

Київський національний торговельно-економічний університет

Кафедра кібернетики та системного аналізу

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

«Нейромережеве прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin»

Студентки 2 курсу, 1м групи,
спеціальності 051 «Економіка»
спеціалізації «Економічна
кібернетика»

*підпис
студента*

Кучер Вікторія
Анатоліївна

Науковий керівник
кандидат економічних наук,
доцент

*підпис
керівника*

Кулаженко Володимир
Валерійович

Гарант освітньої програми
доктор фізико-математичних
наук, професор

*підпис
гаранта*

Гамалій Володимир
Федорович

Київ 2019

Київський національний торговельно-економічний університет

Факультет обліку, аудиту та інформаційних систем

Кафедра кібернетики та системного аналізу

Спеціальність 051 «Економіка»

Спеціалізація «Економічна кібернетика»

Зав. кафедри _____

Затверджую

Роскладка А. А.

«15» листопада 2018р.

Завдання на випускню кваліфікаційну роботу (проект) студентці

Кучер Вікторії Анатоліївни

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема випускної кваліфікаційної роботи (проекту)

«Нейромережеве прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin»

Затверджена наказом ректора від «07» листопада 2018 р. № 4186

2. Строк здачі студентом закінченої роботи 05 листопада 2019 року

3. Цільова установка та вихідні дані до роботи

Мета роботи: прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin за допомогою нейромережевого моделювання

Об'єкт дослідження: динаміка коливань цінкових пропозицій Bitcoin по відношенню до долару США.

Предмет дослідження: методологія прогнозування фінансових часових рядів за допомогою нейронних мереж.

4. Перелік графічного матеріалу: робота містить 23 рисунка, 1 таблицю

5. Консультанти по роботі із зазначенням розділів, за якими здійснюється консультування:

Розділ	Консультант (прізвище, ініціали)	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1	Кулаженко В.В.	15.11.2018 р.	15.11.2018 р.
2	Кулаженко В.В.	15.11.2018 р.	15.11.2018 р.
3	Кулаженко В.В.	15.11.2018 р.	15.11.2018 р.

6. Зміст випускної кваліфікаційної роботи (проекту) (перелік питань за кожним розділом)

ВСТУП

РОЗДІЛ 1. Теоретичні аспекти функціонування світового ринку Bitcoin

1.1. Сучасний стан світового фінансового ринку криптовалют

1.2. Bitcoin як міжнародний платіжний засіб

1.3. Особливості коливання цін на Bitcoin

РОЗДІЛ 2. Розробка методів нейромережевого моделювання динаміки цін

2.1. Аналіз традиційних методів прогнозування часових рядів

2.2. Нейронні мережі: сутність, класифікація, принципи роботи

2.3. Інструменти, методи та технології розробки нейромережевої прогностичної моделі

РОЗДІЛ 3. Розробка прогностичної моделі динаміки цін на Bitcoin

3.1. Проектування нейромережевої моделі прогнозування часових рядів

3.2. Програмна реалізація розробленої моделі

3.3. Аналіз результатів нейромережевого моделювання динаміки цін на Bitcoin

ВИСНОВКИ

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

7. Календарний план виконання роботи

№ Пор.	Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	
		За планом	фактично
1	2	3	4
1	Вибір теми випускної кваліфікаційної роботи	01.11.2018	01.11.2018
2	Розробка та затвердження завдання на випускну кваліфікаційну роботу	15.11.2018	15.11.2018
3	Вступ	01.06.2019	
4	РОЗДІЛ 1. Теоретичні аспекти функціонування світового ринку Bitcoin	25.06.2019	
5	РОЗДІЛ 2. Розробка методів нейромережевого моделювання динаміки цін	02.09.2019	
6	Підготовка статті у збірник наукових статей магістрів	09.09.2019	
7	РОЗДІЛ 3. Розробка прогностичної моделі динаміки цін на Bitcoin	21.10.2019	
8	Висновки	01.11.2019	
9	Здача випускної кваліфікаційної роботи на кафедрі науковому керівнику	05.11.2019	
10	Попередній захист випускної кваліфікаційної роботи	20.11.2018	

11	<i>Виправлення зауважень, зовнішнє рецензування випускної кваліфікаційної роботи</i>	22.11.2018	
12	<i>Представлення готової зшитої випускної кваліфікаційної роботи на кафедрі</i>	25.11.2019	
13	<i>Публічний захист випускної кваліфікаційної роботи</i>	За розкладом роботи ЕК	

8. Дата видачі завдання «15» листопада 2018 р.

9. Керівник випускної кваліфікаційної роботи (проекту)

Кулаженко В.В.

(прізвище, ініціали, підпис)

10. Гарант освітньої програми

Гамалій В. Ф.

(прізвище, ініціали, підпис)

11. Завдання прийняв до виконання студент-дипломник

Кучер В. А.

(прізвище, ініціали, підпис)

АНОТАЦІЯ

Метою даної випускної кваліфікаційної роботи є прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin за допомогою апарату нейронних мереж. Під час виконання роботи проаналізовано стан сучасного світового ринку криптовалют, визначено місце Bitcoin в ньому та вплив факторів на динаміку його ціни. Також були розглянуті сутність та принципи роботи нейронних мереж, на основі чого була обрана архітектура нейронної мережі для прогнозування фінансового ряду динаміки. Була розроблена прогностична модель на основі нейронної мережі довгої короткочасної пам'яті. Як результат було виконано програмну реалізацію моделі, проаналізовано результат навчання моделі та надані рекомендації щодо її покращення.

Загальний об'єм випускної кваліфікаційної роботи становить 48 сторінок. При виконанні було створено 24 рисунки та 1 таблиця.

ABSTRACT

The purpose of this graduation thesis is to project the Bitcoin price dynamics with the use of the neural network apparatus. In the course of the work, the condition of the modern global cryptocurrency market was analyzed, the place of Bitcoin in this market, as well as the influence of factors on the price dynamics, were determined. Also, the essence and principles of neural networks were considered, and, based on this, the neural network architecture was chosen to project a financial series of dynamics. A projection model based on a neural network of long short-term memory was developed. As a result, the software implementation of the model was carried out, the results of the model training were analyzed, and recommendations for its improvement were presented.

The total volume of the graduation thesis is 48 pages. In the course of the work, 24 drawings and 1 table were created.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ФУНКЦІОНУВАННЯ СВІТОВОГО РИНКУ BITCOIN	6
1.1. Сучасний стан світового фінансового ринку криптовалют	6
1.2. Bitcoin як міжнародний платіжний засіб	9
1.3. Особливості коливання цін на Bitcoin.....	13
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ЦІН.....	17
2.1. Аналіз традиційних методів прогнозування часових рядів	17
2.2. Нейронні мережі: сутність, класифікація, принципи роботи.....	21
2.3. Інструменти, методи та технології розробки нейромережевої прогностичної моделі.....	27
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ПРОГНОСТИЧНОЇ МОДЕЛІ ДИНАМІКИ ЦІН НА BITCOIN	30
3.1. Проектування нейромережевої моделі прогнозування часових рядів	30
3.2. Програмна реалізація розробленої моделі	36
3.3. Аналіз результатів нейромережевого моделювання динаміки цін на Bitcoin	43
ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ.....	45
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	47

ВСТУП

Сьогодні спостерігається глибока трансформація традиційного світу грошей та фінансів. Інновації у фінансовому секторі, нові технології, інструменти та системи стають наслідком глибоких зміни у звичних для нас фінансових інститутах. Одним з найважливіших етапів у цих трансформаційних процесах стала поява криптовалют. Цьому сприяли такі чинники як конфіденційність, а отже, безпека даних власників; незалежність від держави; відсутність територіальних та часових обмежень у трансакціях; низька вартість обслуговування та інші.

Розглядаючи ситуацію в Україні, в період поглиблення кризових явищ в економіці країни, домогосподарства та суб'єкти господарювання, як правило, уникають заощадження грошових ресурсів у національній валюті. Така ситуація пояснюється різким падінням курсу гривні. Тому громадяни України віддають перевагу вкладенню коштів в іноземну валюту, вартісні речі (зокрема, авто), нерухомість та золото. Вибір об'єкта інвестування часто обумовлюється рівнем коливань його вартості залежно від політичної ситуації в державі, ступенем втручання третіх сторін в процес володіння та розпорядження об'єктом, правовою захищеністю тощо. Останнім часом все більше осіб зацікавленні в інвестування саме в криптовалюту.

Особливої уваги заслуговує те, що уряди і центральні банки різних країн все більше і більше проводять обговорення щодо перспектив легалізації ринку криптовалют і можливостей використання його інструментів у господарській діяльності. Однак думки експертів дуже часто суперечливі щодо застосування цих новацій. Дехто налаштований дуже радикально та вважає криптовалюту злочином, зважаючи на потенційну можливість їх використання у фінансуванні тероризму або відмиванні грошей, а інші – наголошують на неминучості їх розвитку та вважають їх революцією у світі фінансів.

Актуальність обраної тематики дослідження визначається необхідністю розробки сучасних методів оцінювання динаміки зміни цін на криптовалюту з метою більш глибоко дослідження та визначення можливих ризиків та ефектів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Окремим питанням стосовно тенденцій розвитку криптовалют приділяли увагу вітчизняні та іноземні науковці. Лук'янов В. досліджував природу криптовалюти [1]. Желюк Т. й Бречко О. з'ясовували сутність криптовалют та особливості здійснення трансакцій з ними, відмінності від операцій з традиційною валютою [2]. Квитка А. порівнював криптовалюту з електронними та готівковими грошима, аналізував види криптовалют [3]. Гусева І.І. досліджувала найпоширеніші криптовалюти в Україні та їх поточний курс [4].

Багато вчених концентрували увагу на виникненні та обороті біткоіна як найбільш поширеного різновиду криптовалюти. Васильчак С. у своїй праці висвітлив особливості використання біткоіна в різних державах світу, навів перелік фірм, які приймали дану валюту для розрахунку в Україні [5]. Галушка Є. вивчала тенденції розвитку ринку біткоіна в нашій державі [6].

Серед зарубіжних науковців значний внесок у дослідження криптовалюти здійснили Герваїс А., Грубер Д., Караме О., Капкун С., Хюбнер Б. та інші. Особлива їх заслуга – у вивченні інвестиційних аспектів використання криптовалюти.

Метою дослідження є прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin за допомогою нейромережевого моделювання.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. провести аналіз сучасного світового ринку криптовалют та визначити географічні особливості ринку;
2. визначити місце криптовалюти Bitcoin у структурі ринку та проаналізувати вплив факторів на динаміку зміни його ціни;
3. провести аналіз методів нейромережевого прогнозування для фінансових часових рядів;

4. розробити нейромережеву модель прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin;
5. виконати програмну реалізацію на основі розробленої моделі;
6. проаналізувати отриманні результати та розробити список рекомендацій щодо покращення моделі.

Об'єкт дослідження - динаміка коливань цінових пропозицій Bitcoin по відношенню до долару США.

Предмет дослідження – методологія прогнозування фінансових часових рядів за допомогою нейронних мереж.

Практичне значення проведених досліджень полягає в тому що отримані теоретичні положення і практичні результати створюють чудову основу для вдосконалення механізмів прогнозування динаміки зміни цін на криптовалюту.

РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ФУНКЦІОНУВАННЯ СВІТОВОГО РИНКУ BITCOIN

1.1. Сучасний стан світового фінансового ринку криптовалют

Ринок криптовалют розвивається швидкими темпами, збільшуючи видову варіацію фінансових інструментів. Сьогодні на ринку існує кілька сотень криптовалют з загальною ринковою капіталізацією понад 240 млрд. дол. США [7], яка з кожним днем стає все більшою. Поступово світ стає зачарованим криптовалютою та її перевагами, такими як конфіденційність, а отже, безпека даних власників; незалежність від держави; відсутність територіальних та часових обмежень у трансакціях; низька вартість обслуговування тощо.

Враховуючи данні тенденції та безпрецедентний бум криптовалюти у 2017 році інвестори та уряди більше не в змозі ігнорувати зростання децентралізованого фінансування. Тому, задля врегулювання даного процесу, правила користування криптовалютою поступово впроваджуються на світових фінансових ринках. Нормативні акти допомагають контролювати появу нових цифрових валют і дозволяють встановити більш чіткі вказівки і заходи безпеки.

Слід зазначити, що на сьогодні серед регуляторів провідних країн світу немає єдиного підходу до визначення правового статусу криптовалют та регулювання операцій з ними. Однак виділяють три категорії країн щодо їх відношення до криптовалют: дозволено, заборонено і так звані «сірі» зони, де рух криптовалюти ніяк не відстежується. Згідно статистики 67% країн вважають Bitcoin легальним, в той час як 19% залишаються нейтральними і лише 8% вважають його незаконним [8]. Розглянемо більш детально окремі регіони та правила користування криптовалютою, які вони встановлюють.

В Японії один з найпрогресивніших регуляторних кліматів для криптовалюти. Японія стала першою країною, яка прямо оголосила криптовалюту «законним платіжним засобом», прийнявши на початку 2017 року Закон, який також передбачає обмін криптовалютою відповідно до правил

боротьби з відмиванням грошей.

На відміну від Японії, в даний час в Китаї одні з найбільш обмежуючих у світі умов для криптовалюти. Китай заборонив операції ICO і крипто-обміни в 2017 році, хоча багато хто з прихильників криптовалюти знайшли обхідні шляхи через сайти, що не захищені брандмауером.

Щодо інших країн даного регіону, у 2015 році Бангладеш прямо заявив, що використання криптовалюти є «злочином». У В'єтнамі та Сінгапурі торгівля та купівля криптовалют є законними, але уряд не дозволяє своїм громадянам використовувати жодну віртуальну валюту як платіжний інструмент.

Правила користування і обміну криптовалютою в ЄС визначаються окремими державами-членами, але вважаються законними у всьому блоці. Однак Європейський союз притримується обережного підходу до регулювання криптовалют. Європейський центральний банк наполягає на посиленні контролю над рухом цифрових валют в рамках більш широкого протидії відмиванню грошей та тероризму.

Розглядаючи окремі країни слід зазначити, що в Швейцарії одні з найбільш відкритих кліматичних умов для криптовалюти та її обміну в Європі. У 2016 році владою міста Цуг, відомого як «крипто-долина», було прийнято рішення приймати біткойни як плату за міські збори. Міністр економіки Швейцарії Йоганн Шнайдер-Амманн оголосив про свою мету зробити Швейцарію першою в світі «крипто-нацією». Німеччина - одна з небагатьох європейських країн, які не лише дозволяють криптовалюти, але й активно беруть участь у розробці блокчейн-рішень. Німеччина повністю легалізувала біткойн, що дозволяє громадянам здійснювати транзакції та торгувати цією монетою [9].

І Канада, і США застосовують підхід до законодавства про криптовалюту на федеральному рівні, оскільки обидві країни розглядають її як цінні папери. Проте, провінційні і державні нормативи сильно розрізняються в своїх податкових вимогах до прибутку від криптовалют [10].

У жовтні 2017 року в Сенаті Австралії почалося обговорення законопроекту, відповідно до якого до криптовалютних бірж країни будуть

застосовуватися закони про боротьбу з відмиванням грошей, а також будуть призначені кримінальні звинувачення для бірж, які працюють без ліцензії. У тому ж місяці податкові органи скасували «подвійне оподаткування» біткойнів, яке стало результатом прийнятого в 2014 році рішення розглядати криптовалюту як «бартерний товар», а не як валюту або актив. Станом на кінець 2017 року біржі криптовалют повинні реєструватися в агентстві фінансової розвідки і дотримуватися вимог щодо перевірки клієнтів і збереження записів [11].

Правила користування криптовалютою по всій Латинській і Південній Америці мають повний законодавчий спектр, але в залежності від країни може мати певні ідмінності. Так особливої уваги заслуговує Еквадор, оскільки це перша країна, яка запустила власний токен під назвою SDE (Sistema de Dinero Electrónico), що в перекладі означає «система електронних грошей». Таким чином в країні заборона на всю криптовалюту, крім виданого урядом токена. Такої ж політики притримується і Болівія. У Мексиці, Аргентині, Бразилії, Венесуелі та Чилі будь-яка криптовалюта широко приймаються в якості оплати [12].

Щодо ситуації в Україні, Національним банком України було проголошено, що, власники криптовалюти «мають усвідомлювати, що здійснюють операції з нею на власний ризик». Незважаючи на економічне та соціальне сприйняття криптовалюти, в нашій державі не створено правового базису її продукування, обороту та використання. З огляду на чинні норми законодавства України поняття «криптовалюта» та регулювання операцій з нею не підпадають під режим регулювання:

- обігу грошових коштів. Оскільки криптовалюта не існує у формі банкнот, монет, записів на рахунках у банках, вона не може бути визнана грошима;
- валютного законодавства. Оскільки криптовалюта не має прив'язки до грошової одиниці жодної з держави, вона не може бути визнана валютою або законним платіжним засобом іноземної держави, та не є валютною цінністю;

- обігу електронних грошей та використання платіжних засобів. Оскільки криптовалюта не випускається банком і не є грошовим зобов'язанням певної особи, вона не може бути визнана електронними грошима;
- цивільних правовідносин щодо регулювання діяльності із цінними паперами. У криптовалюті відсутні ознаки документа та емітента, а отже, криптовалюта не може бути цінним папером;
- крім того, у криптовалюті відсутні ознаки документа у вигляді грошових знаків, відсутній емітент, а також відсутня мета виготовлення. Таким чином, криптовалюта не може бути визнана грошовим сурогатом [13].

Таким чином, незважаючи на існування в світі численних практик використання криптовалют у якості міри вартості, засобу обміну та накопичення, її складна правова природа не дозволяє ототожнити її з будь-яким із суміжних понять.

Однак у вересні цього року міністр цифрової трансформації Михайло Федоров на презентації міністерства заявив про намір визначити правовий статус криптовалют. За його словами, визначення правового статусу криптовалют допоможе легалізувати пов'язану з ними діяльність, таку, як купівля і продаж криптовалют, а також їх добування, і виведе гравців ринку з «сірої» зони, що стане стимулом для додаткових надходжень до бюджету від сплати податків [14].

1.2. Bitcoin як міжнародний платіжний засіб

Bitcoin був створений у 2008 році розробником або групою осіб під псевдонімом Сатоші Накамото, особистість яких до цього часу не встановлена. Ідея полягала в тому, щоб створити засіб обміну, незалежний від будь-якого центрального органу, який можна було б передавати в електронному вигляді безпечним, перевіреним і незмінним способом з перевагами вартості та швидкості транзакцій. У статті, «Однорангова електронна грошова система», були детально викладені дві технології: Bitcoin - цифрова валюта, і технологія блокчейн, на базі якої запуслався проект [15]. Сьогодні Bitcoin вважається

найпопулярнішою та найбільшою за обсягом капіталізації криптовалютою у світі, сумарна вартість якої становить 168,6 млрд дол. США [7], що складає приблизно 67,7% усієї капіталізації ринку криптовалют.

Обов'язковою умовою для роботи з платіжною системою Bitcoin є наявність базової програми-клієнта, за допомогою якої здійснюється з'єднання з блокчейн-спільнотою. Всі учасники об'єднані між собою в єдину однорангову мережу, завдяки чому генерується колосальна потужність для перевірки транзакцій, а також забезпечується швидкість та безпека роботи системи. Кожен вузол мережі (нода) - самодостатній і незалежний. Будь-який бажаючий, при наявності комп'ютерного обладнання, може підключитися до системи і заробляти монети в якості винагороди за виконання алгоритмів хешування

Як було сказано раніше, Bitcoin являє собою цифрову платіжну систему, в якій вперше реалізована технологія блокчейн. Вона являє собою електронну облікову книгу, до якої можуть одночасно звертатися всі учасники мережі. Коли алгоритми хешування виконані, транзакція записується в «блок». Блок має певний обсяг пам'яті, і при повному заповненні він перевіряється учасниками мережі з метою формування записи в блокчейн. Блок не може бути змінений або видалений, він стає частиною постійної бази даних проведених транзакцій. У цій базі даних зберігається інформація про кількість біткойнів і час проведення транзакції. При цьому особисті дані контрагентів відсутні. З метою підтвердження достовірності показань, дані блокчейна одного користувача можна в будь-який момент порівняти з інформацією інших [16].

Чим Bitcoin відрізняється від традиційних валют та в чому його основні переваги? Дехто ставить його та фіатні цифрові валюти на один рівень та вважає їх аналогами. Дійсно Bitcoin можна використовувати для оплати товарів та послуг в електронному вигляді, у цьому сенсі це як звичайні долари, євро чи фунти. Але існує ряд важливих ознак, які вирізняють Bitcoin від звичайних цифрових валют (рис.1.1).

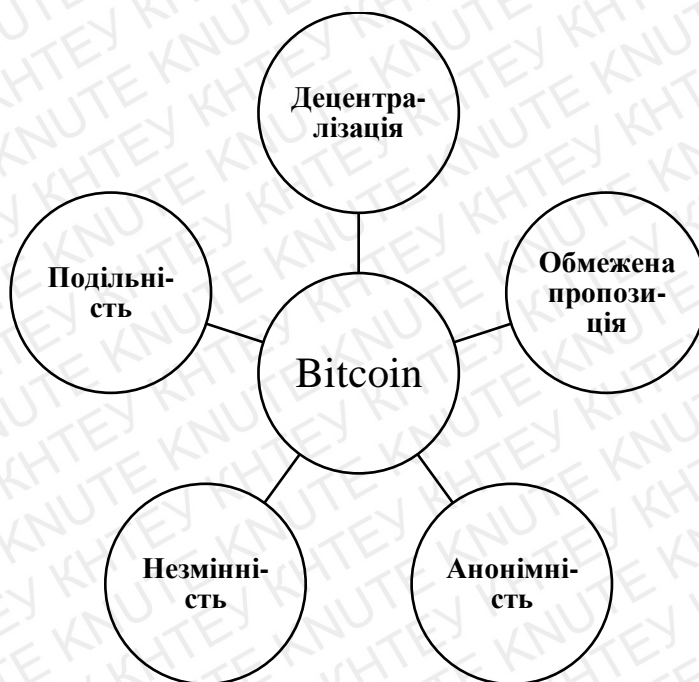


Рис. 1.1 Основні характеристики Bitcoin (Авторська розробка)

Найважливішою характеристикою є децентралізація. Жодна установа не контролює мережу Bitcoin. Він підтримується групою розробників, а управляє ним відкрита розподілена мережа спеціалізованих комп'ютерів, розповсюджених по всьому світу. Це приваблює людей, які проти контролю банківських чи державних установ над їх грошима. Також Bitcoin вирішує «проблему подвійного витрачання» електронних валют, у яких цифрові активи легко можна скопіювати та використати повторно. В електронних фіатних валютах цю функцію виконують банки, що дає їм контроль над традиційною системою. З Bitcoin цілісність транзакцій підтримується розподіленою та відкритою мережею, яка нікому не належить.

Обмежена пропозиція. Фіатні валюти (долари, євро, фунти тощо) мають необмежену пропозицію, тобто центральні банки можуть випускати стільки, скільки захочуть і, таким чином, здатні маніпулювати величиною певної валюти відносно інших валют. Власники валюти, і особливо громадяни з малим вибором альтернативних засобів платежу, несуть великі витрати.

З іншого боку, пропозиція Bitcoin жорстко контролюється основним алгоритмом. Невелика кількість нових біткойнів з'являється щогодини, і

продовжуватиме зростати зі зменшеною швидкістю, поки не буде досягнуто максимум в 21 мільйон біткойнів. Виходячи з даних математичних підрахунків, з найбільшою ймовірністю, останній Bitcoin буде здобутий в 2140 році. Це робить криптовалюту більш привабливою як актив, оскільки теоретично, якщо попит зростатиме, а пропозиція залишатиметься такою ж, вартість також зростатиме.

Анонімність. У той час як користувачі традиційних електронних платежів зазвичай ідентифікуються, з метою перевірки та дотримання протидії відмиванню грошей, користувачі Bitcoin теоретично діють у напіванонімності. Оскільки немає центрального «валідатора», користувачам не потрібно ідентифікувати себе під час надсилання Bitcoin іншому користувачеві. Коли подається запит на транзакцію, протокол перевіряє всі попередні транзакції, щоб підтвердити наявність у відправника необхідної кількості Bitcoin, а також повноваження надсилати їх. Системі не потрібно знати саму особу.

На практиці кожен користувач ідентифікується за адресою свого гаманця. Тому доклавши певних зусиль можна відстежити операції за допомогою унікального ідентифікатора. Оскільки мережа прозора, хід кожної транзакції видно усім. Це робить Bitcoin не ідеальною валютою для злочинців, терористів та для відмивання грошей. Крім того, більшість бірж вимагають проводити ідентифікацію своїх клієнтів до того, як їм дозволяється купувати або продавати Bitcoin, полегшуючи, таким чином, спосіб відстеження користувачів криптовалюти.

Незмінність. Операції з Bitcoin неможливо змінити, на відміну від електронних фіат-транзакцій. З одного боку, це викликає деякі незручності, оскільки одразу зникає можливість повернути неправильно перераховані кошти. Однак, з іншого боку, жодна транзакція в біткойн-мережі не може бути підроблена.

Подільність. Найменша одиниця Bitcoin називається сатоші, що становить сто мільйонних частини Bitcoin (0,00000001). Це забезпечує можливість мікротранзакцій, які традиційні електронні гроші забезпечити не можуть [17].

Однак поряд із значним списком переваг існує і ряд недоліків, серед яких наступні:

- в разі втрати пароля або можливості доступу до електронного гаманця, наявна криптовалюта буде повністю втрачена;
- працювати з валютами можна лише там, де їх приймають та для цього є технічна можливість;
- криптовалютні біржі час від часу піддається хакерським атакам, що викликає недовіру у потенційних користувачів та не спонукає інвесторів вкладати значні кошти в цифрові активи;
- Bitcoin неможливо вносити до статутного капіталу юридичних осіб, оскільки невизначеність правового статусу криптовалюти не дає змогу використовувати її як актив;
- криптовалюта відкриває нові можливості та інструменти для функціонування чорних ринків. Можливе використання з метою ухилення податків. Не виключені варіанти заборони користування таким видом розрахунків національним регулятором [18].

1.3. Особливості коливання цін на Bitcoin

Як і більшість криптовалют, Bitcoin - дуже волатильна цифрова валюта. Так, між листопадом та груднем 2017 року його ціна зросла більш ніж на 220%. А вже між січнем і лютим 2018 року ціна на Bitcoin також зазнала різкої корекції, але у зворотньому напрямку, зменшившись майже на 60% [19]. Крім цього, слід додати, що більшість криптовалют, як правило, індексується саме до Bitcoin, тому його коливання впливатимуть на зміну ціни більшості криптовалют. Враховуючи зазначене, важливим є визначення факторів, що зумовлюють такі

різкі падіння та підйоми Bitcoin, оскільки це дозволить нам краще передбачити та зрозуміти зміни на ринку криптовалют в цілому.

Так як Bitcoin не випускається центральним банком, грошово-кредитна політика, показники інфляції та економічне зростання, які, як правило, впливають на вартість валюти, не мають жодного відношення до зміни ціни на криптовалюту. І навпаки, серед факторів впливу можна виділити наступні:

- Закон попиту та пропозиції. Пропозицію Bitcoin можна порівняти із пропозицією золота, оскільки існує заздалегідь визначена максимальна кількість Bitcoin, які можуть бути введені в обіг так само, як відома загальна кількість золота на Землі. На цьому порівняння не закінчується, якщо шахтарям потрібно видобути золото з шахт, щоб доставити його до торгових точок, Bitcoin-шахтарі повинні зробити те ж саме, при цьому спираючись не власну фізичну силу, а на обчислювальну потужність своїх комп'ютерів, розв'язуючи складне математичне рівняння. Саме після розв'язання математичної головоломки, шахтарі будуть винагороджуватися за допомогою Bitcoin, що збільшить пропозицію криптовалюти на ринку. Сторона попиту на Bitcoin працює на тому ж рівні, що і для золота та інших цінних ресурсів. Оскільки він є скінченною сумою, яка ніколи не перетне 21 мільйон, чим більше нових інвесторів ввійде на ринок, прагнучи придбати криптовалюту, тим вищою буде його ціна.
- Вплив засобів масової інформації. Різні дослідження показали, що ЗМІ є найважливішим джерелом впливу на ціну Bitcoin та інших криптовалют. Більш широке висвітлення у ЗМІ призводить до кращого розуміння криптовалюти громадськістю, що потенційно може залучити нових людей до інвестування в криптовалюту. Однак слід не забувати, що засоби масової інформації чудовий інструмент для маніпулювання. Позитивне висвітлення Bitcoin в ЗМІ, як правило, призведе до підвищення цін, тоді як негативне висвітлення матиме зворотний вплив на ціну криптовалюти. Оскільки ринкова капіталізація криптовалюти не велика в

порівнянні зі світовою економікою, чутки про взломом або банкрутство бірж, про використання криптовалюти для продажу наркотиків, відмивання грошей або інших незаконних дій можуть призвести до зниження вартості.

- Політичні події. Як і у традиційних валютах, політичні події впливають на курси обміну різних криптовалют. Однак зміна ціни на Bitcoin, викликана політичними подіями, як правило, протилежна тому, що відбувається з валютами центрального банку. Відсутність впевненості в економіці країни змушує людей надавати свій шанс і вірити в криптовалюту більше ніж в традиційну. Оскільки Bitcoin є емблематичним лідером на ринку криптовалют, його ціна зростатиме перш, ніж зросте ціна на інші валюти ринку.
- Постанови уряду. Оскільки Bitcoin та криптовалюти в цілому - це нова концепція, урядам складно прийняти чітку середньострокову позицію щодо них. Уряди постійно змінюють положення, що стосуються криптовалют, з точки зору її оподаткування. Хоча Bitcoin децентралізований і не залежить від впливу центральних урядів, положення, прийняті останніми, матимуть прямий вплив на систему, оскільки застосовуються до інвесторів у криптовалюту. Побоювання, які можуть виникнути внаслідок урядових заяв чи рішень, неодмінно спричинить падіння ціни на Bitcoin. Коли Китай, який є найбільшим у світі ринком криптовалют, прийняв дуже жорсткі рішення щодо Bitcoin і вирішив закрити кілька торгових платформ наприкінці 2017 року, ціна на Bitcoin різко впала. І навпаки, уряду Японії було достатньо офіційно визнати Bitcoin законним платіжним засобом, щоб його курс зріс уже в наступні місяці.
- Зменшення винагороди в 2 рази. Мається на увазі, що коли буде згенеровано 210 000 блоків, винагорода від видобутку Bitcoin, що розподіляється між всіма учасниками, зменшиться вдвічі. З моменту впровадження це сталося двічі - в результаті падіння з 50 BTC до 12,5

ВТС. В середньому це відбувається кожні чотири роки. Скорочення винагороди вдвічі суттєво впливає на добування Bitcoin, оскільки витрати постійно зростають. Протягом 2018 року, коли ціна на Bitcoin падала, велика кількість учасників мережі вирішили залишити цю практику, що стало наслідком закриття кількох пулів [20].

- Зміни в спільноті Bitcoin. Інший фактор нестабільності пов'язаний з його управлінням громадою, яка намагається знайти консенсус для забезпечення свого майбутнього в середньо- та довгостроковій перспективі. Крім того, рішення, прийняті громадою, впливають на блокчейн і, отже, на всю екосистему в цілому.
- Нові технологічні зміни. Сьогодні на ринку представлено кілька сотень цифрових монет, які на перший погляд нічим не відрізняються одна від одної. Тому нові технологічні досягнення є чи не найкращим інструментом для завоювання уваги і довіри інвесторів, що має значний вплив на коливання ціни. Наприклад, інтеграція Bitcoin з платіжною системою PayPal або запуск різних ICO за допомогою децентралізованих платформ здатні додати більше функціональних можливостей, що в свою чергу зможе збільшити цінність валюти на ринку.

Висновки до Розділу 1.

В даному розділі було проаналізовано стан світового фінансового ринку криптовалют, розглянуто механізм його функціонування. Було проаналізовано географічні особливості розвитку ринку криптовалют у світі, визначено вплив різних факторів на даний процес. Виявлено проблеми використання криптовалюти в економічному просторі України.

Також був проведений аналіз найбільшої за рівнем капіталізації ринку криптовалюти світу Bitcoin, надано їх детальну характеристику. Проведено аналіз чинників, що впливають на зміну її вартості.

РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ЦІН

2.1. Аналіз традиційних методів прогнозування часових рядів

Часовий ряд(ряд динаміки, динамічний ряд) - це сукупність значень випадкового процесу, взятих через рівні проміжки часу. Тобто це деякі показники, деякі дані, які ми збираємо з плином часу.

На перший погляд часовий ряд виглядає як звичайна вибірка. У чому ж полягає основна відмінність часового ряду від звичайної вибірки? Вибіркою називають набір випадкових величини, які є незалежними один від одного. Оскільки в часових рядах ми збираємо дані послідовно, то перш за все ми повинні враховувати те, що вони залежать від часу, коли були зібрані, а також однією із ключових ознак є те, що кожне наступне значення у вибірці може залежати від попередніх. Власне, в цьому і полягає основна різниця, і саме тому для аналізу прогнозування часових рядів є власні методи.

Розглянемо основні задачі, які виникають при роботі з часовими рядами (рис. 2.1)

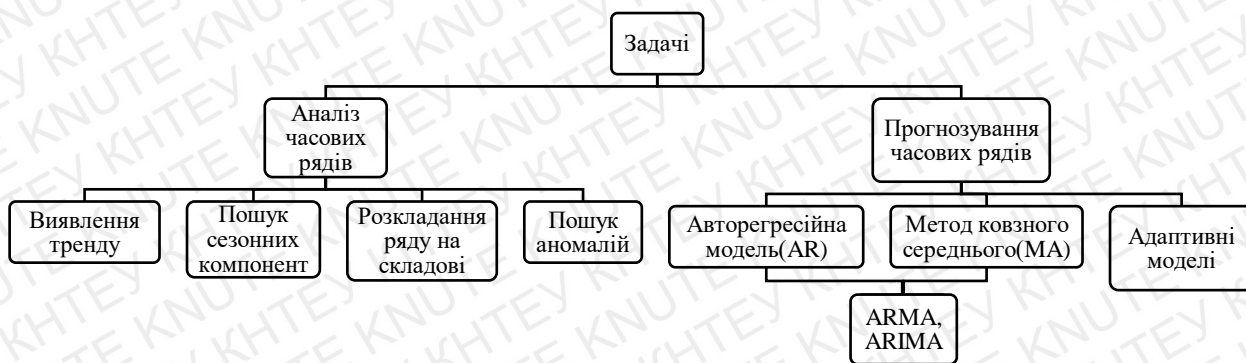


Рис. 2.1 Основні задачі роботи з часовими рядами (Авторська розробка)

Таким чином, всі задачі можна розділити на два великі класи. Перший клас - аналіз часових рядів, коли ми намагаємося з наявних у нас даних «витягти» якнайбільше корисної інформації. І другий клас задач - це прогнозування

часових рядів, коли ми за наявними у нас даними намагаємося спрогнозувати значення часового ряду на майбутні періоди.

Аналіз часових рядів складається з таких основних завдань:

- виявлення трендів даних, тобто визначення, чи є у нас якась тенденція розвитку в нашому часовому ряді;
- виявлення сезонних компонент;
- перевірка ряду на аномальні значення або викиди
- також корисно розкласти тимчасовий ряд на складові, наприклад, на тренд, сезонність чи деяку помилку. Крім цього, вирішення даного завдання допоможе виявити і класифікувати фактори, що впливають на явища і процеси.

Завдання прогнозування часових рядів здійснюються за допомогою різних моделей і підходів. Найпростішими є авторегресійна модель, метод ковзного середнього, і їх узагальнення - це ARMA і ARIMA моделі. Також існує окремий великий клас адаптивних моделей прогнозування. Вони являють собою моделі дисконтування даних, що здатні швидко пристосовувати свою структуру і параметри до зміни умов. Інструментом прогнозу в адаптивних моделях є математична модель з єдиним фактором "час".

Які взагалі бувають ряди? Основною характеристикою для вирішення задачі прогнозування є визначення ряду на стаціонарність. Коли ми визначаємо ряд як стаціонарний, ми маємо на увазі, що в даних немає яскраво вираженого тренду. Іншими словами математичне сподівання наших випадкових величин, які ми збираємо у вигляді ряду, залишається на рівні деякої константи. Якщо в значеннях нашого ряду спостерігається тенденція до розвитку, такий ряд є нестаціонарним. Це може бути як позитивна тенденція, так і тенденція до спаду. Також можуть бути присутні циклічні явища або сезонна компонента. Сезонна компонента характеризує циклічні коливання досліджуваного показника, пов'язані з календарними циклами (рік, квартал, місяць, ...). Ну і не слід забувати, що ряди можуть містити як тренди, так і сезонності. Крім того, в таких рядах ще можуть траплятися якісь аномальні викиди.

Розглянемо більш детально прогнозування часових рядів, класифікація яких була наведена вище. І перша модель - це AR-модель, або авторегресійна модель. Це модель часових рядів, в якій значення часового ряду в даний момент лінійно залежать від попередніх значень цього ж ряду. Позначається як AR(p), де p – порядок регресії та у загальному вигляді модель виглядає наступним чином:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

де a_i, \dots, a_p – параметри моделі,

c – константа,

ε_e – білий шум

Наступна модель – MA-модель, або більш популярна назва метод середнього ковзного. Значення функції моделі в кожній точці визначається як деякий середнє за попередні періоди. І дана модель, скоріше, підходить для аналізу, ніж для прогнозування. Однак метод добре підходить для згладжування коливань, виділення тенденцій, сезонності і циклів. У загальному вигляді функція моделі виглядає наступним чином:

$$MA_t = \sum_{i=0}^{n-1} w_{t-i} * p_{t-i}, \quad (2.2)$$

де MA_t – значення ковзного середнього в точці t

w_{t-i} – нормовані ваги

p_{t-i} – значення вихідної функції в момент часу віддалений від поточного на i інтервалів

Цілком логічним здається, для більш комплексного аналізу поєднати дві моделі в одну. Що і було зроблено, таким чином була отримана модель під назвою ARMA, яка в загальному вигляді виглядає наступним чином:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (2.3)$$

де a_1, \dots, a_p – параметри моделі,

β_1, \dots, β_q – параметри моделі ковзного середнього,

c – константа.

Така модель може інтерпретуватися як лінійна модель множинної регресії, в якій в якості пояснюють змінних виступають минулі значення самої моделі, а в якості регресійних залишків - ковзне середнє з елементів білого шуму. ARMA-модель, звичайно, є більш складною за структурою, ніж AR і MA-моделі, однак зазвичай володіє меншою кількістю параметрів, що є, звичайно, її перевагою. Мінусом ARMA-моделі є те, що вона може бути застосована тільки для стаціонарних рядів, тобто якщо в нашому ряді є тренд, то ARMA-модель в чистому вигляді використовувати не можна.

Однак що робити, якщо у нас є тренд? Тут все просто. Треба просто перейти до стаціонарного ряду, тому існує інша модель для таких рядів, яка називається ARIMA. Що робить ARIMA та чим відрізняється від ARMA? Насправді модель ARIMA - це те ж саме, що ARMA, тільки розглядаються тут прирости. Тобто якщо ми подивимося на формулу ARIMA, ми побачимо, що вона точно така ж, як ARMA, тільки тут у нас вже не самі значення даних, а їх прирости:

$$\Delta^d X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (2.4)$$

де Δ^d – оператор приросту часового ряду,

c, α_i, β_i – параметри моделі

2.2. Нейронні мережі: сутність, класифікація, принципи роботи

В останні кілька років ми спостерігаємо вибуховий інтерес до нейронних мереж, які успішно застосовуються в найрізноманітніших областях - бізнесі, медицині, техніці, геології, фізиці. Нейронні мережі увійшли в практику всюди, де постала необхідність вирішувати завдання прогнозування, класифікації або управління. Такий приголомшливий успіх популярності нейромереж визначається рядом декількох причин.

Перш за все, це широкий спектр можливостей. Нейронні мережі - виключно потужний метод моделювання, що дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності. Зокрема, нейронні мережі нелінійні по своїй природі. Так, протягом багатьох років лінійне моделювання було основним методом моделювання в більшості областей, оскільки для нього добре розроблені процедури оптимізації. У завданнях, де лінійна апроксимація незадовільна, а таких задач досить багато, лінійні моделі працюють погано. Крім того, нейронні мережі справляються з "прокляттям розмірності", що не дозволяє моделювати лінійні залежності в разі великого числа змінних.

Наступною причиною популярності нейронних мереж є їх простота у використанні. По своїй природі нейронні мережі навчаються на прикладах. Користувач нейронної мережі підбирає навчальні дані, а потім запускає алгоритм навчання, який автоматично визначає структуру даних та знаходить в ній закономірності. При цьому від користувача, зазвичай, потрібен лише набір евристичних знань про те, як слід відбирати і готувати дані, вибирати потрібну архітектуру мережі та інтерпретувати результати, проте рівень знань, необхідний для успішного застосування нейронних мереж, набагато скромніше, ніж, наприклад, при використанні традиційних методів статистики.

Наступною здатністю нейронних мереж, яка мабуть є головною та зробила найбільший вклад у їх стрімке збільшення популярності є вирішення проблем високого рівня складності, алгоритм вирішення яких є незрозумілим. До таких проблем відносяться:

- розпізнавання образів;
- розпізнавання мови;
- складні прогнози.

Розглянемо дану характеристику більш детально на прикладі розпізнавання образів. Так, уявімо ситуацію коли ми просто йдемо по вулиці. Навколо, нас оточують десятки перехожих. Ми дивимось на них і моментально розпізнаємо їх образи. Цей процес не викликає у вас ніяких запитань. А тепер поставимо собі завдання написати комп'ютерну програму, яка по заданій картинці розпізнає обличчя. Можемо навіть спростити задачу, спробуємо скласти хоча б приблизний алгоритм розпізнавання образів. Скоріш за все, наші спроби не увінчаються успіхом. Дану ситуацію можна пояснити тим, що ми на підсвідомому рівні розпізнаємо образи, а підсвідоме контролювати ми не можемо. Щодня ми розпізнаємо сотні образів, але не знаємо як. Крім розпізнавання образів існує ще купа інших завдань, які просто незрозуміло, як вирішувати. І тут на допомогу приходять нейронні мережі, будучи моделлю біологічних нейромереж, вони можуть вирішувати подібні завдання. Крім описаних раніше проблем, нейронні мережі можна навчити грати в ігри, розпізнавати голос, прогнозувати зростання або падіння цін. Їх можна навчити всьому, що ми робимо несвідомо.

Що таке нейрон та нейронна мережа? Вчених давно цікавило, як влаштований людський мозок. Виявилось, що наш мозок складається з мільярдів клітин, які назвали нейронами. Відмінність нейронів від інших клітин полягає в тому, що вони з'єднуються між собою і є накопичувачами і передавачами сигналів. По своїй суті біологічний нейрон - надзвичайно складна система. Багато в чому це пояснюється тим, що нейрон, крім обробки сигналу, що є основним його призначенням, змушений ще виконувати десятки інших функцій, для підтримки своєї життєдіяльності. Більш того, сам механізм передачі сигналу від нейрона до нейрона теж дуже складний з біологічної та хімічної точки зору. Оскільки нам потрібна лише модель обробки та передачі сигналу, ми з легкістю можемо відкинути всі елементи та функції, які виконує нейрон для підтримки

життєдіяльності. В результаті маємо гіпотетичну структуру(Рис.2.2), в якій нейрон збирає від сусідів, до яких він приєднаний дендритами сигнал, перетворює його і передає до сусідів, з якими він з'єднаний аксоном, які роблять теж саме. Таку гіпотетичну структуру і називають штучним нейроном. Сукупність взаємодіючих між собою штучних нейронів являють собою штучну нейронну мережу.

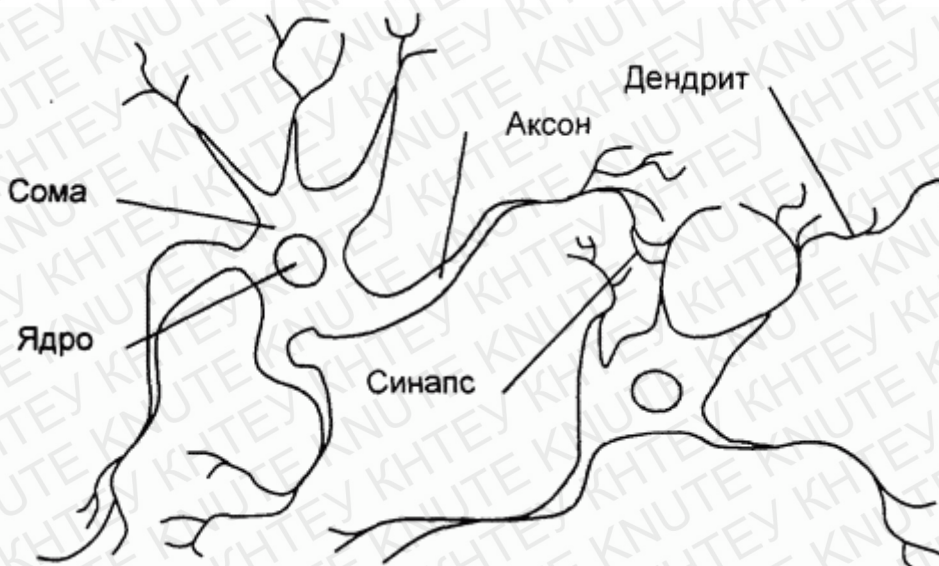


Рис. 2.2 Структура біологічного нейрона [21]

По суті, нейронна мережа в математичному сенсі робить те ж саме: формально вона є графом обчислень, де кожна вершина збирає від сусідів, для яких вона є безпосереднім нащадком, значення, перетворює їх і привласнює собі це перетворене значення. Далі її нащадки будуть використовувати це значення, для обчислення своїх.

Перейдемо до більш детального розгляду внутрішньої структури штучного нейрона і того, як він перетворює сигнали, що надходять на його входи (рис. 2.3).

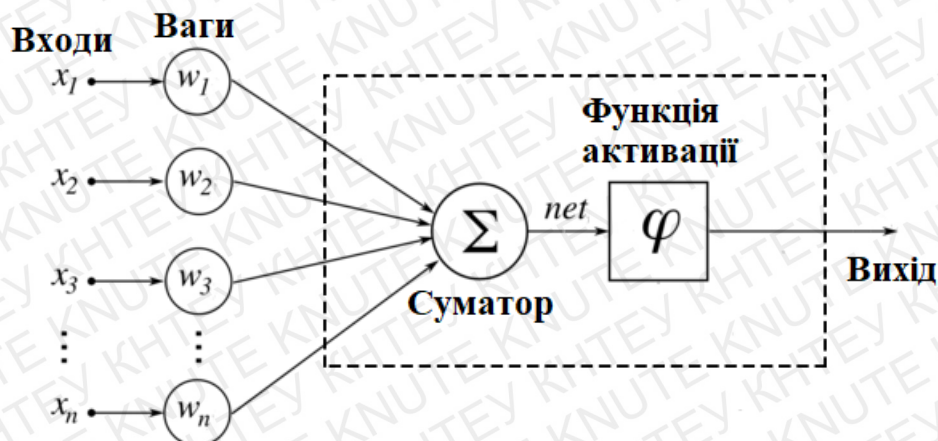


Рис. 2.3 Внутрішня структура штучного нейрона [22]

Згадаємо будову біологічно нейрона, що була розглянута вище, на якій були зображені зв'язки між нейронами - синапси. Синапси можуть посилювати чи послаблювати електричний сигнал, що проходить через них. Давайте позначимо кожен такий зв'язок певним числом та назвемо його вагою даного зв'язку. Сигнал, що пройшов через даний зв'язок, множиться на вагу відповідного зв'язку. Це ключовий момент в концепції штучних нейронних мереж. У кожного нейрона, в тому числі і у штучного, повинні бути входи, через які він приймає сигнал. Всі сигнали, що надійшли на входи множаться на свої ваги. Сигнал першого входу x_1 множиться на відповідну своєму входу вагу w_1 , в результаті отримуємо $x_1 * w_1$ і так до n -ого входу.

Далі всі добутки передаються в суматор. Уже виходячи з його назви можна зрозуміти, що він робить. Він просто підсумовує все вхідні сигнали, помножені на відповідні ваги:

$$x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + \dots + x_n * w_n = \sum_{i=1}^n x_i * w_i \quad (2.5)$$

$$\text{net} = \sum_{i=1}^n x_i * w_i \quad (2.6)$$

Роль суматора очевидна - він агрегує всі вхідні сигнали в єдине число - зважену суму, яка характеризує який сигнал надійшов на нейрон в цілому. Ще

зважену суму можна охарактеризувати як ступінь загального збудження нейрона.

Просто так подавати агреговану суму на вихід досить безглуздо. Нейрон повинен якось обробити її і сформувати адекватний вихідний сигнал. Саме для цих цілей і використовують функцію активації. Вона перетворює зважену суму в якесь число, яке і є виходом нейрона. Для різних типів штучних нейронів використовують найрізноманітніші функції активації. У загальному випадку їх позначають символом $\varphi(net)$. Таким чином, функція активації – це функція, що приймає зважену суму як аргумент і значення саме цієї функції і є виходом нейрона (*out*) [23].

$$out = \varphi(net) \quad (2.7)$$

$$out = \varphi\left(\sum_{i=1}^n x_i * w_i\right) \quad (2.8)$$

Ми розібралися зі структурою штучного нейрона. Тепер розглянемо основні типи нейронних мереж (таблиця 2.1).

Таблиця 2.1

Класифікація штучних нейронних мереж

Класифікаційна ознака	Складові класифікації
За типом вхідної інформації	аналогові
	двійкові
За кількістю шарів	одношарові
	багатошарові
За характером навчання	з «вчителем»
	без «вчителя»
За характером налаштування синапсів	з фіксованими зв'язками
	з динамічними зв'язками
За характером зв'язків	прямого поширення
	із зворотними зв'язками

Розглянемо кожен із складових класифікації окремо. Із першою класифікаційною ознакою все просто аналогові нейронні мережі

використовують інформацію в формі дійсних чисел, в той час як в двійкових інформація представлена в двійковому коді.

Одношарова нейронна мережа - мережа, в якій сигнали від вхідного шару відразу подаються на вихідний шар, який і перетворює сигнал і відразу ж видає відповідь. Багатошарова нейронна мережа - нейронна мережа, що складається з вхідного, вихідного і розташованого(их) між ними одного або декількох прихованих шарів нейронів. Багатошарові нейронні мережі мають набагато більші можливості, ніж одношарові. Роботу їх прихованих шарів нейронів можна порівняти з роботою великого заводу. Продукт, в нашому випадку вихідний сигнал, на заводі проходить, зазвичай, декілька стадій, після кожної з яких отримуємо певний проміжний результат. За таким же принципом, приховані шари теж перетворюють вхідні сигнали в деякі проміжні результати [24].

Навчання з «вчителем» - вид навчання мережі, при якому її ваги змінюються так, щоб відповіді мережі мінімально відрізнялися від уже готових правильних відповідей. Навчання «без вчителя» - вид навчання мережі, при якому мережа самостійно класифікує вхідні сигнали. Правильні або як її ще називають еталонні вихідні сигнали при цьому не демонструються [20].

При використанні нейронних мереж з фіксованими зв'язками, вагові коефіцієнти вибираються на початковому етапі виходячи з заданої задачі. Натомість, при використанні мереж з динамічними зв'язками, в процесі навчання відбувається більш коректне налаштування вагових коефіцієнтів.

Мережі прямого поширення - штучні нейронні мережі, в яких сигнал поширюється строго від вхідного шару до вихідного. У зворотному напрямку сигнал не поширюється. Мережі зі зворотними зв'язками - штучні нейронні мережі, в яких вихід нейрона може знову подаватися на його вхід. У більш загальному випадку це означає можливість поширення сигналу від виходів до входів. В чому перевага саме таких нейронних мереж? Справа в тому, що в мережах прямого поширення вихід мережі визначається вхідним сигналом і ваговими коефіцієнтами при штучних нейронах. А в мережах із зворотними зв'язками виходи нейронів можуть повертатися на входи. Це означає, що вихід

якогось нейрона визначається не тільки його вагами і вхідним сигналом, але ще і попередніми виходами. Таким чином можна створювати нейромережі, що відновлюють або доповнюють сигнали. Іншими словами такий вид нейронних мереж має властивості короткочасної пам'яті, як в людини [25].

2.3. Інструменти, методи та технології розробки нейромережевої прогностичної моделі

В умовах сучасної економічної ситуації і різкого збільшення темпів розвитку науки і техніки для отримання ефективних результатів на ринку все більше стають актуальними питання планування і прийняття рішень на основі прогнозування. У зв'язку з цим, задача прогнозування часових рядів є актуальною, оскільки виникає потреба вивчення даних про стан в минулому з метою оцінки майбутніх умов і результатів. До недавніх пір основними методами прогнозування часових рядів залишалися статистичні методи, які були розглянуті раніше. Однак пов'язані з цими методами математичні моделі не завжди лінійні, що унеможлиблювало проведення прогнозу. У цих випадках і приходиться на допомогу апарат нейронних мереж.

На ранніх стадіях застосування нейронних мереж до вирішення питань прогнозування застосовувались традиційні архітектури нейронних мереж або як їх ще називають мережі прямого поширення. Однак, справа в тому, що однією з основних проблем, яку не можуть вирішити традиційні архітектури нейронної мережі, була їх не здатність інтерпретувати послідовності входів, які були пов'язані один з одним на основі інформації або контексту. Простіше кажучи, традиційні нейронні мережі щоразу приймають окремий вектор даних і не мають поняття пам'яті і контексту, щоб бути в змозі виконати завдання, які їх потребують. Першою спробою вирішити дану проблему було використання простого підходу зворотного зв'язку для нейронів у мережі, де вихід був повернутий на вхід тобто рекурентних нейронних мереж, однак їх використання призводить до проблеми зникання градієнту. Тому потрібен був інший спосіб

для вирішення проблеми контекстної пам'яті. Одним з можливих рішень є незвичайна модифікація рекурентної нейронної мережі - мережа довгої короткочасної пам'яті. Нейрони ДКЧП здатні зберігати контекст пам'яті без проблеми зникаючого градієнта, що позитивно впливає на їх ефективність [26].

В якості інструменту виступає найпопулярніша в сфері машинного навчання високорівнева мова програмування Python. Серед факторів, що сприяють такому високому рівню популярності, особливо у сфері машинного навчання, можна виділити його простоту, гнучкість, велику кількість бібліотек та фреймворків для аналізу даних та безпосередньо машинного навчання, високий рівень підтримки. Розглянемо, кожен із зазначених факторів більш детально.

В списку всіх високорівневих мов програмування Python є найбільш зрозумілою та простою, за структурою синтаксису, мовою, з якою зручно працювати. Завдяки її лаконічності і зручності читання вона чудово підходить для розробки програмного забезпечення. Особливо це стосується машинного навчання, тому що самі алгоритми машинного навчання є досить складними для розуміння. А при роботі з Python розробнику не потрібно приділяти багато уваги безпосередньо написанню коду, тому всю увагу він може зосередити на вирішенні більш складних завдань, пов'язаних з машинним навчанням. Простий синтаксис мови Python допомагає розробнику тестувати складні алгоритми з мінімальною витратою часу на їх реалізацію. Більш того, слід зазначити, що у Python відмінна продуктивність при обробці даних.

Наступною перевагою Python в машинному навчанні є його гнучкість. Наприклад, у розробника є вибір між об'єктно-орієнтованим підходом і скриптами, тому Python особливо зручний для тих розробників, які більшу частину коду пишуть за допомогою IDE. Також Python допомагає об'єднувати різні типи даних.

Ще одна перевага Python – це високий рівень підтримки і якісна документація. Існує безліч корисних ресурсів про Python, що є позитивним

наслідком його широкої популярності, на яких програміст може отримати допомогу або консультацію, перебуваючи на будь-якому етапі розробки.

Однією з основних причин, чому Python використовується для машинного навчання є безліч фреймворків та бібліотек, які спрощують процес написання коду і скорочують час на розробку. Так у наукових розрахунках використовується NumPy, в більш складних обчисленнях - SciPy, в добуванні і аналізі даних - SciKit-Learn. Ці бібліотеки працюють в таких фреймворках, як TensorFlow, CNTK і Apache Spark. Крім цього існує фреймворк для Python, розроблений спеціально для машинного навчання - це PyTorch [27].

Висновки до Розділу 2.

В даному розділі було проведено аналіз традиційних методів аналізу часових рядів, а саме методів AR, MA та їх поєднання ARMA та ARIMA. Також було визначено поняття штучної нейронної мережі. Була розглянута структура штучного нейрона та принцип його роботи, була проведена паралель зі структурою та принципами роботи біологічного нейрона. Крім цього були визначені типи нейронних мереж, серед яких: аналогові, двійкові, одношарові, багатшарові, з фіксованими зв'язками, з динамічними зв'язками, прямого поширення та нейронні мережі з зворотними зв'язками. Також провели ознайомлення з тим, що являє собою навчання мережі з учителем і без вчителя.

Також були визначені технології та інструменти розробки прогностичної моделі та наведені переваги та аргументи їх використання, серед яких нейронна мережа довгої короткочасної пам'яті та високорівнева мова програмування Python.

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ПРОГНОСТИЧНОЇ МОДЕЛІ ДИНАМІКИ ЦІН НА BITCOIN

3.1. Проектування нейромережевої моделі прогнозування часових рядів

Для реалізації прогнозу фінансового часового ряду було використано різновидність архітектури рекурентної нейронної мережі, а саме нейромережу довгої короткочасної пам'яті (англ. Long short-term memory; LSTM). Спеціалізація нейронних мереж довгої короткочасної пам'яті - запам'ятовування інформації протягом тривалих періодів часу. Тому для прогнозування фінансового часового ряду було обрано дану архітектуру нейронної мережі, оскільки цілком реальним може бути залежність ціни в послідовності на сьогоднішній день та ціни два тижні тому. Крім цього, враховуючи те, що даний вид архітектури рекурентних нейронних мереж призначений для вирішення проблеми контекстної пам'яті, процес їх навчання проходить досить легко [28].

Всі рекурентні нейронні мережі мають форму ланцюжка повторюваних модулів нейронної мережі. У стандартних рекурентних нейронних мережах цей повторюваний модуль має просту структуру і містить лише один шар. Щодо структури нейронної мережі довгої короткочасної пам'яті, повторюваний модуль мережі складається з чотирьох взаємодіючих між собою шарів (рис. 3.1).

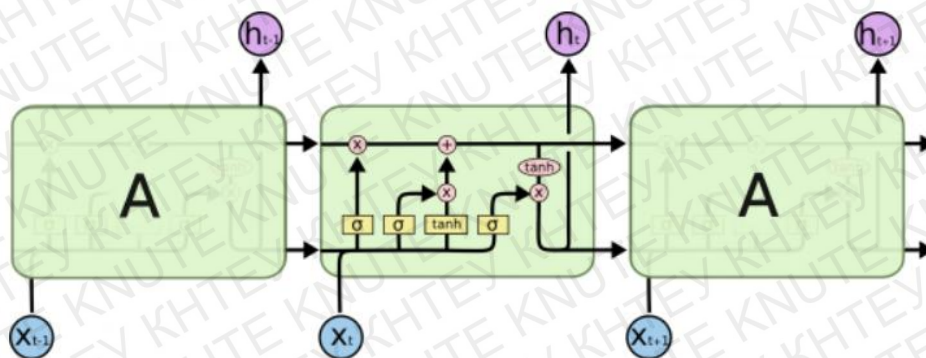


Рис. 3.1 Структура повторюваного модуля мережі ДКЧП [29]

На наведеному вище рисунку кожна лінія являється вектором. Рожеве коло відповідає за поточечні операції, наприклад, підсумовування векторів. Під

жовтими комірками розуміються шари нейронної мережі. Поєднання ліній відповідає за об'єднання векторів, а знак розгалуження - копіювання вектора з подальшим його зберіганням в різних місцях.

Розглянемо більш детально принцип роботи мережі довгої короткочасної пам'яті. Ключовим поняттям ДКЧП є стан комірки - горизонтальна лінія, що проходить через верхню частину діаграми (рис. 3.2). Стан комірки нагадує конвеєрну стрічку, який проходячи через весь ланцюжок, піддається незначним лінійним перетворенням.

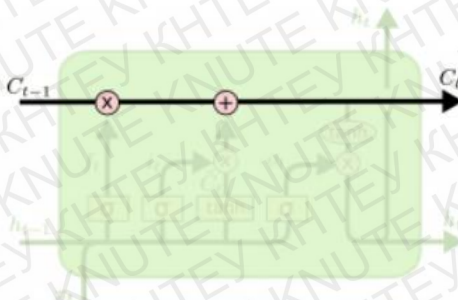


Рис. 3.2 Стан комірки в загальній структурі ДКЧП [29]

ДКЧП зменшує або збільшує кількість інформації в певному стані комірки, в залежності від потреб. Для цього використовуються ретельно настроюванні структури, які називають гейтами (рис.3.3). Гейт - це «ворота», які пропускають або не пропускають інформацію. Вони складаються із сигмоїдного шару нейронної мережі і операції поточечного множення. ДКЧП має три таких гейта для контролю стану комірки.

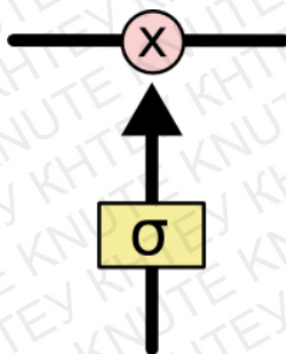


Рис. 3.3 Гейт в структурі ДКЧП [29]

Перейдемо до поетапного опису роботи мережі.

На першому етапі мережі потрібно вирішити, яку інформацію ми збираємося видалити зі стану комірки, а яку потрібно залишити. Це рішення приймається сигмоїдним шаром, так званим шаром втрати (рис. 3.4). Він отримує на вхід параметри h та x і на виході отримуємо числа від нуля до одиниці для кожного номера в стані комірки C , які визначають, скільки відсотків кожної одиниці інформації пропустити далі. Значення «0» означає «не пропустити нічого», значення «1» - «пропустити все».



Рис. 3.4 Шар втрати [29]

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t) + b_f) \quad (3.1)$$

На наступному кроці потрібно вирішити, яку нову інформацію зберегти в стані комірки. Розіб'ємо даний процес на дві частини. Спочатку сигмоїдний шар, який ще називають шаром гейта входу, вирішує, які значення потрібно оновити (рис.3.5). Потім шар \tanh створює вектор нових значень-кандидатів C , які додаються в стан. На наступному кроці ми об'єднаємо ці два значення для поновлення стану.

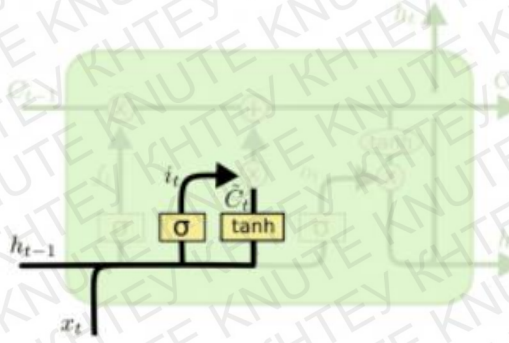


Рис.3.5 Шар оновлення [29]

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3.3)$$

Тепер оновимо попередній стан комірки для отримання нового стану C . Для цього помножимо старе стан на f , втрачаючи інформацію, яку вирішили забути. А також додаємо $i * C$, що являє собою нові значення, масштабовані в залежності від того, як саме було вирішено оновити кожне значення стану (рис. 3.6).

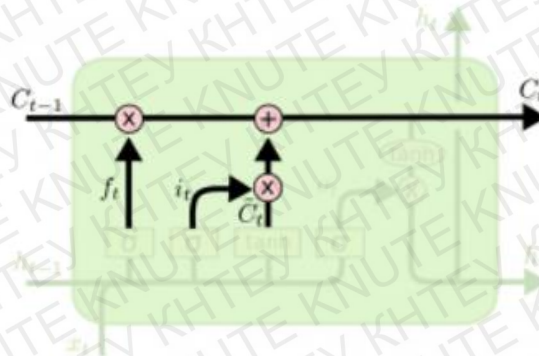


Рис. 3.6 Оновлення стану комірки [29]

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (3.4)$$

На фінальному етапі потрібно вирішити, що хочемо отримати на виході. Результат буде відфільтрованим станом осередки. Спочатку запускаємо сигмоїдний шар, який вирішує, які частини стану комірки виводити. Потім пропускаємо стан осередку через \tanh (щоб розмістити всі значення в інтервалі $[-1, 1]$) і множимо його на вихідний сигнал сигмоїдного гейта (Рис. 3.7).

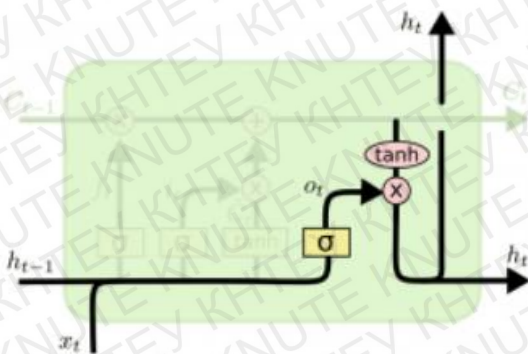


Рис. 3.7 Новий стан комірки [29]

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (3.6)$$

Щодо самого алгоритму прогнозування рядів динаміки, у загальному випадку, завдання прогнозування часових рядів за допомогою штучних нейронних мереж зводиться до наступної послідовності етапів:

1. Збір даних для навчання нейронної мережі. Варто зауважити, що ділянка часового ряду, на підставі якої формується навчальна вибірка, повинна бути в достатній мірі репрезентативною, тобто повинна містити ознаки періодичності, сезонності у випадку присутності даних закономірностей в часовому ряді, а також наявність викидів. Саме тому даний етап вважається одним з найбільш складних і відповідальних.
2. Підготовка і нормалізація даних. При використанні штучних нейронних мереж для здійснення прогнозу часового ряду необхідно враховувати деякі особливості. Щоб допомогти моделі швидше сходиться, важливо

масштабувати дані, оскільки великі значення у входах можуть уповільнювати процес навчання.

3. Вибір топології штучної нейронної мережі. На даному етапі приймається рішення про кількість шарів нейронної мережі і наявність в ній зворотного зв'язку.
4. Підбір характеристик та гіперпараметрів штучної нейронної мережі(за допомогою емпіричного методу).
5. Емпіричний підбір параметрів навчання.
6. Навчання нейронної мережі.
7. Перевірка навчання на адекватність та відповідність поставленим завданням.
8. Коригування параметрів з урахуванням попереднього кроку та проведення остаточного навчання.
9. Вербалізація розробленої нейронної мережі. Останній крок не є обов'язковим та виконується лише при використанні цієї ж нейронної мережі в майбутньому. Етап вербалізації включає стислий опис алгоритму та характеристик нейронної мережі з використанням декількох алгебраїчних або логічних функцій.

В якості середовища було обрано Google Colab (рис. 3.8), та в якості джерела даних було використано сайт Yahoo!Finance [30], що містить данні про курс Bitcoin по відношенню до USD в форматі .csv.

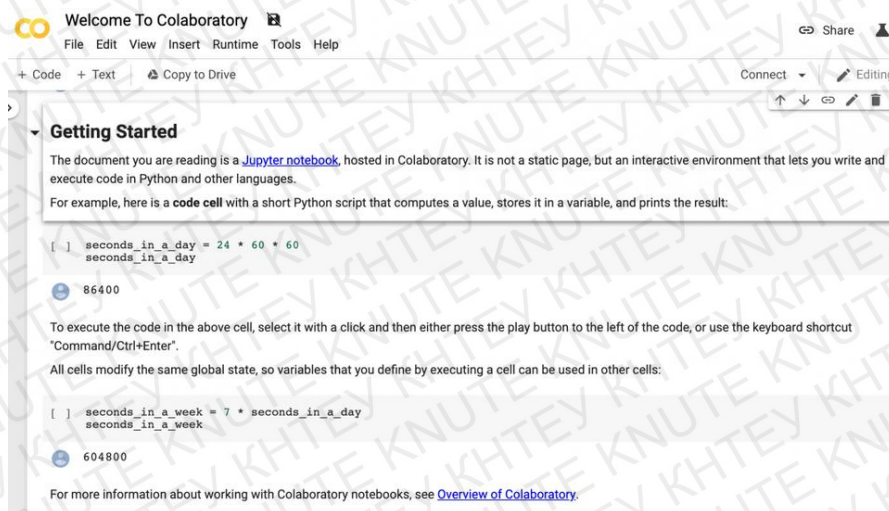


Рис. 3.8 Інтерфейс середовища для розробки - Google Colab

3.2. Програмна реалізація розробленої моделі

Перейдемо безпосередньо до програмної реалізації алгоритму прогнозування динаміки зміни цін часового фінансового ряду, на прикладі криптовалюти Bitcoin.

1. Перший етап являється більш підготовчим та опосередковано відноситься до процесу моделювання та побудови нейронної мережі, однак без нього неможлива подальша програмна реалізація (рис. 3.9). Бібліотеки в програмуванні - це збірник підпрограм або об'єктів, які використовуються для розробки програм. Вони містять готові рішення з перевіреним кодом, які допомагають швидко та оптимізовано прописувати та виконувати алгоритми. Таким чином, підключимо модуль `os` для отримання поточної директорії, також проведемо підключення бібліотек, які будемо використовувати для обробки даних, їх візуалізації та навчання моделі. Підключення бібліотек проводимо за допомогою інструкції `import`. Слід зазначити, що після імпортування бібліотеки її назва стає змінною, через яку можна отримати доступ до атрибутів модуля, звернувшись до необхідної бібліотеки через крапку. Певні атрибути модулів для зручності написання коду підключимо окремо за допомогою інструкції `from`. Для реалізації цієї ж цілі для деяких модулів створимо псевдонім, за допомогою ключового слова `as`.

Також в рамках першого етапу налаштуємо параметри для відображення графіків. За допомогою функції `set()` бібліотеки `Seaborn` задамо необхідний стиль графіків, та за допомогою змінної `rcParam` з бібліотеки `PyLab` його розмірність. Бібліотеки `Seaborn` та `PyLab` – це бібліотеки візуалізації даних `Python`, що забезпечують інтерфейс високого рівня для побудови привабливої та інформативної статистичної графіки.

```

import os
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
import pandas as pd
import seaborn as sns
from pylab import rcParams
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rc
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.layers import Bidirectional, Dropout, Activation, Dense, LSTM
from tensorflow.python.keras.layers import CuDNNLSTM
from tensorflow.keras.models import Sequential

%matplotlib inline

sns.set(style='whitegrid', palette='muted', font_scale=1.5)

rcParams['figure.figsize'] = 14, 8

RANDOM_SEED = 42

np.random.seed(RANDOM_SEED)

```

Рис. 3.9 Підготовчий етап (Авторська розробка)

2. Наступним кроком необхідно завантажити дані, на основі яких будемо проводити навчання і тестування моделі, в дата фрейм (рис. 3.10). Для цього скористаємось функцією `read_csv()` з бібліотеки `Pandas`.

`Pandas` - це бібліотека `Python`, яка є потужним інструментом для аналізу даних. Пакет дає можливість завантажити дані, будувати на їх основі зведені таблиці, виконувати групування та фільтрацію, також надає зручний доступ до табличних даних та звернення до окремих полів або значень, а також їх зрізів по індексам.

В файлі з даними отриманому з `Yahoo!Finance` дані відображенні в зворотному порядку - з 2019 до 2010 рік, тому необхідним є їх сортування в порядку зростання даних. Для цього скористаємось функцією `sort_values()`. Для перевірки правильності завантаження даних, виведемо 5 будь-яких рядків часового ряду, скориставшись функцією `head()` тієї ж бібліотеки `Pandas`.

```
[ ] df = pd.read_csv('Bitcoin_prices')
df = df.sort_values('Date')
df.head()
```

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
0	2010-07-16	0.04951	0.04951	0.04951	0.04951	0.04951	0
1	2010-07-17	0.04951	0.08585	0.05941	0.08584	0.08584	5
2	2010-07-18	0.08584	0.09307	0.07723	0.08080	0.08080	49
3	2010-07-19	0.08080	0.08181	0.07426	0.07474	0.07474	20
4	2010-07-20	0.07474	0.07921	0.06634	0.07921	0.07921	42

Рис. 3.10 Завантаження даних (Авторська розробка)

Таким чином, маємо 3201 точку даних, яка репрезентує курс Bitcoin за 3201 день (приблизно 9 років). На основі отриманих даних побудуємо графік залежності коливання цін на Bitcoin в залежності від часу, скориставшись функцією `plot()` бібліотеки Pandas (рис. 3.11).

```
ax = df.plot(x='Date', y='Close');
ax.set_xlabel("Date")
ax.set_ylabel("Close Price (USD)")
```

Рис. 3.11 Побудова графіка залежності ціни на Bitcoin в залежності від часу

В результаті виконання коду, маємо (рис. 3.12):

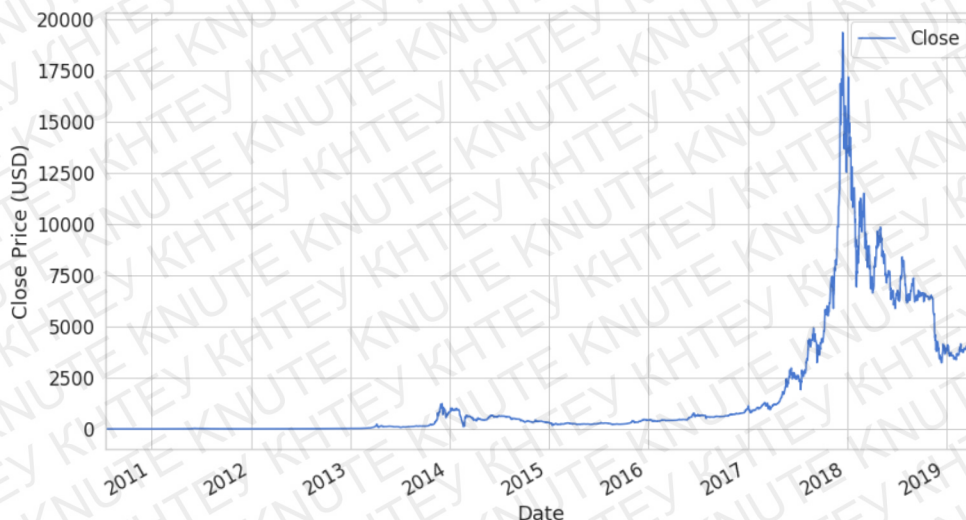


Рис. 3.12 Динаміка коливання цін на Bitcoin в період з 2010 по 2019 роки (Авторська розробка)

3. Наступний етап відповідає за попередню обробку даних. Так, перед початком побудови нейронної мережі необхідно нормалізувати, а саме масштабувати дані. Таким чином необхідно подати цінові дані в діапазоні від [0;1], оскільки це дозволить нашому алгоритму оптимізації працювати швидше, так як великі значення на вході можуть сповільнювати процес навчання. Для реалізації будемо використовувати MinMaxScaler з бібліотеки Scikit-learn (рис. 3.13). Scikit-learn це бібліотека для машинного навчання на мові програмування Python з відкритим вихідним кодом. За допомогою інструментів можна реалізувати різні алгоритми класифікації, регресії і кластеризації

```
scaler = MinMaxScaler()
close_price = df.Close.values.reshape(-1, 1)
scaled_close = scaler.fit_transform(close_price)
```

Рис. 3.13 Масштабування даних з використанням MinMaxScaler

Крім масштабування, в рамках нормалізації даних, необхідно перевірити вибірку на наявність такого типу даних, як NaN (англ. Not-a-Number), оскільки дані такого формату будуть заважати алгоритму працювати коректно. Тип даних NaN репрезентує собою втрачені дані, які відсутні у вибірці. Для перевірки скористаємось функцією isNaN() з бібліотки NumPy, яка визначає, чи є передане значення типу NaN чи ні, а також функцією any(), яка повертає True, якщо значення є істинним та False, якщо значення є помилковим (рис. 3.14). В нашому випадку таких даних виявлено не було.

```
[ ] np.isnan(scaled_close).any()
False
```

Рис. 3.14 Перевірка даних на NaN (Авторська розробка)

Використана в реалізації даного етапу бібліотека NumPy розроблена для підтримки великих багатовимірних масивів і матриць, разом з великою

бібліотекою високорівневих математичних функцій для операцій з цими масивами.

4. Після масштабування нам потрібно перетворити дані в формат, який підходить для моделювання за допомогою нейронної мережі довгої короткочасної пам'яті. Таким чином напишемо власну функцію, яку назвемо `to_sequences`, яка прийматиме на вхід 2 аргументи – саму послідовність і кількість тактів на послідовність. Задачею даної функції буде перетворити довгу послідовність даних на більш короткі. Наступна функція `preprocess` приймає на вхід три аргументи сам дата фрейм довжину послідовності і об'єм навчальної вибірки та розбиває наш дата фрейм на навчальну та тестову вибірки, примінивши до них раніше написану функцію `to_sequences` (рис. 3.15).

```
[ ] SEQ_LEN = 100

def to_sequences(data, seq_len):
    d = []

    for index in range(len(data) - seq_len):
        d.append(data[index: index + seq_len])

    return np.array(d)

def preprocess(data_raw, seq_len, train_split):
    data = to_sequences(data_raw, seq_len)

    num_train = int(train_split * data.shape[0])

    X_train = data[:num_train, :-1, :]
    y_train = data[:num_train, -1, :]

    X_test = data[num_train:, :-1, :]
    y_test = data[num_train:, -1, :]

    return X_train, y_train, X_test, y_test

X_train, y_train, X_test, y_test = preprocess(scaled_close, SEQ_LEN, train_split = 0.95)
```

Рис. 3.15 Створення послідовностей (Авторська розробка)

В результаті отримаємо вибірку для навчання, що містить 2945 послідовностей, які відображають зміни цін на Bitcoin на протязі 99 днів. Також залишимо 5% даних для тестування нейронної мережі після навчання. Таким чином отримаємо 156 днів для визначення прогнозних курсів Bitcoin.

5. Для побудови моделі довгої короткочасної пам'яті використаємо клас Model і унаслідований від нього Sequential з бібліотеки Keras (рис. 3.16). Keras - це бібліотека, що дозволяє на більш високому рівні працювати з неймережами. Вона спрощує безліч завдань, використовується в швидких експериментах і сильно зменшує кількість одноманітного коду. В нашому випадку вона використовується як бекендна бібліотека TensorFlow.

Для реалізації моделі були використанні такі гіперпараметри як Dropout, CuDNNLSTM, в прихованих шарах будемо використовувемо лінійну функцію активації (Рис. 3.15). Dropout - метод регуляризації штучних нейронних мереж, призначений для запобігання перенавчанню мережі, його значення встановимо на рівні 20%. CuDNNLSTM являє собою «швидку реалізацію» ДКЧП та підтримується cuDNN – бібліотекою, що призначена для роботи з нейронними мережами з підтримкою графічних прискорювачів. Також на кожному шарі використаємо функцію Dense для повного з'єднання шарів один з одним.

```
[ ] DROPOUT = 0.2
    WINDOW_SIZE = SEQ_LEN - 1

model = keras.Sequential()

model.add(Bidirectional(CuDNNLSTM(WINDOW_SIZE, return_sequences=True),
                        input_shape=(WINDOW_SIZE, X_train.shape[-1])))
model.add(Dropout(rate=DROPOUT))

model.add(Bidirectional(CuDNNLSTM((WINDOW_SIZE * 2), return_sequences=True)))
model.add(Dropout(rate=DROPOUT))

model.add(Bidirectional(CuDNNLSTM(WINDOW_SIZE, return_sequences=False)))

model.add(Dense(units=1))

model.add(Activation('linear'))
```

Рис. 3.16 Побудова моделі ДКЧП (Авторська розробка)

6. Перед початком навчання нейронної мережі її потрібно підготувати. Для цього в якості параметрів функції compile передамо значення функції втрат та оптимізатор. В процесі навчання як функцію втрат будемо використовувати середньоквадратичне відхилення, а в якості оптимізатора Adam (Рис. 3.17).

Перейдемо до навчання нейронної мережі, для цього скористаємось методом `fit`. Він приймає на вхід навчальну вибірку разом з мітками - `x_train` і `y_train`, кількість епох для навчання `epochs` (одна епоха - це один раз повністю пройдена моделлю навчальна вибірка), розміром `batch_size`, який обмежує кількість прикладів, що подаються за раз, оскільки пропустити через нейронну мережу разом весь датасет є неможливим. Тому ділимо а також те, яку частку навчальної вибірки віддати під валідацію - `validation_split`. Ще одним зауваженням є те, що дані в процесі навчання не потрібно перемішувати, оскільки ми використовуємо часові ряди, показники значень цін на Bitcoin в залежності від періоду є ключовим моментом в прогнозі, оскільки може містити закономірності в залежності від часу. Тому для параметра `shuffle` встановлюємо значення `False`. Слід зазначити, що навчати алгоритми на подібних даних потрібно хоча б 50-100 епох. Це пов'язано з тим, що якщо скажемо ми проведемо навчання на 5-10 епохах ми зможемо досягти 55% точності, це буде все, що не буде означати лише те, що ми навчилися шукати паттерни.

```
[ ] model.compile(  
    loss='mean_squared_error',  
    optimizer='adam'  
)  
  
[ ] BATCH_SIZE = 64  
  
history = model.fit(  
    x_train,  
    y_train,  
    epochs=50,  
    batch_size=BATCH_SIZE,  
    shuffle=False,  
    validation_split=0.1  
)
```

Рис. 3.17 Навчання мережі (Авторська розробка)

Метод `fit` повертає інший метод під назвою `history`, який показує історію помилок на кожному кроці навчання. Поглянемо на графіку як змінювалась функція втрат (рис. 3.18). Як бачимо після 40 епохи її значення залишається майже стабільним. Також проведемо навчання за допомогою методу `evaluate`.



Рис. 3.18 Функція втрат (Авторська розробка)

3.3. Аналіз результатів нейромережевого моделювання динаміки цін на Bitcoin

Проведемо оцінку якості навчання моделі на тестовому наборі даних (рис. 3.19). Для цього спрогнозуємо курс Bitcoin на основі тестової вибірки, та порівняємо прогнозовані результати з реальними. Для цього використаємо метод `predict`. Також дані які ми будемо прогнозувати необхідно з діапазону $[0;1]$ необхідно трансформувати у звичайний вигляд. Для цього скористаємось функцією `inverse_transfotm()`. Для наглядності виведемо графіки залежності зміни ціни на криптовалюту від часу реальної вибірки та прогнозованої.

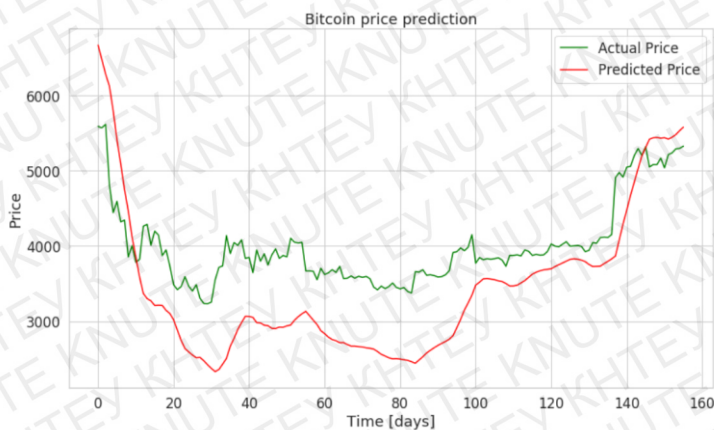


Рис. 3.19 Результат прогнозування динаміки цін на Bitcoin (Авторська розробка)

Наша модель відпрацювала з похибкою середньоквадратичного відхилення, яка склала 0.0016. Даний результат є досить непоганим, однак дана модель може бути вдосконалена шляхом проведення ряду заходів:

- навчати нейронну мережу на високочастотних даних (кожну годину, кожні п'ять хвилин), більше даних дозволить виявити більше патернів, що в свою чергу зменшить перенавчання мережі;
- спробувати використати інші нейронні мережі, які також призначенні для роботи з часовими рядами, наприклад, згорткові нейронні мережі;
- використовувати не тільки ціну закриття, а всі дані, які містить наш .csv файл (high, low, open, close, volume), тобто в кожен момент часу звертати увагу на всю доступну інформацію;
- оптимізувати гіперпараметри - розмір вікна, кількість нейронів в прихованих шарах, крок навчання. Даний етап є досить важким для виконання оскільки всі зазначенні параметри обираються емпіричним шляхом;
- ще одним із можливих варіантів є використання для вирішення поставленої задачі інших функцій втрат.

Висновки до Розділу 3.

В даному розділі було проведено проектування та програмна реалізація нейронної мережі для прогнозування руху цін Bitcoin на ринку криптовалют. В якості нейронної мережі було обрана нейромережа довгої короткочасної пам'яті, оскільки вона здатна вирішувати проблему контекстної пам'яті, що є обов'язковою умовою для прогнозування фінансового часового ряду, оскільки цілком реальним є залежність ціни на поточний день та декілька днів, тижнів чи місяців тому. Провівши детальний опис роботи ДКЧП, спроектувавши та провівши прогнозування на тестовому наборі даних отримали прогноз динаміки зміни цін на Bitcoin зі значення середньоквадратичного відхилення в 0,0016.

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ

При написанні випускної кваліфікаційної роботи були проаналізовані теоретичні аспекти функціонування ринку криптовалюти, та було визначено, що нарощування обсягів видобутку та використання криптовалюти як засобу обігу, платежу та інвестування відбувається швидкими темпами у світі та Україні зокрема. Криптовалюта має важливе значення для майбутнього цифрових фінансів, привносячи легітимність в цифровий фінансовий ринок і роблячи його більш привабливим для нових підприємств, усталених банків і інвесторів у всьому світі для більш легкого ведення бізнесу в цій екосистемі.

Bitcoin - це перший приклад того, що ми сьогодні називаємо криптовалютою, зростаючим класом активів, який поділяє деякі характеристики традиційних валют, з верифікацією на основі криптографії. Bitcoin - це цілком децентралізована система цифрової криптовалюти та платежів, що заснована на однорангових транзакціях, завдяки технології блокчейн, без бюрократичного нагляду. Серед інших переваг можна зазначити обмежену пропозицію, що відкидає можливість спекулювання курсом валюти, анонімність, високу швидкість транзакцій.

Нейронна мережа представляє собою математичний інструмент, що дозволяє моделювати різного роду залежності, прикладами можуть бути як лінійні моделі, так і нелінійні. Здатність нейронної мережі узагальнювати і знаходити приховані залежності між вхідними даними приводить до можливостей нейронної мережі для прогнозування. Провівши навчання нейронної мережі, вона здатна передбачити майбутні значення існуючих у поточному моменті часу факторів спираючись на їх попередні значення.

Для прогнозування майбутніх значень необхідно підготувати дані для навчання та тестування нейронної мережі, обрати необхідну архітектуру нейронної мережі відштовхуючись від специфіки ряду, на основі якого будуть

проведені дослідження, також необхідним є підбір основних характеристик та параметрів для навчання нейронної мережі.

Для прогнозування фінансового часового ряду основною вимогою до архітектури нейронної мережі було її здатність розпізнавати довгострокові залежності, для можливого знаходження залежностей між поточним станом ціни на Bitcoin та попередніми періодами. Саме тому для реалізації прогностичної моделі було обрано нейронну мережу довгої короткочасної пам'яті.

В результаті проведеного моделювання було проведено навчання нейронної мережі та оцінено його якість шляхом проведення прогнозу на тестовій вибірці часового ряду. В результаті модель відпрацювала з похибкою середньоквадратичного відхилення в 0,0016. Даний результат є непоганим, однак можна виділити ряд заходів, який здатен покращити результати моделі. Серед рекомендацій можна виділити: навчання нейронної мережі на високочастотних даних, спробу проведення такого ж аналізу з інструментом згорткових нейронних мереж, спробу використати іншу функцію втрат, оптимізувати гіперпараметри, провести навчання з використанням більшої кількості даних, не лише ціни закриття.

Одержані результати дослідження дають підстави вважати, що завдання реалізовані, мета досягнута, а саме:

1. проведено аналіз сучасного світового ринку криптовалют та визначити географічні особливості ринку;
2. визначено місце криптовалюти Bitcoin у структурі ринку та проаналізувати вплив факторів на динаміку зміни його ціни;
3. проведено аналіз методів нейромережевого прогнозування для фінансових часових рядів;
4. розроблена нейромережева модель прогнозування динаміки зміни цін на Bitcoin;
5. виконана програмна реалізація на основі розробленої моделі;
6. проаналізовані отриманні результати та розроблено список рекомендацій щодо покращення моделі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Лук'янов В.С. Зародження ринку криптовалюти в інформаційно-мережевій парадигмі. Актуальні проблеми економіки. - 2014. - № 8. - С. 436-441.
2. Желюк Т.Л. Використання криптовалюти на ринку платежів: нові можливості для національних економік. Вісник Тернопільського національного економічного університету. – 2016. - №3. – С. 50-60.
3. Квітка А.В. Криптовалюта: сутність і тенденції розвитку в сучасних умовах. Економічна теорія та право. – 2015. - №1. – С.111 -119.
4. Гусєва І.І. Тенденції розвитку криптовалют на ринку України. Науковий вісник Міжнародного гуманітарного університету. – 2017. – С. 48-50.
5. Васильчак С.В. Використання криптовалют в сучасних економічних системах України. Науковий вісник Львівського національного університету ветеринарної медицини та біотехнологій імені С.З. Гжицького. – 2017. - №76. – С. 19-25.
6. Галушка Є.О., Пакон О.Д. Сутність криптовалюти та перспективи її розвитку. Молодий спеціаліст.2017. - №4 (44). – С. 634-638.
7. CoinMarketCap [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://coinmarketcap.com/>
8. FinanceMonthly [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://www.finance-monthly.com/2019/07/what-are-the-key-factors-influencing-the-price-of-bitcoin/>
9. BitcoinMagazine [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://bitcoinmagazine.com/articles/cryptocurrency-regulation-2018-where-world-stands-right-now>
10. UnBlock [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://unblock.net/us-cryptocurrency-regulation/>
11. Forbes [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://www.forbes.com/sites/rosemariyfanelli/2018/05/29/four-things-to-watch-for-in-cryptocurrency-regulation/#10936ec37012>
12. VisualCapitalist [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://www.visualcapitalist.com/mapped-cryptocurrency-regulations-around-the-world/>
13. Національний банк України [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://bank.gov.ua/news/all/spilna-zayava-finansovih-regulyatoriv-schodo-statusu-kriptovalyut-v-ukrayini>
14. Уніан [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://www.unian.ua/economics/finance/10701609-v-ukrajini-zbirayutsya-legalizuvati-kriptovalyutu.html>
15. Money [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://money.cnn.com/infographic/technology/what-is-bitcoin/index.html>

16. Blockchain Info [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://blockchain.info/>
17. CoinDesk [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.coindesk.com/learn/bitcoin-101/what-is-bitcoin>
18. Medium [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://medium.com/swlh/top-5-factors-influencing-bitcoin-price-441cd9479bba>
19. CoinReport [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://coinreport.net/coin-101/advantages-and-disadvantages-of-bitcoin/>
20. TalkBusiness [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.talk-business.co.uk/2018/06/18/5-major-factors-affecting-bitcoin-price/>
21. Wikipedia [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://uk.wikipedia.org/wiki/Нейрон>
22. Wikipedia [Электронный ресурс]. – Режим доступа : https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучный_нейрон
23. Neuralnet [Электронный ресурс]. – Режим доступа : https://neuralnet.info/chapter/nn_fundamental
24. GreatLearning [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.greatlearning.in/blog/types-of-neural-networks/>
25. TowardsDataScience [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://towardsdatascience.com/the-mostly-complete-chart-of-neural-networks-explained-3fb6f2367464>
26. DugitalVidya [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.digitalvidya.com/blog/types-of-neural-networks/>
27. AltumIntelligence [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.altumintelligence.com/articles/a/Time-Series-Prediction-Using-LSTM-Deep-Neural-Networks>
28. Medium [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://medium.com/nuances-of-programming/>
29. Colah [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://colah.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
30. Yahoo!Finance [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://finance.yahoo.com/quote/BTC-USD/history>