close_ts$Date[1], "%Y")

  # Determine the time series frequency based on the time interval between data
  points
  time_interval <- as.numeric(difftime(close_ts$Date[2], close_ts$Date[1], units =
"days"))
  frequency <- 365.25/time_interval

  ts_data <- ts(as.vector(close_ts$Close), start = c(initial_year,
as.numeric(format(close_ts$Date[1], "%j"))), frequency = frequency )

```

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		82

```

return(ts_data)
})

# Functions to create plots and evaluate forecasts

# Display the raw data
output$data <- renderTable({
  if (!is.null(input$file)) {
    read.csv(input$file$datapath)
  }
})

output$decomposition <- renderPlot({
  ts_data <- process_data()
  dects <- decompose(ts_data)
  plot(dects, xlab = "Year")
})

output$forecast <- renderPlot({
  ts_data <- process_data()
  if (input$model == "ARIMA") {
    model <- auto.arima(ts_data, seasonal = FALSE) # D=1, seasonal = TRUE
  } else {
    model <- nnetar(ts_data)
  }
  forecast_obj <- forecast(model, h = 365)
  plot(forecast_obj, main = "Forecast Plot", xlab = "Year", ylab = "Close Price")
})

```

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		83

```

output$evaluation <- renderTable({
  ts_data <- process_data()
  if (input$model == "ETS") {
    model <- ets(ts_data)
  } else if (input$model == "ARIMA") {
    model <- auto.arima(ts_data, seasonal = FALSE) # D=1, seasonal = TRUE
  } else {
    model <- nnetar(ts_data)
  }
  forecast_obj <- forecast(model, h = 365)
  forecasted_values <- as.vector(forecast_obj$mean)
  actual_values <- as.vector(ts_data)
  mape <- mean(abs(forecasted_values - actual_values)/actual_values) * 100
  rmse <- sqrt(mean((forecasted_values - actual_values)^2))
  mae <- mean(abs(forecasted_values - actual_values))
  smape <- 100/length(actual_values) * sum(2 * abs(forecasted_values -
actual_values) / (abs(actual_values) + abs(forecasted_values)))
  fss <- 1 - (sum((actual_values - forecasted_values)^2) / sum((actual_values -
mean(actual_values))^2))
  data.frame(Model = input$model, MAPE = mape, RMSE = rmse, MAE = mae,
SMAPE = smape, FSS = fss)
})

}

# Run the app
shinyApp(ui = ui, server = server)

```

					<i>ДП.КН.9500070.084.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		84