

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»

Кафедра мережевих технологій факультету інформатики

**Створення застосунку для алгоритмічного трейдингу криптовалют з
використанням машинного навчання**

Текстова частина до дипломної роботи
за спеціальністю „Інженерія програмного забезпечення” 121

Керівник дипломної роботи
доцент, к.т.н., Франчук О.В.
(прізвище та ініціали)

(підпис)

“01” липня 2022 р.

Виконав студент 2 курсу
магістерської програми
Кушка М.О.
(прізвище та ініціали)
“01” липня 2022 р.

Київ 2022

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»

Кафедра інформатики факультету інформатики

ЗАТВЕРДЖУЮ
Зав. кафедри інформатики,
к.ф-м.н., доцент
С. С. Гороховський

«_____» _____ 2022р

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

на дипломну роботу

студенту Кушці Михайлу Олександровичу
факультету інформатики 2 курсу магістерської програми

ТЕМА: Створення застосунку для алгоритмічного трейдингу криптовалют

Зміст текстової частини до дипломної роботи:

Індивідуальне завдання

Анотація

Вступ

1 Огляд предметної області

2 Методи досліджень

3 Опис програмної реалізації передбачення ціноутворення на ринку криптовалют з використанням машинного навчання

Висновки

Список літератури

Дата видачі «___» _____ 2022 р. Керівник _____
(підпис)

Завдання отримав _____
(підпис)

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розробити застосунок, що матиме за мету виконання операцій трейдингу криптовалют на криптовалютній біржі з використанням машинного навчання. Для виконання операцій трейдингу розробити власну модель машинного навчання, яка буде передбачувати ціну цільового активу на наступний день.

Тема дипломної роботи:

«Створення застосунку для алгоритмічного трейдингу криптовалют з використанням машинного навчання»

Календарний план виконання роботи:

№ п/п	Назва етапу дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапу	Примітка
1.	Отримання завдання на дипломну роботу	03.12.2021	
2.	Огляд технічної літератури за темою роботи	15.01.2022	
3.	Розробка архітектури машинного навчання	20.02.2022	
4.	Застосування розробленої архітектури для написання та тренування моделі машинного навчання	30.04.2022	
5.	Написання теоретичної частини дипломної роботи	18.05.2022	
6.	Створення слайдів презентації для доповіді та написання тексту доповіді та аналіз отриманих результатів за участю керівника дипломної роботи	10.06.2022	
7.	Попередній захист дипломної роботи	16.06.2022	
8.	Корегування роботи за результатами попереднього захисту	17.06.2022	
9.	Остаточне оформлення пояснювальної записки та слайдів	01.07.2022	
10.	Захист дипломної роботи	07.07.2022	

Студент

Кушка Михайло Олександрович

Керівник

к.т.н., доцент Франчук Олег Васильович

“ _____ ”

ЗМІСТ

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ	3
ЗМІСТ	5
Перелік прийнятих скорочень	6
АНОТАЦІЯ	7
ВСТУП.....	8
1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ.....	12
1.1 Основні методи трейдингу криптовалют	12
1.1.1 Класичні методи купівлі/продажу на валютній біржі	13
1.1.2 Автоматизований трейдинг.....	15
1.1.3 Методи алгоритмічного трейдингу	16
1.1.4 Вплив різних чинників на коливання курсу криптовалют	24
1.2 Використання штучного інтелекту для прогнозування курсу криптовалюти.....	27
2 МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕНЬ	28
2.1 Бібліотека TensorFlow для NodeJS	29
2.2 АРІ біржі «Бінанс».....	31
3 ОПИС ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІЧНОГО ТРЕЙДИНГУ КРИПТОВАЛЮТ З ВИКОРИСТАННЯМ ЕЛЕМЕНТІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	32
3.1 Модель машинного навчання для передбачення курсу криптовалюти 32	
3.1.1 Вибір даних для тренування	32
3.1.2 Вибір архітектури нейронної мережі	33
3.1.3 Результати прогнозування.....	35
3.2 АРІ для здійснення операцій з криптовалютами	36
3.3 Отримані результати.....	37
Список використаних джерел.....	38
Додаток А. Текст програми	42

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ СКОРОЧЕНЬ

DCA – Dollar Cost Averaging, усереднена доларова вартість

API – Application Programming Interface

LSTM – Long Short-Term Memory (model), довга мережа короткострокової пам'яті

RNN – Recurrent Neural Network, рекурентна нейронна мережа

АНОТАЦІЯ

У даній магістерській роботі розглянуто основні методи трейдингу криптовалют, що застосовуються на фінансових біржах – від традиційних, де рішення про купівлю/продаж приймається брокером в кожному конкретному випадку особисто, до повністю автоматизованих, коли трейдинг криптовалют за вихідними, заздалегідь заданими параметрами, здійснюється за певними алгоритмами без участі людини. Проаналізовано переваги та недоліки кожного з розглянутих методів. Написаний код на Node JS, який на базі машинного навчання може прогнозувати ціну на криптовалюту, а також створено комп'ютерний застосунок для можливості взаємодії з найбільшою світовою біржою криптовалют – «Бінанс» (Binance).

ВСТУП

Якщо зробити навіть побіжний аналіз ринку криптовалют, можна помітити, що за проміжок часу, трохи більший за кілька років (адже перші транзакції на Біткойні були проведені у 2008 році, а на Ефіріумі – лише у 2015), віртуальні гроші пройшли шлях, який звичайна валюта долала століттями.

За даними заснованої в Сінгапурі міжнародної ІТ-компанії «Тріпл-А», на сьогодні різні види криптовалют використовує 3,9% населення земної кулі. А це більше ніж 300 мільйонів осіб. Загальний обсяг капіталізації Біткойну в перерахунку на американський долар станом на квітень 2021 року становив 2,3 трильйони доларів. Це є співрозмірним з вартістю таких компаній-гігантів як «Apple» (2,2 трлн. доларів США), «Microsoft» (1,9 трлн. доларів США), «Amazon» (1,7 трлн. доларів США), «Facebook» (0,9 трлн. доларів США) [1].

Якщо існуючий темп зростання обсягів використання криптовалюти збережеться, менш ніж за кілька десятиліть вона стане основним платіжним засобом у світі.

Суттєвою перевагою найбільш популярних серед користувачів криптовалют, таких як Біткойн і Ефіріум, над звичайними фіатними грошима (тобто такими, котрі базуються виключно на довірі до уряду країни, який їх емітує, як наприклад, гривня, долар США, канадський долар, євро тощо) є їхня надійність, що ґрунтується на використанні блокчейн-технологій.

Блокчейн фактично являє собою децентралізовану базу даних або, як його називають по-іншому, розподілений реєстр [2]. Наразі блокчейн-технологія широко використовується у різноманітних галузях – від криптовалют до будівництва і продажу нерухомості з використанням ескроу-рахунків [3-5]. Ця технологія є не лише надійною, але й легкодоступною для окремого споживача. Як наслідок, усі засновані на блокчейні криптовалюти мають кращу захищеність від підробок, аніж реальні гроші. А протоколи, що лежать в основі створення основних криптовалют, забезпечують їх від гіперінфляції, адже кількість випущених віртуальних грошей є обмеженою, і жоден уряд світу не

може на свій розсуд розпочати власну емісію. Якщо до вищезгаданого додати ще й те, що всі операції з криптовалютою можна робити, не виходячи з власного будинку, стає зрозумілим, що криптовалюта, безумовно, є майбутнім замінником фіатних грошей. Тим більше, що за інфограмою, наведеною аналітичним порталом «Слово і Діло» [6] і побудованою за даними міжнародної сервісної ІТ-компанії «Тріпл-А», Україна наразі посідає перше місце у світі за відсотком населення, що володіє криптовалютою, і дев'яте місце – за абсолютною кількістю осіб, яким належить криптовалюта. Більш детальні дані можна побачити в таблиці 1.

Таблиця 1

Країни з найбільшою кількістю власників криптовалют

Назва країни	Кількість власників криптовалют, млн. осіб	Частка власників щодо населення
Індія	100,7	7,3
США	27,5	8,3
Росія	17,4	11,9
Нігерія	13	6,3
Бразилія	10,4	4,9
Пакистан	9,1	4,1
Індонезія	7,3	2,7
В'єтнам	6	6,1
Україна	5,6	12,7
Кенія	4,6	8,5

Тому не дивно, що всі розвинені країни світу вже розробили власні законодавчі акти, які на правовому рівні регулюють правила поведінки з криптовалютами [7]. І хоча Україна в цьому сенсі поки що відстає від США, Швейцарії, Німеччини та інших фінансових конгломератів, в нашій країні

активно працюють міжнародні фінансові біржі, де можна продати або придбати криптовалюту за гривню. Це такі біржі як «Binance», «Huobi», «Whitebit», «Exmo», та наша вітчизняна біржа «Kuna».

У таблиці 2 наведено дані про кількість криптовалют, які можна придбати або продати в обмін на гривню, а також загальний добовий обсяг трейдингу по кожній біржі (дані взяті з сайту Міністерства фінансів України www.minfin.com.ua).

Таблиця 2

Біржі, де можна придбати/продати криптовалюту за гривні

Назва біржі	Кількість доступних за гривню криптовалют	Добовий обсяг трейдингу, дол.США
Binance	64	42,5 млрд.
Huobi	немає даних	9,7 млрд.
Whitebit	12	916 млн.
Exmo	10	85,6 млн.
Kuna	20	2,2 млн.

Таким чином, питання купівлі/продажу криптовалют і, відповідно, питання автоматизації цього процесу є наразі нагальною проблемою як для України, так і для багатьох інших країн світу.

Мета дослідження – проаналізувати існуючі алгоритми здійснення купівлі/продажу криптовалюти на фінансових ринках, виявити їх переваги та недоліки та написати код на Node JS, який би на базі машинного навчання, ґрунтованого на аналізі даних за попередній період, міг передбачити ціну на обрану криптовалюту на наступний день, а також розробити комп'ютерний застосунок для взаємозв'язку з найбільшою біржею криптовалют – «Бінанс».

Предмет дослідження – ціноутворення на ринку криптовалют.

Об'єкт дослідження – алгоритмічний трейдинг криптовалют.

Завдання, які необхідно вирішити задля досягнення поставленої мети:

- збір даних про ціну купівлі/продажу криптовалюти за останні чотири роки роботи найбільшої у світі валютної біржі «Бінанс»;
- написання коду на Node JS, який би на базі машинного навчання аналізував дані за 16 окремих шістдесятиденних періодів із загального безперервного періоду довжиною в 1000 днів, і передбачав ціну купівлі/продажу криптовалюти на 61-й день кожного окремого досліджуваного періоду;
- тестування отриманої моделі прогнозування ціноутворення на ринку криптовалют на базі реальних ринкових даних, отриманих за чотирьохсотденний період 2021-2022 років, що іде після тисячоденного періоду, на базі якого здійснювалось машинне навчання;
- написання комп'ютерного застосунку у вигляді утиліти для серверу, за допомогою якого можна взаємодіяти з біржею «Бінанс».

1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Основні методи трейдингу криптовалют

Трейдинг криптовалют, хоча і має свої певні особливості, в цілому є вельми подібним до операцій з купівлі/продажу звичайних фіатних грошей. З цієї причини при автоматизації процесів трейдингу криптовалют, в першу чергу, слід звернути увагу на методи й алгоритми, які використовують брокери звичайних фінансових бірж на кшталт загальновідомого міжбанківського міжнародного валютного ринку «Форекс». Більш того, навіть біржі криптовалют на своїх сайтах радять користувачам використовувати засоби і індекси, якими користуються трейдери при купівлі/продажах звичайної валюти.

Принципово методи трейдингу можна розділити на наступні групи:

- 1) класичні або так звані «ручні» методи, які, хоча наразі часто теж автоматизуються з використанням елементів графічного аналізу тощо, все ж таки спочатку розроблялись як такі, що їх використовують трейдери для купівлі/продажу валют без використання додаткових комп'ютерних застосунків;
- 2) автоматизований трейдинг, що, як правило, базується на використанні усередненої доларової вартості DCA і дозволяє робити регулярні покупки криптовалюти в автоматизованому режимі в будь-який час доби;
- 3) методи алгоритмічного трейдингу, які базуються на складних алгоритмах, часто з використанням елементів машинного навчання, і можуть, за вибором користувача, або просто пропонувати найбільш оптимальну стратегію трейдингу, або, після задання відповідних вихідних умов, здійснювати трейдинг криптовалюти в автономному, повністю автоматизованому режимі;

- 4) комбіновані методи, коли трейдер намагається одночасно використовувати різні стратегії з метою отримати найбільш оптимальне, з його точки зору, рішення.

Оскільки комбіновані методи є фактично поєднанням інших вищезгаданих методів, надалі на них зупинятись не будемо.

1.1.1 Класичні методи купівлі/продажу на валютній біржі

Основи трейдингу на валютних та фондових біржах докладно й популярно викладені в багатьох книжках [8-10].

Історично так склалось, що трейдерів, які розраховують на зростання ринку (покупців), називають биками. Відповідно, бича тенденція означає схильність ринку до зростання.

Трейдерів, які очікують на падіння цінового курсу активу (продавців), звать ведмедями. Відповідно, ведмежа тенденція означає схильність ринку до зниження.

При класичному підході як «бики», так і «ведмеді» зазвичай аналізують графік продажів, намагаючись виявити на ньому певні фігури технічного аналізу. За допомогою цих фігур трейдер робить прогноз щодо того, в якому напрямку з найбільшою вірогідністю продовжиться рух та шукає найбільш оптимальний момент для проведення біржової операції.

Існує дві основні групи фігур технічного аналізу: продовжувальні та реверсні. Окрім них існують також двійчасті фігури, які в одних ситуаціях грають роль продовжувальних, а в інших – реверсних [9]. Як видно з назви, перші є свідченням того, що цінова тенденція продовжується і слід продовжувати операції у напрямку поточного тренда. До продовжувальних фігур відносяться так звані «прапори» (Flags) та «вимпели» (Pennants).

Як приклад, на рис. 1 наведено «вимпел» при висхідному тренді, який передбачає пробій верхньої частини «вимпела» і продовження up-тренду.

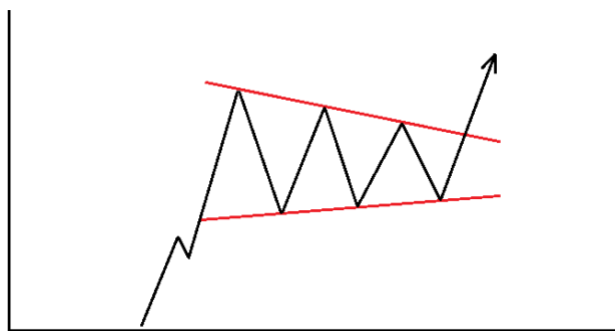


Рис.1 – «Вимпел», що характеризує продовження висхідного тренду

На рис. 2 наведено «вимпел» для випадку «ведмежої» тенденції, тобто коли очікується падіння ринку і треба продавати активи, ціна на які має в подальшому впасти.

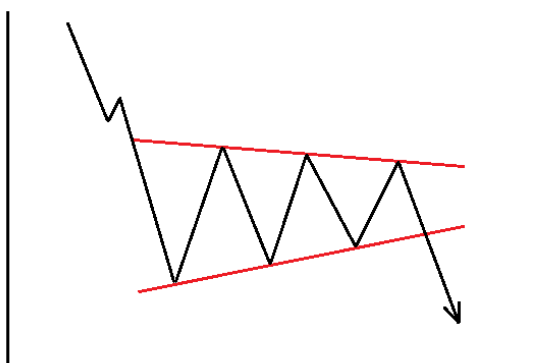


Рис.2 – «Вимпел», що характеризує продовження низхідного тренду

Реверсні або, як їх ще називають, розворотні фігури свідчать про зміну цінового тренду і є сигналом для трейдера, що час отримувати прибуток від поточної ситуації на біржі. Однією з найвідоміших та найважливіших реверсних фігур є «Голова і плечі» (Head&Shoulders), яка схематично представлена на рис.3.

Щойно трейдер виявив фігуру «Голова і плечі», він має чекати моменту, коли наступить пробій лінії шиї (Neckline), яка на рис.3 позначена червоною лінією. Такий пробій означає завершення всієї фігури і початок нового «ведмежого» тренду.

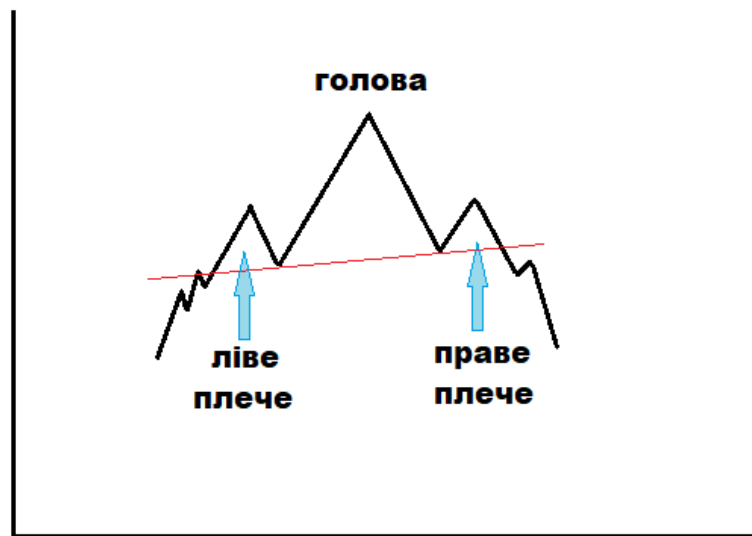


Рис.3 – Приклад реверсної фігури «Голова і плечі» що характеризує розворот тренду в протилежний бік

1.1.2 Автоматизований трейдинг

Простий автоматизований трейдинг, як правило, розрахований на новачків на ринку купівлі/продажу криптовалюти, які не мають наміру «грати» на біржі з метою отримати максимальні прибутки, а хочуть просто регулярно (з частотою від одного до кількох разів на місяць) інвестувати частину свого доходу у фіатних грошах в криптовалюту, мінімізувавши при цьому, за можливості, свої ризики.

Як правило, автоматизований трейдинг ґрунтується на методі усередненої доларової вартості DCA (dollar cost averaging). При цьому покупець здійснює купівлю криптовалюти в автоматизованому режимі через регулярні проміжки часу. Багато бірж дозволяють користувачеві досить легко налаштувати такий процес, коли він просто прив'язує до свого біржового рахунку банківську картку і вказує в налаштуваннях, наприклад, щопонеділка об 11-00 витратити 100 доларів на купівлю Біткойна протягом року (52 тижнів поспіль). Такий підхід дозволяє йому без зайвих зусиль вкласти 5200 доларів за рік в Біткойн, придбавши його по усередненому курсу.

На рис. 4 приведені котирування Біткойна з тижневими інтервалами в період з 17.05.2021 по 06.06.2022. Видно, що при коливанні вартості Біткойну у межах від 65928,9 доларів (08.11.2021) до 29111,4 доларів (23.05.2022), людина, яка протягом року щотижня вкладала в Біткойн одну й ту ж суму, зрештою отримала його за усередненим курсом 43447,3 доларів за 1 Біткойн.

З іншого боку, якби ця людина в серпні 2021 року, коли стало очевидним, що ціна на Біткойн стрімко зростає, припинила купівлю, а розпочала її знов у січні 2022 року, після завершення фігури «Голова і плечі» (див. рис.4), коли відбувся пробій «лінії ший», за рік вона придбала б Біткойн за значно меншою середньою ціною, ніж вона це зробила, використовуючи метод DCA.

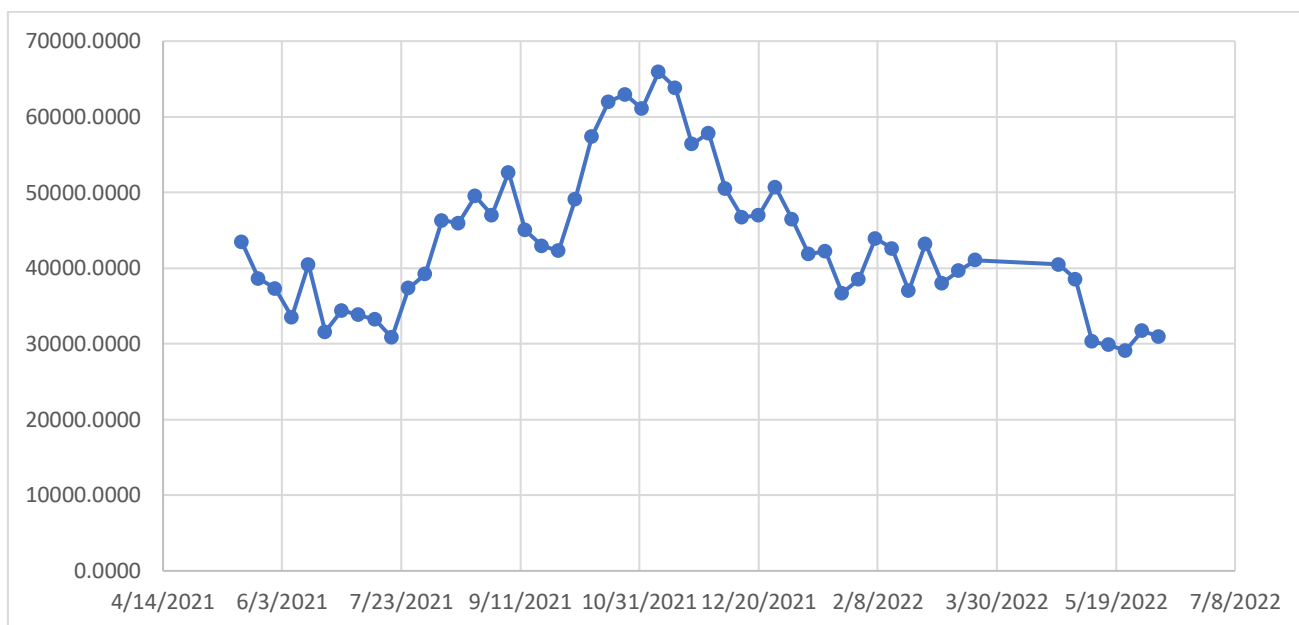


Рис.4 – Коливання курсу Біткойну з травня 2021 року по червень 2022 року

1.1.3 Методи алгоритмічного трейдингу

Стрімкий розвиток комп'ютерної техніки призвів до появи великої кількості машинних алгоритмів, призначення яких допомогти трейдеру краще прогнозувати ситуацію. Існують навіть алгоритми, які за допомогою графічних аналізаторів виявляють згадані вище фігури технічного аналізу. Проте наразі більшість трейдерів в якості допоміжних засобів використовують інші методи алгоритмічного трейдингу.

Найбільш типові з них базуються на використанні показника середнього руху курсу MA (moving average) та на індексі відносної сили RSI (relative strength index). Зупинимось на цих двох показниках більш детально.

Середній рух курсу, в залежності від потреб трейдера, обчислюється за різні проміжки часу, які можуть становити від 5 до 200 днів і навіть більше. Одночасний аналіз цього показника за кілька періодів одночасно, наприклад за 10, 50 і 200 днів, дозволяє трейдеру краще зрозуміти короткострокову та довгострокову тенденцію зміни вартості криптовалюти і підібрати більш оптимальний проміжок часу для купівлі або продажу.

Зазвичай використовують два види середнього руху курсу: простий (SMA – simple moving average) та експоненціальний (EMA – exponential moving average). На рисунку 5 наведена блок-схема для обчислення простого, а на рисунку 6 – експоненціального MA за період, що дорівнює N днів.

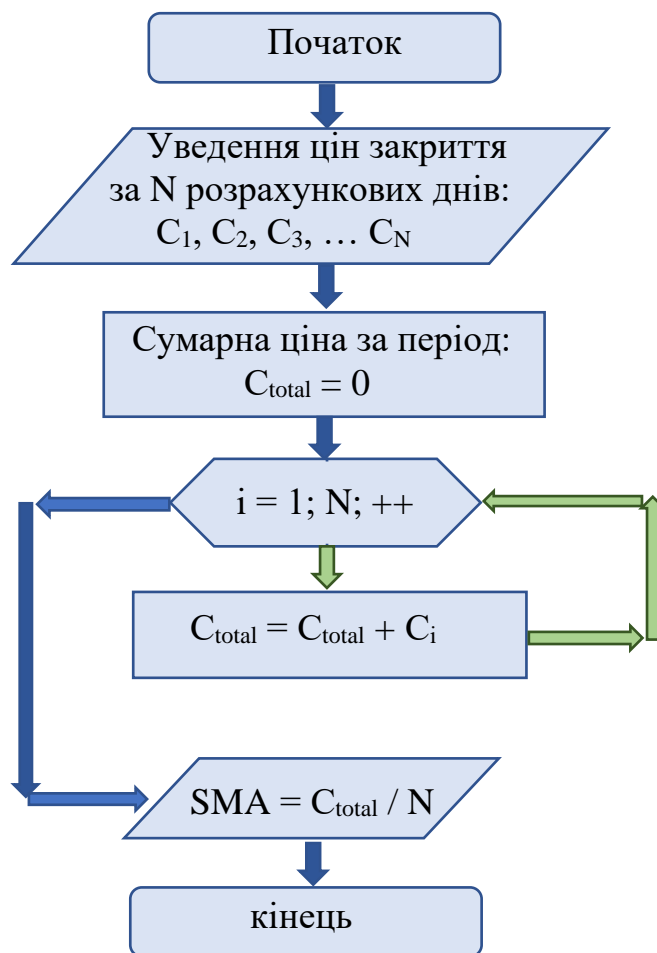


Рис. 5 – Блок-схема обчислення SMA за період N днів

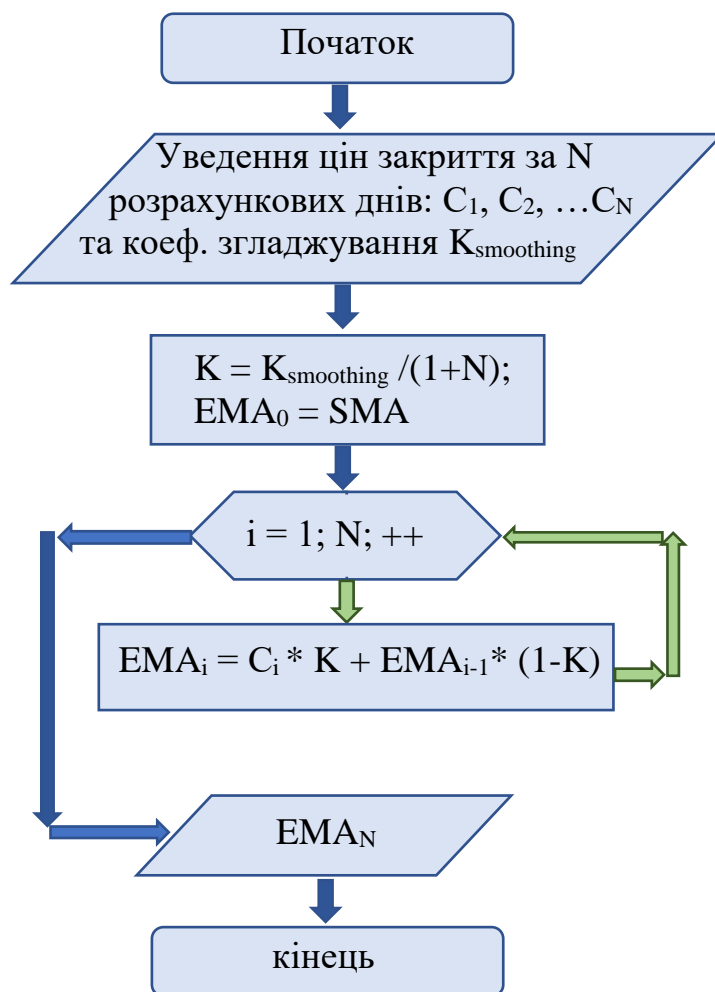


Рис. 6 – Блок-схема обчислення EMA за період N днів

Декілька уточнень до блок-схеми обчислення EMA:

1) є різні методи обчислення коефіцієнта згладжування, але зазвичай його приймають рівним 2;

2) EMA_0 дорівнює SMA за попередній N-денний період, тобто, якщо розраховують EMA за двадцятиденний період, то спершу потрібно розрахувати SMA за 20 днів, що цьому періоду передують.

Слід зауважити, що експоненціальний середній рух курсу криптовалюти EMA часто використовують тоді, коли в процесі трейдингу може спостерігатись випадковий однократний стрибок цін, наприклад, коли ціна протягом тривалого часу коливається між 200 і 250 умовних цінових одиниць, а в один з днів був неочікуваний одноразовий стрибок до 350. У такому

випадку SMA за п'ять – десять днів, в які потрапить цей «стрибок», не буде правильно відображати загальної картини руху курсу.

Деякі трейдери взагалі більше тяжіють до використання ЕМА в усіх випадках, оскільки в цьому показнику вплив останнього дня періоду є більшим, порівняно з іншими днями, тоді як в SMA вплив усіх днів розрахункового періоду є однаковим.

Поруч із середнім рухом курсу криптовалюти за певний проміжок часу, вагомим індексом для прогнозування майбутньої тенденції в зміні цін є індекс відносної сили RSI.

Цей індекс був вперше розроблений Дж. Велсом Вайлдером-молодшим і описаний ним у книзі «Нові концепції в технічних системах трейдингу», сторінки 64-70 [11].

На рис. 7 наведено вкопіювання з книги [11] того місця, де Дж. Велс Вайлдер-молодший вводить формулу для розрахунку RSI.

The Relative Strength Index Equation

The equation for the Relative Strength Index, RSI, is:

$$RSI = 100 - \left[\frac{100}{1 + RS} \right]$$

$$RS = \frac{\text{Average of 14 day's closes UP}}{\text{Average of 14 day's closes DOWN}}$$

Рис. 7 – Вкопіювання формули визначення RSI з книги [11]

Слід зауважити, що дану формулу можна дещо спростити, розділивши чисельник і знаменник від'ємника на RS:

$$RSI = 100 - \left[\frac{100}{1+RS} \right] = 100 - \left[\frac{\frac{100}{RS}}{\frac{1}{RS} + \frac{RS}{RS}} \right] = 100 - \left[\frac{\frac{100}{RS}}{\frac{1}{RS} + 1} \right] = \frac{\frac{100}{RS} + 100 - \frac{100}{RS}}{\frac{1}{RS} + 1} = \frac{100}{1+K}$$

$$\text{Тут } K = \frac{1}{RS} = \frac{\text{Average of } N \text{ day's closes DOWN}}{\text{Average of } N \text{ day's closes UP}}$$

У подальшому для розрахунку RSI будемо користуватись саме цією формулою.

На рисунку 8 наведене фото сторінки робочого зошиту, де Дж. Велс Вайлдер-молодший власноруч виконав розрахунок для RSI 14-денного періоду у динаміці [11].

65 із 116

DAILY WORK SHEET

COMMODITY _____

RELATIVE STRENGTH INDEX

CONTRACT MONTH _____

(1) DATE	(2) CLOSE	(3) UP	(4) DOWN	(5) UP AVG	(6) DOWN AVG	(7) $(5) \div (6)$	(8) $1 + (7)$	(9) $100 \div (8)$	(10) $100 - (9)$
1	54.80								
2	56.80	2.00							
3	57.85	1.05							
4	59.85	2.00							
5	60.57	.72							
6	61.10	.53							
7	62.17	1.07							
8	60.60		1.57						
9	62.35	1.75							
10	62.15		.20						
11	62.35	.20							
12	61.45		.90						
13	62.80	1.35							
14	61.37		1.43						
15	62.50	1.13/1.80	1.40	.84	.29	2.90	3.90	25.64	74.36
16	62.57	.07		.79	.27	2.93	3.93	25.45	74.55
17	60.80		1.77	.73	.38	1.92	2.92	34.25	65.75
18	59.37		1.43	.68	.46	1.48	2.48	40.32	59.68
19	60.35	.98		.70	.43	1.63	2.63	38.02	61.98
20	62.35	2.00		.79	.40	1.98	2.98	33.56	66.44
21	62.17		.18	.73	.38	1.92	2.92	34.25	65.75
22	62.55	.38		.71	.35	2.03	3.03	33.00	67.00
23	64.55	2.00		.80	.32	2.50	3.50	28.57	71.43
24	64.37		.18	.74	.31	2.39	3.39	29.50	70.50
25	65.30	.93		.75	.29	2.59	3.59	27.86	72.14
26	64.42		.88	.70	.33	2.12	3.12	32.05	67.95
27	62.90		1.52	.65	.42	1.55	2.55	39.22	60.78
28	61.60		1.30	.60	.48	1.25	2.25	44.44	55.56
29	62.05	.45		.59	.45	1.31	2.31	43.29	56.71
30	60.05		2.00	.55	.56	.98	1.98	50.51	49.49
31	59.70		.35	.51	.55	.93	1.93	51.81	48.19
32	60.90	1.20		.56	.51	1.10	2.10	47.62	52.38
33	60.25		.65	.62	.52	1.00	2.00	50.00	50.00
34	58.27		1.98	.48	.62	.77	1.77	56.50	43.50
35	58.70	.43		.48	.58	.83	1.83	54.64	45.36
36	57.72		.98	.45	.61	.74	1.74	57.47	42.53
37	58.10	.38		.45	.57	.79	1.79	55.87	44.13
38	58.20	.10		.43	.53	.81	1.81	55.25	44.75

Рис. 8 – Приклад розрахунку RSI у динаміці, виконаний Дж. Велсом Вайлдером-молодшим

Індекс відносної сили RSI належить до одного з показників руху (momentum indicators), які використовуються у технічному аналізі біржових показників для вимірювання амплітуди останнього коливання ціни з метою встановлення того, чи є акції (або у даному випадку криптовалюта) перепроданими або перекупленими.

Якщо криптовалюта є перепроданою, це означає, що її курс занадто знизився внаслідок завеликих обсягів продажу, і найближчим часом можна очікувати на зростання ціни.

І навпаки, якщо криптовалюта є перекупленою, це означає, що ціна на неї занадто зросла внаслідок завеликих обсягів купівлі криптовалюти. Найближчим часом, відповідно, можна очікувати на зниження ціни.

Значення індексу відносної сили RSI можуть коливатися в проміжку від 0 до 100. Проте зазвичай RSI зображують у вигляді осцилятора (графіка, що рухається між двома екстремумами).

Традиційно екстремумами є значення 30 і 70. Якщо значення RSI перевищує 70, це означає що криптовалюта є перекупленою і ціна на неї скоро впаде. Якщо значення RSI стає нижчим 30, це означає що криптовалюта є перепроданою, і ціна на неї невдовзі зросте.

Проте часто трейдери, як зазначає Олександр Елдер [9], використовують дещо відмінні екстремуми в залежності від того, чи «грає» ринок на пониження, чи на зростання.

Так, під час ринку «биків» екстремуми для RSI встановлюють на рівні 40 (мінімум) і 80 (максимум). Під час ринку «ведмедів» мінімум встановлюють на рівні 20, а максимум на рівні 60.

О. Елдер [9] радить використовувати правило п'яти відсотків: проведіть лінії екстремумів таким чином, щоб лінія, яку утворює RSI, знаходилась поза межами екстремумів приблизно п'ять відсотків від усього часу за останні 4-10 місяців. Кожні три місяці необхідно коректувати лінії екстремумів, виходячи з нових даних RSI.

На рис. 9 наведено блок-схему алгоритму для розрахунку RSI.

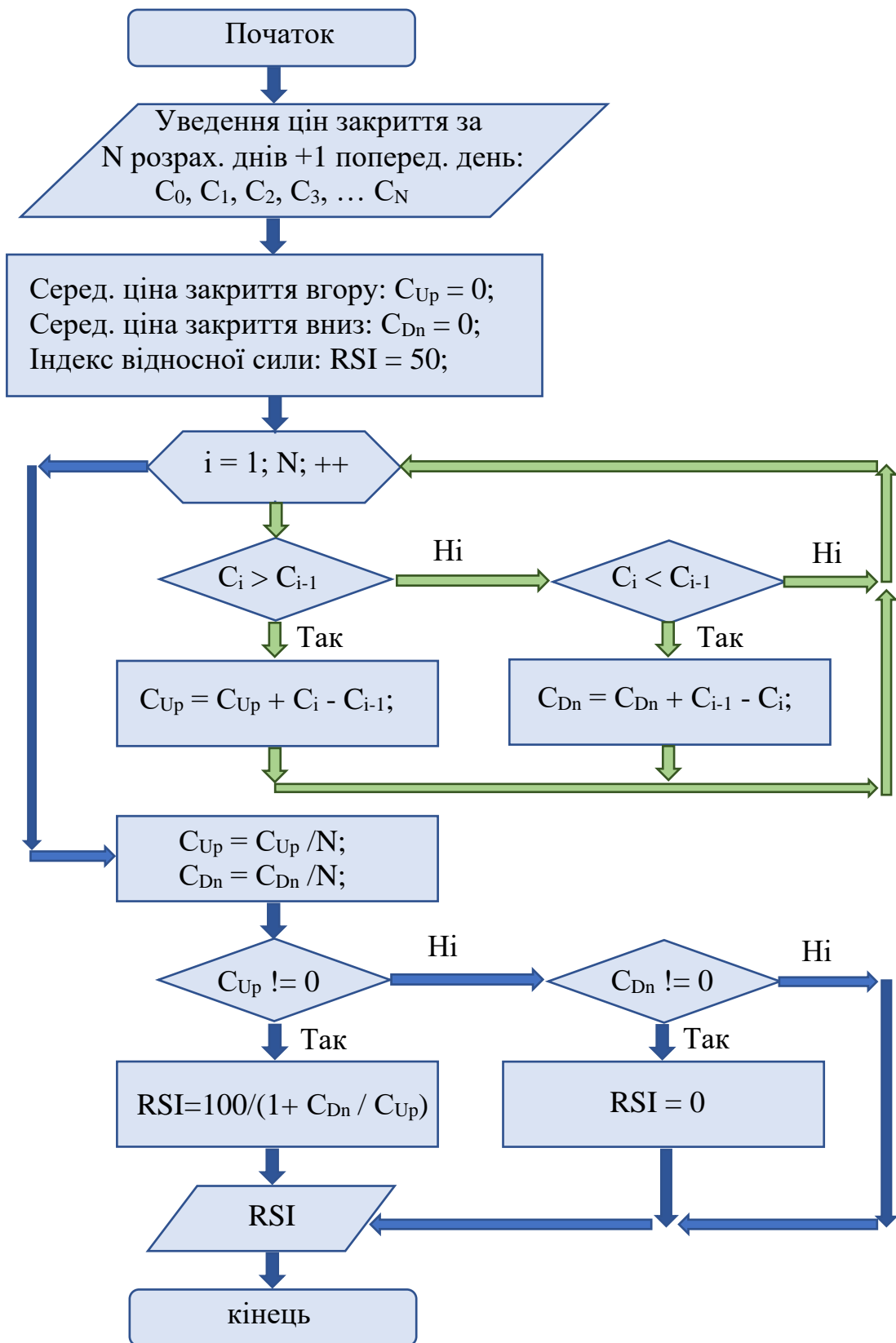


Рис. 9 – Блок-схема обчислення індексу відносної сили RSI

Однією з переваг RSI є те, що він ніколи не відстає, а часто трохи випереджає графік коливання цін, утворюючи при цьому ті ж самі фігури технічного аналізу, як «Вимпел», «Прапор», «Голова і плечі» тощо. Тому з допомогою графіка RSI подекуди вдається раніше передбачити можливу зміну цін.

Слід зазначити, що для кращого прогнозування трейдери часто використовують кілька показників технічного аналізу одночасно.

На рис. 10 наведене реальне вікно трейдера біржі «Бінанс» з графіком добового коливання цін, а також нанесеними на ньому графіками зміни середнього руху курсу MA за 25, 50 і 200 днів та графіком коливання індексу відносної сили RSI, який розраховується виходячи з 14-ти денного періоду. Кілька графіків MA, розрахованих для різних періодів, дозволяють оцінювати тенденцію зміни цін в короткостроковій і довгостроковій перспективі. Крім того, перетин ліній MA, побудованих для різних проміжків часу, часто передують різкій зміні ціни.



Рис.10 – Вікно трейдера біржі «Бінанс»

1.1.4 Вплив різних чинників на коливання курсу криптовалют

Для дослідження різних чинників на коливання курсу криптовалют, слід зазначити, що наявність криптовалют різного ступеня надійності, захищеності та популярності дає можливість припустити, що різні групи криптовалют можуть поводити себе відмінно одна від іншої.

Наприклад, Адам Заремба та інші у проведеному ними дослідженні [12] повідомляють, що хоча для більшості криптовалют характерне повне обернення цін, коли курс протягом однієї доби то зростає, то падає, для тих кількох, що посідають перші позиції за популярністю (до них належать, в першу чергу, Біткойн і Ефіріум) притаманна зовсім інша динаміка руху. Зазвичай їх курс не зазнає різких коливань протягом доби. Таким чином, автори дослідження [12] поділяють усі криптовалюти на два великих класи: криптовалюти з високою та низькою денною оборотністю.

Після дослідження зміни ціни протягом доби 3600 різних криптомонет (coins), А. Заремба та співавтори зазначають, що лише 2% з усіх досліджених найменувань криптовалют та їх похідних мали зміни напрямку руху курсу протягом доби. Проте ці 2% є найбільш популярними криптовалютами в загальному обсязі і відповідають 90 % усієї ринкової капіталізації криптовалюти на біржах [12].

Таким чином, рівень надійності криптовалют в очах трейдерів суттєво впливає на добове коливання їхнього курсу. Адже монети з високою денною оборотністю (які переважно купують і продають виключно з метою короткочасної гри на біржі) демонструють набагато більшу волатильність курсу порівняно з тими, які мають низьку денну оборотність.

Спільну для багатьох криптовалют поведінку їхнього курсу, проте відмінну від ринку фіатних валют, доводять і Стосік та інші [13].

Цікаво, що деякі криптовалюти, окрім технічних аспектів надійності, які пересічному трейдеру часто важко буває оцінити, підвищують свою надійність завдяки тому, що базуються на золотому еквіваленті, що робить їх більш привабливими, ніж переважна більшість фіатної валюти.

Крім того, прив'язка до реальних активів не тільки лише надійність монет, але й призводить до того, що курс такої криптовалюти чітко пов'язаний з курсом тих активів, до яких вони прив'язані, і є більш захищеним від впливу сторонніх чинників. Так, наприклад, Тезер (tether), будучи надбудовою над блокчейном Біткойна, має курс, прив'язаний до курсу долару, адже компанія Tether Limited, яка випустила його, стверджує, що 20 відсотків всього обсягу Тезер забезпечуються доларами США, які компанія має на власних банківських рахунках.

Прив'язаними до золота (прямо чи опосередковано) є наразі три види криптовалют [14].

По-перше, це Діджікс Голд Токен DGX (Digix Gold Token), який безпосередньо прив'язаний до золота (1 DGX = 1 г золота). Тому на його курс впливає виключно коливання вартості золота на ринку цінних металів.

По-друге, це стейблкоїн, випущений Монетним двором Пента, який має назву Perth Mint Gold Token (PMGT) і забезпечений цифровим золотим сертифікатом, випущеним Монетним двором Пента, гарантію під який надає уряд Західної Австралії. 1 PMGT відповідає 1 тройській унції золота (31,103 г).

По-третє, це Midas touch gold (TMTG), який хоч напряду і не забезпечений золотом, але чітко прив'язаний до коливань курсу останнього через те, що базується на Ефіріумі і був випущеним для забезпечення безпеки та прозорості ринку золота. TMTG неможливо купити за фіатні гроші. Цей токен можна придбати виключно за Тезери, а потім використати його для купівлі фізичного золота.

Багато авторів досліджували вплив на ринок криптовалюти пандемії Covid-19 та періоду одразу після неї [14-18]. Досліджувався як ринок загалом, так і окремі групи криптовалют. І хоча деякі дослідники стверджують про незначний ефект пандемії на зміни в коливаннях курсів [15], більшість дотримуються думки про те, пандемія зробила курси багатьох криптовалют більш непередбачуваними, збільшивши кількість екстремумів та флуктуацій [16, 18].

Г. Монтассер та інші [17] досліджували зміни тридцятиденного середнього руху ринкової ефективності для різних груп криптовалют, базуючись на показнику відкоригованого коефіцієнту ринкової неефективності AMIM (Adjusted Market Inefficiency Magnitude), який зростає при зниженні ринкової ефективності активу, і падає, коли ринок ефективний. Від'ємні та нульові значення AMIM відповідають ефективному ринку, а позитивні значення AMIM – неефективному [19]. Г. Монтассер зі співавторами [17] проаналізував зміни AMIM для різних груп криптовалют не тільки на початкових періодах, але і в кінці пандемії. При цьому дослідники виявили суттєві зміни в поведженні ринку саме тоді, коли пандемія майже скінчилась.

G.E. Montasser et al.

Finance Research Letters 46 (2022) 102362

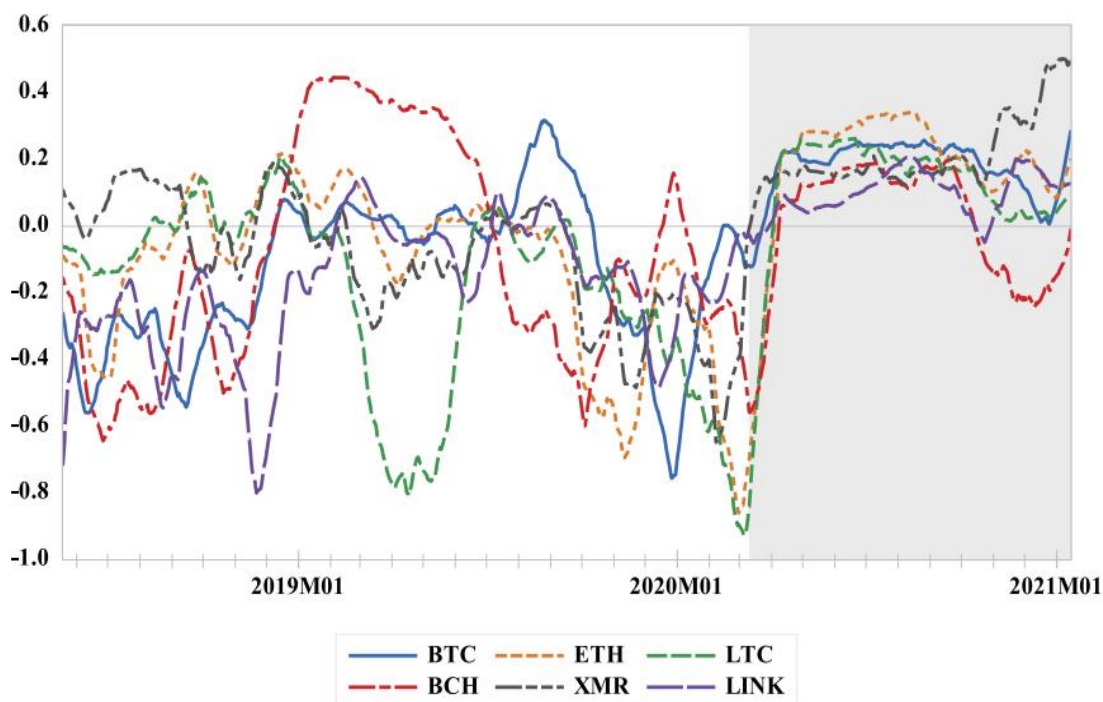


Fig. 3. Moving-Average 30 days of AMIM for the cryptocurrencies in cluster 1, shaded area refers to the COVID-19 period.

Notes: Fig. 3 shows the Moving-Average 30 days evolution of AMIM for the cryptocurrencies in cluster 1 in the periods before COVID-19 and after COVID-19 (shaded area).

Рис.11 – Зміна 30-денного показника ринкової ефективності AMIM для шести різних криптовалют

На рис.11 наведена динаміка зміни AMIM для групи криптовалют Біткойн (BTC) – Ефіріум (ETH) – Лайткойн (LTC) – Біткойн кеш (BCH) –

Монеро (XMR) – Чейнлінк (LINK). На графіках чітко видно, що АМІМ в кінці пандемії (затінена область) для всіх криптовалют набув позитивних значень. Це свідчить про те, що ринок став неефективним.

1.2 Використання штучного інтелекту для прогнозування курсу криптовалюти

Вплив різноманітних чинників на коливання курсу криптовалюти, неможливість встановлення чіткої математичної залежності впливу окремих показників на біржову динаміку та стрімкий розвиток штучного інтелекту, що базується на принципах машинного навчання і активно використовується в найрізноманітніших галузях – від прогнозування майбутнього врожаю [20] до складної нелінійної інтерполяції табличних даних [21] (тобто тоді, коли на базі наявної великої кількості статистичних або емпіричних даних потрібно передбачити поведінку цих даних у майбутньому), – спонукає спробувати застосувати принципи машинного навчання і для прогнозування курсу криптовалют.

Дійсно, останніми роками в наукових фахових періодичних виданнях почали з'являтися статті, де дослідники описують свій досвід застосування машинного навчання для прогнозування подій на ринку криптовалют [22-24].

Проте наразі ще не вироблено однозначної техніки машинного навчання, яка дає беззаперечно гарні результати прогнозування. Часто вчені намагаються застосовувати одночасно різні моделі машинного навчання, які тренують на одних і тих самих даних, а потім під час тестування на іншій групі даних виключно емпіричним шляхом обирають, яка модель виявилась найкращою [22, 23].

Інший існуючий наразі підхід полягає у тому, що дослідники за допомогою методів машинного навчання намагаються прогнозувати не ціну, а інші ринкові показники, наприклад динаміку руху (momentum effect) та напрямок руху (momentum direction) [24].

2 МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Для створення застосунку, що міг би передбачувати ціну активу, а потім, базуючись на цьому, робити відповідну операцію купівлі/продажу, розроблене ПЗ було умовно поділене на дві незалежні частини.

Першою частиною була розробка моделі машинного навчання, що займається аналізом існуючих історичних даних ціни цільової криптовалюти до американського долару. Метою цієї моделі було з історичних даних отримати передбачення курсу цільової валюти на момент закриття ринку наступного дня. Здійснення передбачення лише на один день у майбутнє дозволяє мінімізувати потенційні неточності моделі та отримати більшу імовірність отримати реальний курс закриття ринку наступного дня.

Другою частиною застосунку було API, що має можливість взаємодії з однією з найбільших бірж світу – «Бінанс», і може здійснювати операції купівлі/продажу криптовалют, що доступні на ній, а також деякі допоміжні функції. Розроблене API може бути використане в фактично будь-якому іншому застосунку. Це було зроблено для надання можливості легко розширювати вже існуючі рішення для автоматизованого трейдингу, додавання опції алгоритмічного трейдингу до інших програмних продуктів з абсолютно непов'язаних сфер, а також для можливості розширення поточного застосунку з використанням інших мов програмування та технологій.

Поеднавши ці два незалежних рішення, отримуємо програмне забезпечення, що має можливість зробити передбачення ціни закриття торгів на наступний день, зробити бінарне рішення купувати чи продавати і виконати відповідну операцію на біржі «Бінанс».

Отже тепер, коли ми розуміємо базову архітектуру, додатку автор пропонує розглянути основні програмні засоби, що були використані для розробки застосунку.

2.1 Бібліотека TensorFlow для NodeJS

TensorFlow є однією з найбільш поширених та відомих бібліотек для створення моделей машинного навчання та глибокого навчання. Ця бібліотека була розроблена компанією Google спершу для внутрішнього використання, після чого її код став публічним у 2015 році.

Цей фреймворк (особливо його версія 2) дозволяє легко створити модель для машинного навчання як базову, так і прописуючи її архітектуру вручну для створення більш складних моделей. Після цього модель можна легко та ефективно натренувати, використовуючи процесор чи відеокарту комп'ютера.

Вона є простою та зручною у використанні, проте якщо ви хотіли б створити та натренувати модель машинного навчання, використовуючи NodeJS, а не Python, то це було б неможливим до 2018 року. Оскільки автором було розроблено окрім самої моделі для передбачення ціни криптовалюти також і серверний застосунок у вигляді API, то було доцільним обрати єдину мову програмування. Цією мовою стала NodeJS завдяки використанню бібліотеки TensorFlow.js, що була спеціально розробленою для зручності використання та тренування моделей на сервері (на NodeJS) та у браузері (на JavaScript). Приклад написання моделі машинного навчання для рішення класичної задачі розпізнавання цифр з набору даних MNIST [25] з використанням бібліотеки TensorFlow.js наведено на рисунку 12.

```

// Our actual model
function model(inputXs) {
  const xs = inputXs.as4D(-1, IMAGE_SIZE, IMAGE_SIZE, 1);

  const strides = 2;
  const pad = 0;

  // Conv 1
  const layer1 = tf.tidy(() => {
    return xs.conv2d(conv1Weights, 1, 'same')
      .relu()
      .maxPool([2, 2], strides, pad);
  });

  // Conv 2
  const layer2 = tf.tidy(() => {
    return layer1.conv2d(conv2Weights, 1, 'same')
      .relu()
      .maxPool([2, 2], strides, pad);
  });

  // Final layer
  return layer2.as2D(-1, fullyConnectedWeights.shape[0])
    .matMul(fullyConnectedWeights)
    .add(fullyConnectedBias);
}

```

Рис. 12 – модель для розпізнавання цифр з набору даних MNIST за допомогою TensorFlow.js

Оскільки модель машинного навчання умовно легко створити, але важко тренувати, то фреймворк TensorFlow дозволяє зберігати вже натреновану модель до файлу. Таким чином стає можливим натренувати модель 1 раз на потужному комп'ютері, сервері чи кластері комп'ютерів, а потім отримані ваги ребер натренованої моделі разом з її архітектурою просто зберегти у файл та передати (наприклад, у веб браузер) для безпосереднього використання моделі.

2.2 API біржі «Бінанс»

Як було зазначено вище, розроблений застосунок складається з двох частин. Однією є власне модель машинного навчання, що робить передбачення курсу криптовалюти, тоді як інша частина відповідальна за інтеграцією з криптовалютною біржою «Бінанс» для виконання операцій з продажу/купівлі криптовалюти.

Біржа «Бінанс» є однією з найбільших за обсягом добових торгів криптовалютною біржою у світі, а тому вона має достатньо великий обсяг торгів, що дозволяє швидко та вигідно виконувати операції з криптовалютами, а також має зручне API для інтеграції з іншими сервісами. Автором було використано Binance API для операцій купівлі/продажу криптовалюти, а також суміжних операцій. На рисунку 13 видно приклад виконання запиту до Binance API.

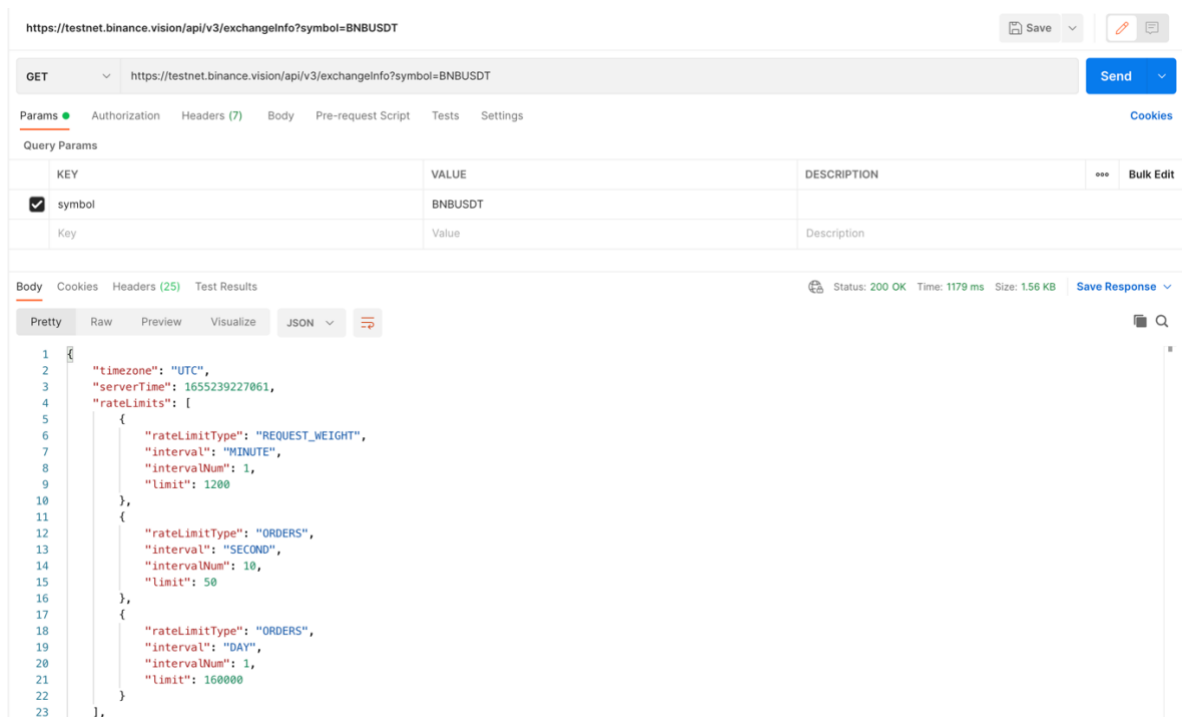


Рис.13 – отримання інформації про пару криптовалют BNB/USDT за допомогою Binance API у програмі Postman

3 ОПИС ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІЧНОГО ТРЕЙДИНГУ КРИПТОВАЛЮТ З ВИКОРИСТАННЯМ ЕЛЕМЕНТІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Основною метою застосунку було передбачувати курс певної пари криптовалют і, базуючись на цьому передбаченні, відповідно купувати чи продавати для отримання прибутку. Для досягнення цієї задачі програмну реалізацію було умовно поділено на дві частини: модель машинного навчання для передбачення курсу пари криптовалют та API для підключення до біржі «Бінанс» для проведення операції купівлі/продажу. Зупинимось на кожній частині більш детально.

3.1 Модель машинного навчання для передбачення курсу криптовалюти

Для вирішення цієї задачі мені потрібно було відповісти на декілька питань:

- на яких даних тренуватися (за скільки днів брати; яку саме ціну: середню, ціну закриття; на скільки днів робити передбачення ціни);
- який тип та архітектура нейронної мережі найкраще підійде для вирішення цієї задачі (згортова нейронна мережа, глибока нейронна мережа);
- на якій кількості даних тренуватися, щоб імовірність недотренованої чи перетренованої моделі була мінімальною.

3.1.1 Вибір даних для тренування

Для тренування моделі було вирішено брати дані з API Yahoo Finance, оскільки звітність їх легко отримати і сама платформа є великою та достатньо престижною, що дозволяє довіряти точності та достовірності історичних даних. Також для тренування моделі бралися дані закриття торгів по кожному дню. По-перше це є загальноприйнятою практикою, а по-друге модель, натренована на таких даних, буде практично не відрізнятися від моделі, натренованої на даних середньої ціни за кожен день.

Також було очевидним, що не будуючи декілька дуже складних моделей, брати дані за усю історію змін ціни криптовалюти є недоцільним. Після візуального дослідження зміни ціни Біткойну по відношенню до американського долару та згодом провівши декілька експериментів було вирішено обирати період в 60 останніх днів для передбачення майбутньої ціни на 1 день у майбутнє. За цей період модель може отримати корисні спостереження про потенційну зміну ціни, але все ще здатна робити вірні передбачення.

3.1.2 Вибір архітектури нейронної мережі

Для даної задачі було розроблено нейронну мережу з сімома шарами, серед яких були:

- LSTM (Long Short-Term Memory) або довга мережа короткострокової пам'яті;
- Dropout або шар прорідження;
- Dense або шар щільності.

Розглянемо кожен з типів шарів детальніше.

Довга мережа короткострокової пам'яті (або LSTM), запропонована Хохрайтером і Шмідхубером [26] та використовується для знаходження довготривалих залежностей. Тобто цей шар є основним для передбачення курсу криптовалюти, базуючись на історичних даних. Він дозволяє "побачити" ці залежності, але також не так сильно підданий проблемі перенавчання у порівнянні з класичними шарами рекурентних нейронних мереж RNN [26-28].

Шар прорідження (або Dropout) використовується для вирішення проблеми перенавчання нейронної мережі. Для цього на кожній ітерації тренування моделі у шарі прорідження кожен нейрон "виключається" на цю ітерацію з імовірністю p . Це дозволяє "розширити" спеціалізацію нейронів, що є фундаментальним рішенням проблеми з перенавчанням.

Останнім шаром моделі є шар щільності (або Dense). Його роль досить банальна: він відповідальний за те, щоб привести внутрішню кількість нейронів з попереднього шару до необхідної кількості нейронів на виході. В даному випадку в середині моделі використовується 50 нейронів у передостанньому шарі і, як результат, ми очікуємо 1 число – передбачення моделі на наступний день.

Архітектуру розробленої мережі можна побачити на рисунку 14.

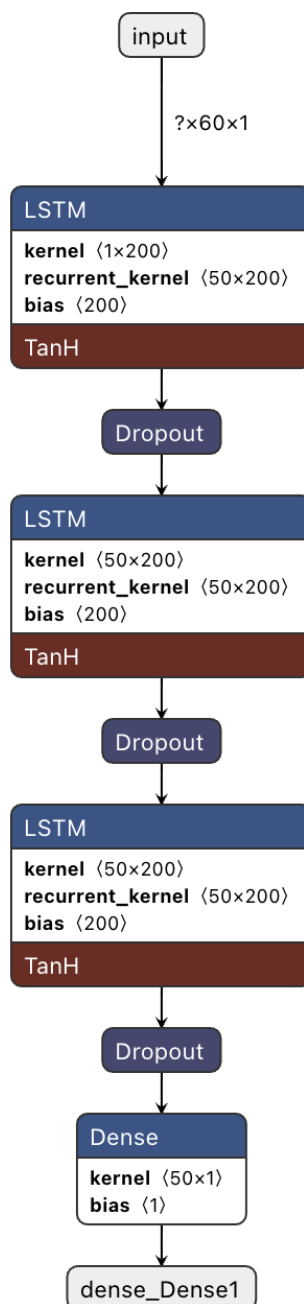


Рис. 14 – Архітектура розробленої нейронної мережі

3.1.3 Результати прогнозування

Модель була натренована на даних пари Біткойн - американський долар з 1 січня 2017 року по 1 січня 2021 року, тобто за 5 років. Вона була натренована на 25 ітераціях з розбиттям на серії по 32 (batch size). Після тренування була перевірка точності моделі та перевірка того, що модель не є перетренованою на тестових даних. Тестовими даними були дані з 1 січня 2021 року і до сьогодні (25 травня 2022). У результаті була зроблена перевірка на тестових даних.

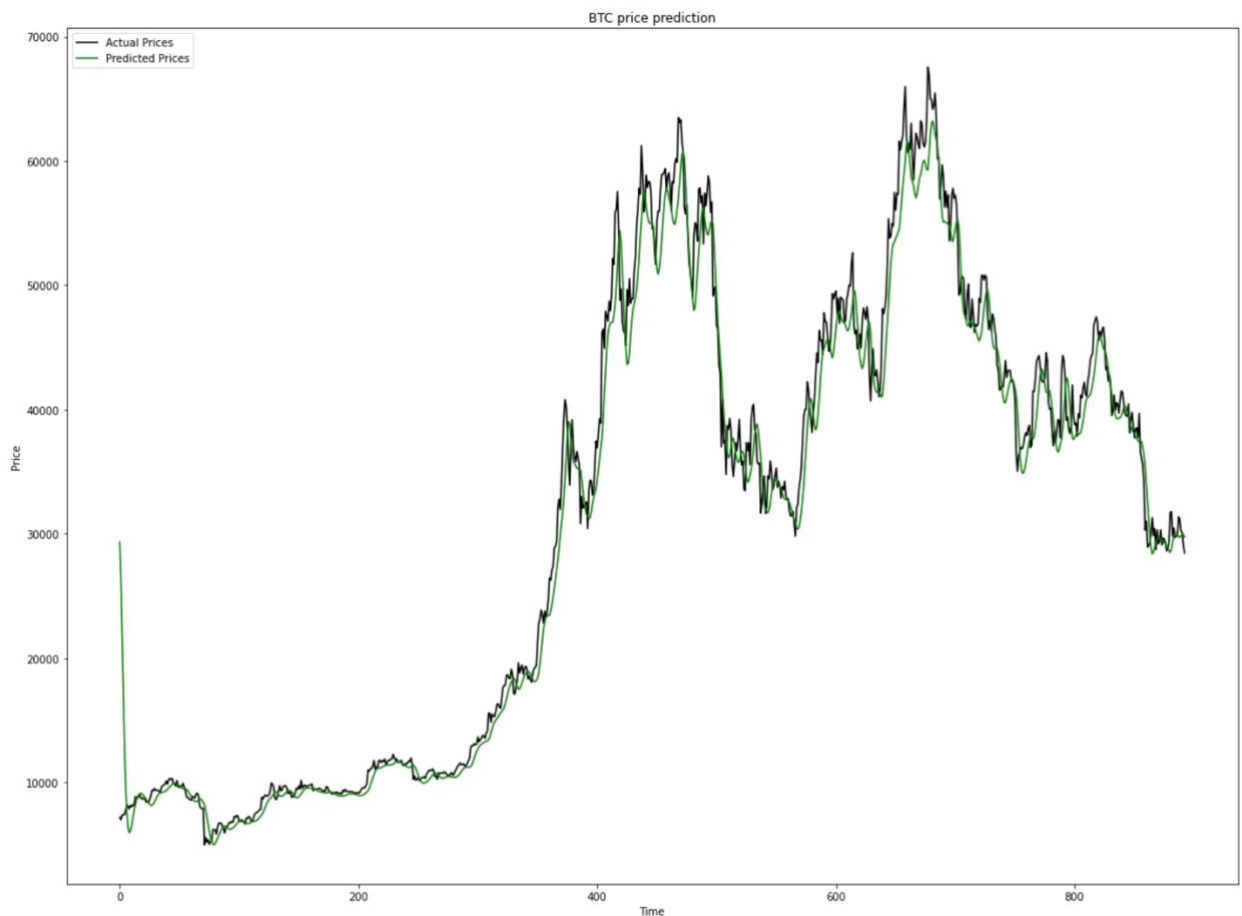


Рис. 15 – Справжня ціна BTC/USD (чорна лінія) та передбачена (зелена лінія) для тренувальних даних моделі

3.2 API для здійснення операцій з криптовалютами

В якості біржі для проведення операцій з криптовалютами була обрана криптовалютна біржа «Бінанс». Вона має публічно відкрите API, що також можна використовувати на тестовій мережі, що зручно для процесу розробки, оскільки немає ризику втратити справжні гроші, розробляючи застосунок.

API було розроблене на NodeJS так само, як і модель машинного навчання. Для легкого масштабування була використана архітектура з чітким розділенням на маршрути (routes), контролери (controllers) та проміжне ПЗ (middleware).

Маршрути відповідають за основні операції, що може здійснювати API. Це, наприклад, ордер на купівлю/продаж криптовалюти, авторизація у API, перевірка роботи API за допомогою ring. Маршрути не здійснюють жодної обробки запитів, а лише співставляють маршрут у URL запиту до відповідної функції контролера, що обробляє цей запит.

Контролери, в свою чергу, відповідають безпосередньо за обробку конкретних запитів користувача, як-то виконання операції купівлі, продажу, перегляд ордерів тощо. Контролери є саме тією частиною API, що є його "ядром" і що вимагає основної кількості змін у разі зміни бізнес вимог.

Останнім компонентом архітектури є проміжне ПЗ. Як можна здогадатися з назви це є функції, що відповідають за проміжну обробку запитів користувача. Зазвичай це є, наприклад, авторизація користувача у API. Тобто якщо API IP-адреса є публічно доступною, то потрібно певним чином обмежити доступ до нього. За це власне і відповідає проміжне ПЗ, що знаходиться на шляху запиту користувача після обробки маршрутом і до обробки контролером.

Архітектуру розробленого застосунку можна побачити на рисунку 16.

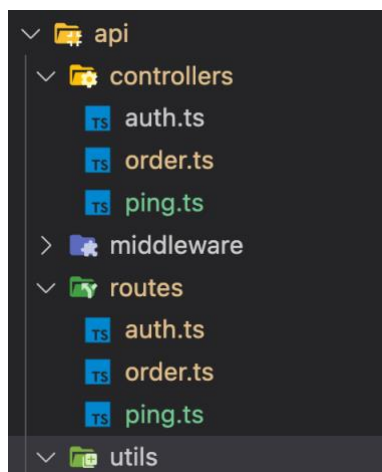


Рис. 16 – архітектура API на NodeJS

3.3 Отримані результати

Як результат роботи було розроблено застосунок, що передбачує ціну заданого активу на наступний день і, базуючись на цьому передбаченні та поточній ціні, робить або купівлю, або продаж цього активу на криптовалютній біржі «Бінанс». У програмі можна задавати цільову криптовалюту, яку застосунок буде використовувати для трейдингу, кількість днів, яку модель машинного навчання буде використовувати для тренування та суму, яку алгоритм буде купувати, чи продавати у відповідності до поточної ціни та передбаченої.

Оскільки застосунок розроблений у вигляді API, то його можна легко інтегрувати з іншими сервісами, робота яких може буди як пов'язаною з трейдингом криптовалют, так і з зовсім іншої області. Для інтеграції необхідно буде лише запустити API на сервері та підключитися до нього з цільового застосунку, використовуючи документацію до API.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Som A. A multicountry comparison of cryptocurrency vs gold: Portfolio optimization through generalized simulated annealing. / Ankit Som, Parthajit Kayal//Blockchain: Research and Applications 3 (2022) 100075 <https://doi.org/10.1016/j.bcra.2022.100075>
2. Meunier S. (2018). Chapter 3 – Blockchain 101: What is Blockchain and how does this revolutionary technology work? // In Transforming Climate Finance and Green Investment with Blockchains (1st ed.) Elsevier
3. Guo H. A survey on blockchain technology and its security. / Huaqun Guo, Xingjie Yu // Blockchain: Research and Applications 3 (2022) 100067 <https://doi.org/10.1016/j.bcra.2022.100067>
4. Kushka M. Application of Blockchain Technology to House-Building. / Mykhailo Kushka // International scientific-practical conference of young scientists «Build-Master-Class-2018»: conference proceedings (Kyiv National University of Construction and Architecture, 28-30.11.2018)/ – Kyiv, Ukraine, 2018. – P.456-457.
5. GitHub, Kushka M., Escrow On Blockchain [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://github.com/kushkamisha/Escrow-on-blockchain>.
6. Частка власників криптовалюти в Україні – найбільша в світі. /Аналітичний портал «Слово і діло», 13 жовтня 2021 (www.slovoidilo.ua).
7. Кушка М.О. Правовий статус криптовалют за кордоном та в Україні./ М.О. Кушка, В.В.Іщенко// Роль юридичної науки в забезпеченні правоохоронної діяльності: матеріали підсумкової науково-практичної конференції (Національна академія внутрішніх справ, 25 квітня 2019 р.) / – Київ, Україна, 2019. – С.229-232. 8.
8. Солодкий М.О. Основи біржової діяльності. Навчальний посібник /М.О.Солодкий, Н.П.Резнік, В.О.Яворська//Київ: Національний університет біоресурсів і природокористування, 2017, 450с.

9. Элдер А. Основы биржевой торговли/Александр Элдер// Клуб Форекс, 2005, 156с.
10. Schwager J. Getting started in technical analysis /Jack D.Schwager//Wiley, 1999, 352 p.
11. J. Welles Wilder, Jr. New Concepts in Technical Trading Systems //Trend Research, 1978, 118 pp.
12. Zaremba A. Up or down? Short-term reversal, momentum, and liquidity effects in cryptocurrency markets. / Adam Zaremba, Mehmet Huseyin Bilgin, Huaigang Long, Aleksander Mercik, Jan J. Szczygielski// International Review of Financial Analysis 78 (2021) 101908 <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101908>
13. Stosic D. Collective behavior of cryptocurrency price changes./ Darko Stosic, Dusan Stosic, Teresa B. Ludermir, Tatijana Stosic// Physica A 507 (2018) 499–509 <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.05.050> 0378-4371
14. Jalan A. “Shiny” crypto assets: A systemic look at gold-backed cryptocurrencies during the COVID-19 pandemic./ Akanksha Jalan, Roman Matkovskyy, Larisa Yarovaya// International Review of Financial Analysis 78 (2021) 101908 <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101908>
15. Yarovaya L. The effects of a “black swan” event (COVID-19) on herding behavior in cryptocurrency markets./ Larisa Yarovaya, Roman Matkovskyy, Akanksha Jalan //J. Int. Financ. Markets Inst. Money 75 (2021) 101321 <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101321> 1042-4431
16. Kakinaka S. Cryptocurrency market efficiency in short- and long-term horizons during COVID-19: An asymmetric multifractal analysis approach./ Shinji Kakinaka, Ken Umeno// Finance Research Letters 46 (2022) 102319 <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102319>
17. Montasser Gh. COVID-19, cryptocurrencies bubbles and digital market efficiency: sensitivity and similarity analysis./ Ghassen El Montasser, Lanouar Charfeddine, Adel Benhamed // Finance Research Letters 46 (2022) 102362 <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102362>

18. James N. Changes to the extreme and erratic behaviour of cryptocurrencies during COVID-19./ Nick James, Max Menzies, Jennifer Chan// *Physica A* 565 (2021) 125581 <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125581>
19. Tran V.L. A simple but powerful measure of market efficiency. / Vu Le Tran, Thomas Leirvik// *Finance Research Letters* 29 (2019), 141-151 <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.004>
20. Paudel D. Machine learning for regional crop yield forecasting in Europe. / Dilli Paudel et al. // *Field Crops Research* 276 (2022) 108377 <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2021.108377>
21. Kushka M. Machine learning application to the calculation of water supply systems in a building / M. Kushka, O.Kushka // International scientific-practical conference of young scientists «Build-Master-Class-2017»: conference proceedings (Kyiv National University of Construction and Architecture, 28.11-01.12.2017)/ – Kyiv, Ukraine, 2017. – P.347.
22. Chowdhury R. An approach to predict and forecast the price of constituents and index of cryptocurrency using machine learning. / Reaz Chowdhury et al.// *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 551 (2020) 124569 <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.124569>
23. Jaquart P. Short-term bitcoin market prediction via machine learning./ Patrick Jaquart, David Dann, Christof Weinhardt//*The Journal of Finance and Data Science* 7 (2021) 45-66 <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>
24. Belocca G.P. Leveraging the momentum effect in machine learning-based cryptocurrency trading. / Gian Pietro Bellocca, Giuseppe Attanasio, Luca Cagliero, Jacopo Fior // *Machine Learning with Applications* 8 (2022) 100310 <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100310>
25. Набір даних MNIST./Персональний вебсайт Яна Лекуна, <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>
26. Hochreiter S. Long short-term memory. / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // *Neural Computation*, vol. 9 (8), 1997, 1735-1780 <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>

27. Absar N. The efficacy of deep learning based LSTM model in forecasting the outbreak of contagious diseases. / N. Absar, Md. N. Uddin, M. U. Khandaker, Md. H. Ullah// Infectious Disease Modelling, vol.7(1), 2022, 170-183
<https://doi.org/10.1016/j.idm.2021.12.005>

28. Hewamalage H. Recurrent neural networks for time series forecasting: Current status and future directions./ Hansika Hewamalage, Christoph Bergmeir, Kasun Bandara //International Journal of Forecasting, 37 (2020), 388-427
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.06.008>

ДОДАТОК А. ТЕКСТ ПРОГРАМИ

server.ts

```
import 'dotenv/config';

import { app } from './app';

const PORT = process.env.PORT || 3000;

app.listen(PORT, () => {
  console.log(`\n\nAPI is listening on port ${PORT}\n\n`);
});
```

app.ts

```
import express from 'express';
import bodyParser from 'body-parser';
import pingRoutes from './api/routes/ping';
import authRoutes from './api/routes/auth';
import orderRoutes from './api/routes/order';
import modelRoutes from './api/routes/model';

const app = express();

app.use(bodyParser.json());
app.use(bodyParser.urlencoded({ extended: true }));

app.use('/ping', pingRoutes);
app.use('/auth', authRoutes);
app.use('/order', orderRoutes);
```

```
app.use('/model', modelRoutes);
```

```
export { app };
```

api/controllers/model.ts

```
import { Request, Response } from 'express';
```

```
import { pricePredictor } from '../model/model';
```

```
export const predict = async (req: Request, res: Response) => {
```

```
  const { cryptocurrency, againstCurrency } = req.query;
```

```
  if (!cryptocurrency) {
```

```
    res.status(400).send({ type: 'error', msg: 'Crypto currency symbol is not provided' });
```

```
  }
```

```
  if (!againstCurrency) {
```

```
    res.status(400).send({ type: 'error', msg: 'Against currency symbol is not provided' });
```

```
  }
```

```
  try {
```

```
    const price = await pricePredictor(cryptocurrency as string, againstCurrency as string);
```

```
    res.status(200).send({ status: 'success', msg: price });
```

```
  } catch (err) {
```

```
    console.log(err);
```

```
    res.status(500).send((err as Error).message);
```

```
  }
```

```
};
```

api/controllers/order.ts

```
import { Spot } from '@binance/connector';
import { Request, Response } from 'express';

const { BINANCE_API_KEY, BINANCE_API_SECRET, ENVIRONMENT } =
process.env;

const baseUrl =
  ENVIRONMENT === 'dev' ? 'https://testnet.binance.vision' :
  'https://api.binance.com';

const exchange = new Spot(BINANCE_API_KEY || "", BINANCE_API_SECRET
|| "", { baseUrl });

// TODO: use directly API
https://api.binance.com/api/v3/exchangeInfo?symbol=BNBBTC"
// TODO: use custom http requestor to interact with API
// TODO: get error message from API and return it to the client
export const exchangeInfo = async (req: Request, res: Response) => {
  const { symbol } = req.query;
  if (!symbol) {
    res.status(400).send({ type: 'error', msg: 'Symbol is not provided' });
  }
  try {
    const response = await exchange
      // @ts-ignore
      .exchangeInfo({ symbol });
    if (response.status === 200) {
      res.status(200).send({ type: 'success', msg: response.data });
      console.log(response.data);
    } else {
      // error
    }
  }
}
```

```

    res /* .status(response.status) */
      .send(response.msg);
  }
} catch (err) {
  console.log(err);
  res.status(500).send((err as Error).message);
}
};

```

```

export const newOrder = async (req: Request, res: Response) => {
  const pair = 'BNBUSDT';
  try {
    const response = await exchange
      // @ts-ignore
      .newOrder(pair, 'BUY', 'LIMIT', {
        price: '350',
        quantity: 1,
        timeInForce: 'GTC',
      });
    if (response.status === 200) {
      res.status(200).send(`Successfully placed ${pair} order`);
      // return right(response.data);
    }
    res.status(response.status);
  } catch (err) {
    res.status(500).send((err as Error).message);
  }
};

```

api/controllers/ping.ts

```
import { Request, Response } from 'express';

export const ping = (_: Request, res: Response) => {
  res.send('pong');
};
```

api/routes/model.ts

```
import express from 'express';
import { predict } from '../controllers/model';

const router = express.Router();

router.route('/predict').get(predict);

export default router;
```

api/routes/order.ts

```
import express from 'express';
import { exchangeInfo, newOrder } from '../controllers/order';

const router = express.Router();

router.route('/info').get(exchangeInfo);
router.route('/new').post(newOrder);

export default router;
```

api/routes/ping.ts

```
import express from 'express';
import { ping } from '../controllers/ping';

const router = express.Router();

router.route('/').get(ping);

export default router;
```

model/model.ts

```
import * as tf from '@tensorflow/tfjs';
import '@tensorflow/tfjs-node';
import fs from 'fs';
import path from 'path';
// @ts-ignore
import scaler from 'minmaxscaler';

// @ts-ignore
import yahooStockPrices, { StockPrice } from 'yahoo-stock-prices';
import { Sequential } from '@tensorflow/tfjs';

const loadData = async (stockName: string, start: Date, end: Date) => {
  let data: StockPrice[];

  const filename = `${stockName} (from ${start.toDateString()} to
  ${end.toDateString()}).json`;

  const trainFileName = path.join(__dirname, 'data', filename);
```

```

if (!fs.existsSync(trainFileName)) {
  console.log(`Load from Yahoo Finance: ${stockName} stock data`);
  data = await yahooStockPrices.getHistoricalPrices(
    start.getMonth(),
    start.getDay(),
    start.getFullYear(),
    end.getMonth(),
    end.getDay(),
    end.getFullYear(),
    stockName,
    '1d'
  );
  const dataJson = JSON.stringify(data);
  fs.writeFileSync(trainFileName, dataJson);
  console.log('The file was successfully saved');
} else {
  console.log(`Load from presaved file: ${stockName} stock data`);
  data = JSON.parse(fs.readFileSync(trainFileName, 'utf-8')) as StockPrice[];
}
console.log(`The number of records of ${stockName} is ${data.length}`);
return data.map((x) => x.close); // close prices
};

```

```

const prepareData = (predictionDays: number, prices: number[]): [number[][][],
number[]] => {
  // Scale prices
  const scaledPrices = scaler.fit_transform(prices) as number[];

```

```

const xNormal = []; // [[<predictionDays> days price], [<predictionDays> days
price], ...]
const y = [];

for (let i = predictionDays; i < scaledPrices.length; i++) {
  xNormal.push(scaledPrices.slice(i - predictionDays, i));
  y.push(scaledPrices[i]);
}

// Reshaping prices
const x = [];
for (let i = 0; i < xNormal.length; i++) {
  x.push(xNormal[i].map((close) => [close]));
}
return [x, y];
};

const makeTensors = (x: number[][][], y: number[]): [tf.Tensor3D, tf.Tensor1D]
=> {
  const xTensor = tf.tensor3d(x);
  const yTensor = tf.tensor1d(y);
  return [xTensor, yTensor];
};

const trainModel = async (xTensor: tf.Tensor3D, yTensor: tf.Tensor1D) => {
  const model = tf.sequential();
  model.add(tf.layers.lstm({ units: 50, returnSequences: true, inputShape: [60, 1]
})));
  model.add(tf.layers.dropout({ rate: 0.2 }));
  model.add(tf.layers.lstm({ units: 50, returnSequences: true }));
  model.add(tf.layers.dropout({ rate: 0.2 }));
}

```

```

model.add(tf.layers.lstm({ units: 50 }));
model.add(tf.layers.dropout({ rate: 0.2 }));
model.add(tf.layers.dense({ units: 1 }));

model.compile({ optimizer: 'adam', loss: 'meanSquaredError' });

await model.fit(xTensor, yTensor, {
  epochs: 25,
  batchSize: 32,
  callbacks: {
    onEpochEnd: (epoch, log) => console.log(`Epoch ${epoch}: loss =
    ${log?.loss}`),
  },
});

return model;
};

const loadDataAndTrainModel = async (
  stockName: string,
  predictionDays: number,
  start: Date,
  end: Date
) => {
  // Load train data
  const trainPrices = await loadData(stockName, start, end);

  // Prepare data
  const [xTrain, yTrain] = prepareData(predictionDays, trainPrices);

```

```

// Train model
const modelFileName = path.join(__dirname, 'models', `${stockName}.json`);
let model: Sequential;
const [xTensorTrain, yTensorTrain] = makeTensors(xTrain, yTrain);

if (fs.existsSync(modelFileName)) {
  // Load trained model from file
  console.log(`The ${stockName} model already exists. Loading it...`);
  model = (await tf.loadLayersModel(`file://${modelFileName}/model.json`)) as
Sequential;
} else {
  // Train the model & save to the file
  model = await trainModel(xTensorTrain, yTensorTrain);
  await model.save(`file://${modelFileName}`);
}

return model;
};

const testModel = async (
  stockName: string,
  predictionDays: number,
  start: Date,
  end: Date,
  model: tf.Sequential
) => {
  // Load stock test data
  const testPrices = await loadData(stockName, start, end);
  // Prepare data
  const [xTest, yTest] = prepareData(predictionDays, testPrices);

```

```

const [xTensorTest, yTensorTest] = makeTensors(xTest, yTest);
const tfPredictedPricesScaled = model.predict(xTensorTest);
// @ts-ignore
const predictedPricesScaled = tfPredictedPricesScaled.dataSync() as number[];
const predictedPrices = scaler.inverse_transform(predictedPricesScaled) as
number[];
const yTestNonScaled = scaler.inverse_transform(yTest) as number[];
const modelErrorScaled = tf.losses.meanSquaredError(
  tf.tensor1d(predictedPricesScaled),
  yTensorTest
);
modelErrorScaled.print();
const modelError = tf.losses.meanSquaredError(tf.tensor1d(predictedPrices),
yTestNonScaled);
modelError.print();
};

const predictTomorrowPrice = async (
  end: Date,
  stockName: string,
  predictionDays: number,
  model: tf.Sequential
) => {
  const start = new Date();
  start.setDate(start.getDate() - predictionDays - 2);

  // Load stock test data
  const prices = await loadData(stockName, start, end);

  // Prepare data

```

```

const [xTest, yTest] = prepareData(predictionDays, prices);
const [xTensorTest] = makeTensors(xTest, yTest);

const tfPredictedPricesScaled = model.predict(xTensorTest);
// @ts-ignore
const predictedPricesScaled = tfPredictedPricesScaled.dataSync() as number[];

const predictedPrices = scaler.inverse_transform(predictedPricesScaled) as
number[];
// const yTestNonScaled = scaler.inverse_transform(yTest) as number[];
return predictedPrices[0]; // tomorrow's price
};

export const pricePredictor = async (
  cryptocurrency: string,
  againstCurrency: string,
  predictionDays = 60,
  today = new Date()
) => {
  const stockName = `${cryptocurrency}-${againstCurrency}`;

  /**
   * Model training
   */
  const trainStart = new Date('2017-01-01');
  const trainEnd = new Date('2021-01-01');

  const model = await loadDataAndTrainModel(stockName, predictionDays,
trainStart, trainEnd);

  /**

```

```

    * Model testing
    */
    const testStart = new Date('2020-01-01');
    const testEnd = new Date();
    await testModel(stockName, predictionDays, testStart, testEnd, model);

    /**
    * Predict tomorrow's price
    */
    return predictTomorrowPrice(today, stockName, predictionDays, model);
};

```

types/binanceConnector.d.ts

```

declare module '@binance/connector' {
    class Spot {
        constructor(apiKey: string, apiSecret: string, { baseUrl: string });
    }
}

```

types/minmaxscaler.d.ts

```

declare module 'minmaxscaler' {
    export function fit_transform(data: unknown[]): unknown[];
    export function inverse_transform(data: unknown[]): unknown[];
}

```

types/yahooStockPrices.d.ts

```
declare module 'yahoo-stock-prices' {  
  export interface StockPrice {  
    date: number;  
    open: number;  
    high: number;  
    low: number;  
    close: number;  
    volume: number;  
    adjclose: number;  
  }  
  export function getHistoricalPrices(  
    startMonth: number,  
    startDay: number,  
    startYear: number,  
    endMonth: number,  
    endDay: number,  
    endYear: number,  
    ticker: string,  
    frequency: '1d',  
    callback?: () => {}  
  ): Promise<StockPrice[]>;  
}
```