ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Нейромережеві алгоритми прогнозування динаміки ринку криптовалют»

на здобуття освітнього ступеня бакалавра
зі спеціальності 123 Комп'ютерної інженерії
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Комп'ютерна інженерія
(назва)

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ *Яна ЖИГУЛА*
(підпис) *Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача*

Виконав: здобувач вищої освіти гр. КІД-41
Яна ЖИГУЛА
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: Ігор БУЧЕНКО
науковий ступінь, вчене звання Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Рецензент:
науковий ступінь, вчене звання Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Київ 2025

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій

Кафедра 123 Комп'ютерної інженерії

Ступінь вищої освіти бакалавр

Спеціальність 123 Комп'ютерної інженерії

Освітньо-професійна програма Комп'ютерна інженерія

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедрою Наталія ЛАЩЕВСЬКА
_____Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
«_____» _____ 2025р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Жигула Яна Володимирівна
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Нейромережеві алгоритми прогнозування динаміки ринку криптовалют
керівник кваліфікаційної роботи Ігор БУЧЕНКО,
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «24» лютого 2025р. № 56
2. Строк подання кваліфікаційної роботи «5» червня 2025р.
3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література; історичні дані криптовалют (Bitcoin, Ethereum), методи прогнозування фінансових часових рядів, архітектура LSTM, інструменти Python, Keras, Pandas, платформи: CoinMarketCap, Binance API
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)
1. Теоретичні основи функціонування криптовалют та аналіз ринку цифрових активів
2. Методи машинного навчання та нейромережі у фінансовому прогнозуванні
3. Побудова моделі LSTM для прогнозування курсу криптовалюти
4. Аналіз результатів прогнозування та оцінка точності моделі
5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*
6. Дата видачі завдання «24» лютого 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Збір даних	25.02-24.03.2025	Виконано
2	Обробка матеріалу	25.03-05.04.2025	Виконано
3	Розробка теоретичної частини	06.04-10.04.2025	Виконано
4	Розробка моделі нейромережі	11.04-06.05.2025	Виконано
5	Висновки за результатами аналізу	07.05-17.05.2025	Виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	18.05-21.05.2025	Виконано
7	Розробка презентації	22.05-25.05.2025	Виконано
8	Передзахист	27.05-29.05.2025	Виконано
9	Здача в деканат	02.06-05.06.2025	Виконано

Здобувач вищої освіти _____ Яна ЖИГУЛА
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Ігор БУЧЕНКО
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня бакалавра: 52 стор., 17 рис., 5 табл., 34 джерела.

Мета роботи – Дослідити нейромережеві алгоритми прогнозування динаміки ринку криптовалют та провести їх порівняльний аналіз на основі обраних метрик.

Об'єкт дослідження – Динаміка цін криптовалютних активів у вигляді часових рядів.

Предмет дослідження – Нейромережеві моделі, що застосовуються для прогнозування поведінки криптовалютного ринку.

Короткий зміст роботи: У кваліфікаційній роботі розглянуто сучасний стан ринку криптовалют та специфіку його прогнозування. Проведено аналіз класичних статистичних методів прогнозування, а також визначено їх обмеження у контексті високої волатильності криптоактивів. Основна увага приділена нейромережевим підходам, що дозволяють виявляти приховані закономірності та моделювати нелінійні залежності у фінансових часових рядах.

Проаналізовано архітектури штучних нейронних мереж, зокрема MLP, LSTM, GRU, CNN і Transformer, та їх здатність адаптуватися до ринкових змін. Проведено експериментальне порівняння моделей за метриками MAE, RMSE і MAPE на прикладі історичних даних курсу Bitcoin. Також розглянуто сучасні дослідження, перспективи застосування ШІ у криптоаналітиці, зокрема використання трансформерів, гібридних моделей, підкріплювального навчання та аналізу настроїв із соціальних мереж.

Результати підтверджують доцільність використання нейромереж у фінансовому прогнозуванні, зокрема для динамічних і нестабільних середовищ, таких як ринок криптовалют.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: КРИПТОВАЛЮТА, ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, LSTM, GRU, ПРОГНОЗУВАННЯ, ЧАСОВІ РЯДИ, MAE, RMSE, MAPE, BITCOIN, МАШИННЕ НАВЧАННЯ.

ЗМІСТ

ВСТУП 8
1. АНАЛІЗ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ФІНАНСОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ 10
1.1 ІСТОРІЯ ТА СУЧАСНИЙ СТАН РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ 10
1.2 КЛАСИЧНІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ 13
1.3 ЧИННИКИ ФОРМУВАННЯ ЦІНИ ТА ОСОБЛИВОСТІ ВОЛАТИВНОСТІ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ 18
1.4 ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ У ПРОГНОЗУВАННІ 21
2. НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ АЛГОРИТМИ В АНАЛІЗІ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ 25
2.1 ТЕОРИТИЧНІ ОСНОВИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ 25
2.2 АРХІТЕКТУРИ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ 28
2.3 ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ У ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ 31
2.3.1 Розробка Та Навчання Lstm-Моделі Прогнозування Курсу Btc З Апаратною Реалізацією На Jetson Nano 32
2.3.2 Аналітичний Висновок 42
2.4 ОБМЕЖЕННЯ ТА ВИКЛИКИ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ У ПРОГНОЗУВАННЯ 43
3. АНАЛІЗ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КРИПТОВАЛЮТ 47
3.1 МЕТРИКИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ 47
3.2 ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ РІЗНИХ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ПІДХОДІВ 52
3.3 СУЧАСНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ФІНАНСОВОМУ ПРОГНОЗУВАННІ 54
ВИСНОВКИ 58
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 60
ДОДАТОК А. ГРАФІК РЕАЛЬНИХ ЗНАЧЕНЬ ТА ПРОГНОЗІВ МОДЕЛІ LSTM НА ЦІНУ BITCOIN 63
ДОДАТОК Б. ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація) 64

ВСТУП

Упродовж останнього десятиліття криптовалюти перетворилися на важливий елемент глобальної фінансової системи. Їх популярність зумовлена децентралізованою природою, високою ліквідністю та потенціалом для отримання значних прибутків. Водночас ринок цифрових активів вирізняється надзвичайно високою волатильністю, що ускладнює процес ухвалення інвестиційних рішень і підвищує фінансові ризики. В таких умовах важливого значення набуває побудова ефективних моделей прогнозування динаміки цін на криптовалюти.

Традиційні методи аналізу, зокрема статистичні моделі та інструменти технічного аналізу, демонструють обмежену ефективність у межах криптовалютного ринку. Причина цього полягає у складній, нелінійній та нестійкій природі ринкових процесів. Відтак виникає необхідність застосування сучасних інтелектуальних підходів, здатних виявляти приховані закономірності та адаптуватися до змін середовища.

Одним із найбільш перспективних напрямів є використання нейромереж – моделей, що належать до класу машинного навчання. Завдяки здатності моделювати складні залежності між великою кількістю параметрів, нейромережі дозволяють ефективно працювати з часовими рядами, зокрема в задачах прогнозування фінансових показників. Саме тому вони дедалі ширше застосовуються у практиці фінансової аналітики та трейдингу.

Зростання обсягів торгівлі цифровими активами, підвищення інтересу з боку інституційних і приватних інвесторів, а також постійна нестабільність ринку зумовлюють потребу у створенні точних, гнучких та адаптивних моделей прогнозування. Використання нейромереж у цьому контексті дозволяє суттєво підвищити точність прогнозів, знизити ризики й сприяти прийняттю обґрунтованих рішень у сфері інвестування.

З огляду на часте змішування суміжних понять, у межах цієї роботи доцільно окреслити їх взаємозв’язок. Штучний інтелект (ШІ) – це міждисциплінарна галузь комп’ютерної науки, яка охоплює всі підходи до

моделювання розумної поведінки машин. Машинне навчання (ML) є підгалуззю ШІ, що спеціалізується на створенні алгоритмів, які здатні навчатися з даних без прямого програмування. У свою чергу, нейромережі – це специфічний тип моделей у межах машинного навчання, натхнений біологічною будовою мозку, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги інформації й виявляти приховані закономірності.

У межах цієї роботи терміни «нейромережі» та «нейронні мережі» вживаються як синоніми. Обидва позначають один і той самий клас моделей – штучні нейронні структури, що здатні навчатися та робити прогнози на основі даних. Вибір форми «нейромережі» зумовлений її вживанням у назві роботи та спрощеним варіантом, поширеним в україномовній технічній літературі.

Таким чином, нейромережі розглядаються як інструмент машинного навчання, яке, у свою чергу, входить до складу ширшої галузі штучного інтелекту. У цій роботі основна увага приділяється саме нейромережам, зокрема їх застосуванню у прогнозуванні фінансових часових рядів на прикладі криптовалютного ринку.

Актуальність теми полягає в необхідності створення дієвих і надійних інструментів прогнозування для високоволатильного середовища цифрових активів. Це особливо важливо для підвищення ефективності аналітичної діяльності та зниження ризиків у сфері криптовалютних інвестицій.

1 АНАЛІЗ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ФІНАНСОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

1.1 Історія та сучасний стан ринку криптовалют

Ідея створення цифрових грошей, які можуть функціонувати без участі централізованих фінансових установ, виникла ще в 1980-х роках. У 1995 році американський криптограф Девід Чаум розробив DigiCash – першу спробу впровадити електронні платежі, це були анонімні криптографічні електронні гроші. Ця система забезпечувала певний рівень конфіденційності, дозволяючи користувачам знімати гроші з банку і використовувати приватні зашифровані ключі для здійснення платежів.

У 1998 році Нік Сабо представив концепцію Bit Gold, яку часто називають попередником Bitcoin. Вона передбачала використання обчислювальних потужностей для вирішення криптографічних завдань, а натомість користувачі отримували цифрові токени. Однак Сабо не зміг вирішити проблему подвійних витрат (можливість копіювання цифрових даних) без використання центрального органу.

Революція цифрових валют розпочалася 31 жовтня 2008 року, коли таємнича особа або група осіб під псевдонімом Сатоші Накамото запустила проєкт «Біткоїн: пірингова електронна грошова система» [5]. Він запропонував вирішення проблеми подвійних витрат за допомогою блокчейну - децентралізованого ланцюжка, який гарантує прозорість і безпеку транзакцій.

3 січня 2009 року Накамото створив перший блок біткоїна, названий Genesis Block, в якому він залишив приховане посилання на заголовок газети The Times: «The Times, 3 січня 2009 р. Канцлер стоїть на порозі другої програми порятунку банків». Це могло бути посиланням на економічну кризу 2008 року як мотивацію для створення нової фінансової системи.

Першою зафіксованою транзакцією в мережі Bitcoin був переказ 10 BTC

від Накамото до Хела Фінні 12 січня 2009 року. На початку свого існування біткоїн мав невелику цінність, і перше зафіксоване використання криптовалюти для купівлі товарів відбулося 22 травня 2010 року, коли програміст Ласло Ханєч купив дві піци за 10000 BTC - подія, яка була описана як «Bitcoin Pizza Day». Ця подія увійшла в історію [5, 12].

Через шість місяців після початку торгів (квітень 2010 року) один біткоїн коштував менше 14 центів. До листопада ціна зросла до 36 центів, а потім встановилася на позначці близько 29 центів. У лютому 2011 року ціна біткоїна досягла 1,06 долара, але потім впала приблизно до 87 центів. Тієї весни, зокрема завдяки статті журналу Forbes, присвяченій біткоїну як новому цифровому активу, його ціна зросла з 86 центів на початку квітня до 8,89 доларів на кінець травня. 1 червня, після того як Gawker повідомила про використання валюти в онлайн-спільноті наркоторгівців, ціна біткоїна за тиждень зросла більш ніж утричі до приблизно 27 доларів, а ринкова вартість біткоїна в обігу наблизилася до 130 мільйонів доларів. Однак до вересня 2011 року його вартість знову впала приблизно до 4,77 доларів.

Litecoin був запущений у жовтні 2011 року і став другою за величиною криптовалютою за ринковою капіталізацією. У 2012 році ціна на біткоїн неухильно зростала, і у вересні того ж року було створено фонд Bitcoin Foundation для сприяння розвитку та популяризації біткоїна. У 2013 році ціна біткоїна була нестабільною через федеральні, кримінальні, нормативні та програмні проблеми. 19 грудня ціна досягла максимуму в 755 доларів, потім впала до 378 доларів в той же день і знову піднялася до 1163 доларів 30 грудня. Це був початок тривалого падіння, яке закінчилося в січні 2015 року, коли біткоїн впав до 152 доларів [13, 22].

Криптовалюта приваблива для злочинців своєю анонімністю та відсутністю централізованого контролю. У січні 2014 року найбільша на той час біткоїн-біржа Mt.Gox збанкрутувала і втратила 850 000 біткоїнів. Ймовірно, біткоїни викрадали поступово, починаючи з 2011 року, і перепродавали на різних біржах за готівку, включаючи Mt.Gox, поки одного дня біржа не виявила, що її гаманці порожні.

У 2019 році сім основних криптовалютних бірж були зламані. Проте біржі почали створювати великі резерви на випадок дефолту. Одним із них є Binance User Asset Safety Fund, який є фондом екстреного страхування. Замість того, щоб зберігати криптовалюту на біржах, торговцям криптовалютою рекомендується використовувати апаратні або програмні гаманці для зберігання своїх криптовалют. Цих гаманців не існувало на початку історії криптовалют.

Ціна біткоїна стабільно зростала з року в рік: з 434 доларів США в січні 2016 року до 998 доларів США в січні 2017 року. У червні 2017 року було схвалено оновлення програмного забезпечення біткоїн для підтримки Lightning Network і покращення масштабованості. Через тиждень після серпневого оновлення біткоїн торгувався на рівні близько 4000 доларів.

У 2021 році біткоїн досяг 69 тис. доларів, але у 2022 році впав нижче 16 тис. доларів через обвал ринку криптовалют. У 2023-2024 роках ринок криптовалют почав відновлюватися, що призвело до нових рекордів для Bitcoin. У 2025 році біткоїн досяг нового максимуму в 110000 доларів США, найвищого рівня за всю історію (рис.1.1).



Рисунок 1.1 – Графік історичної ціни BTC/USD [12]

1.2 Класичні методи прогнозування фінансових ринків

Прогнозування фінансових ринків є складним і багатогранним завданням, що охоплює широкий спектр підходів, інструментів та методологій. Його основною метою є передбачення майбутньої поведінки цін фінансових активів, таких як акції, облігації, індекси чи криптовалюти, на основі історичних даних, ринкових сигналів та макроекономічної інформації. До появи потужних алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж аналіз і прогнозування фінансової динаміки базувалися переважно на класичних підходах, які залишаються актуальними й досі, слугуючи важливою основою для розуміння ринку та подальших досліджень.

Класичні методи прогнозування ґрунтуються на статистичних закономірностях, економічних теоріях і логічних припущеннях. Вони дають змогу будувати інтерпретовані моделі, що мають високу прозорість, проте часто обмежені у здатності моделювати складні, нелінійні та динамічні процеси, які характерні для сучасних фінансових ринків, зокрема ринку криптовалют. Незважаючи на ці обмеження, класичні методи продовжують відігравати важливу роль як у фундаментальному аналізі, так і в основі багатьох сучасних гібридних систем [15, 25].

Серед основних класичних методів прогнозування фінансових (у тому числі криптовалютних) ринків можна виокремити такі:

1. фундаментальний аналіз. Цей підхід фокусується на виявленні внутрішньої (справедливої) вартості активу на основі фундаментальних макроекономічних і мікроекономічних факторів. У традиційних фінансових ринках до таких факторів належать темпи економічного зростання, рівень інфляції, безробіття, монетарна політика центральних банків, корпоративна звітність тощо.

У контексті криптовалют фундаментальний аналіз має свої особливості. Оскільки криптовалюти не мають звичної фінансової звітності, як це притаманно акціям компаній, аналітики враховують інші чинники, серед яких:

– хешрейт (потужність мережі) — вказує на рівень безпеки блокчейну;

– активність розробників — оновлення програмного забезпечення, участь у спільноті;

– рівень адаптації — кількість користувачів і транзакцій;

– обсяг торгівлі на біржах, кількість активних гаманців тощо.

Фундаментальний аналіз є переважно якісним і потребує експертної інтерпретації, що обмежує його застосування в автоматизованому прогнозуванні. Проте, він залишається важливим інструментом для довгострокового інвестування та формування загального уявлення про стан ринку [15];

2. технічний аналіз (TA). На відміну від фундаментального підходу, технічний аналіз базується виключно на історичних ринкових даних — цінах, обсягах торгів, графічних патернах тощо. Основне припущення полягає в тому, що ринок враховує всю наявну інформацію, а ціни формуються під впливом повторюваних поведінкових закономірностей.

У рамках технічного аналізу використовуються такі інструменти:

- ковзні середні (Moving Averages) — для виявлення напрямку тренду;
- RSI (Relative Strength Index) — індикатор перекупленості або перепроданості;
- MACD (Moving Average Convergence Divergence) — оцінка сили тренду;
- смуги Болліджера (Bollinger Bands) — визначення волатильності;
- свічкові патерни, графіки підтримки та опору.

Технічний аналіз широко застосовується як у ручній торгівлі, так і в автоматизованих алгоритмічних стратегіях. Незважаючи на критику через суб’єктивність та обмежену наукову верифікацію, він залишається надзвичайно популярним серед трейдерів, особливо на високоволатильних ринках, таких як криптовалюти [25];

3. класичні статистичні моделі. Однією з найважливіших категорій методів прогнозування є моделі часових рядів, які аналізують залежності між послідовними спостереженнями у часі. Вони дозволяють виявити тренди, сезонність, автокореляцію та випадкові коливання. Найбільш відомими та

широко використовуваними класичними моделями є:

– AR (Autoregressive Model – авторегресійна модель). У моделі AR поточне значення змінної описується як лінійна комбінація її попередніх значень. Модель позначається як AR(p), де p — кількість часових лагів. Наприклад, у моделі AR(1) (1.1):

$$Y_t = c + \varphi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (1.1)$$

де c — константа, φ_1 — коефіцієнт лагу, ε_t — білий шум.

AR-моделі добре працюють з процесами, у яких спостерігається автокореляція.

– MA (Moving Average Model — модель ковзного середнього). MA-модель описує значення ряду як функцію поточних і попередніх випадкових похибок. Модель MA(q) має вигляд (1.2):

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (1.2)$$

де μ — середнє значення, ε_t — випадкова похибка, θ_1 — вагові коефіцієнти.

MA-моделі корисні для згладжування випадкових флуктуацій.

– ARMA (Autoregressive Moving Average). ARMA(p, q) поєднує переваги AR і MA. Вона підходить для стаціонарних часових рядів і має загальний вигляд (1.3):

$$Y_t = c + \varphi_1 Y_{t-1} + \cdots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1.3)$$

ARMA добре моделює лінійні процеси, де є як автокореляція, так і випадкові коливання.

– ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). ARIMA(p, d, q) розширює ARMA, дозволяючи працювати з нестійкими (нестатистично стаціонарними) часовими рядами, що мають тренд або сезонність (рис.1.2).

Параметр *d* означає ступінь диференціювання для досягнення стаціонарності.

Після *d*-кратного диференціювання досягається серія, на яку застосовується ARMA-модель. Наприклад, якщо *d = 1*, то прогноз базується на прирості значення, а не на абсолютному рівні.

ARIMA широко використовується у фінансовій аналітиці, хоча вимагає ретельного тестування на стаціонарність (наприклад, за допомогою тесту Дікі-Фуллера).

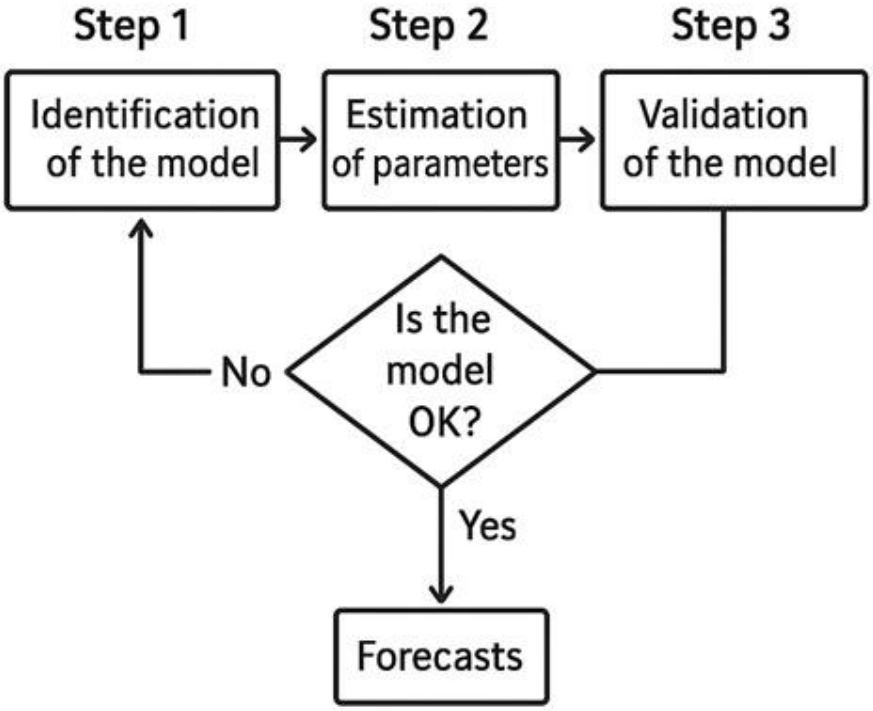


Рисунок 1.2 – Класичний статистичний метод прогнозування ARIMA

– GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). GARCH – це клас моделей, який описує часову змінність дисперсії (волатильності). Це особливо важливо для фінансових ринків, де коливання змінної не мають сталої дисперсії. GARCH(*p, q*) моделює дисперсію похибок ε_t як функцію попередніх похибок та дисперсій (1.4):

$$\sigma_t{}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}{}^2 + \cdots + \beta_1 \sigma_{t-1}{}^2 + \cdots, \qquad (1.4)$$

Модель дозволяє враховувати ефекти кластеризації волатильності, коли періоди високих коливань змінюються періодами стабільності.

– VAR (Vector Autoregression – векторна авторегресія). VAR – це мультиваріантне розширення AR-моделі, у якому декілька змінних моделюються одночасно, кожна з яких залежить від власних лагів і лагів інших змінних у системі.

VAR-моделі застосовуються у макроекономіці, фінансах, крипторинку – для вивчення взаємозв'язку між різними фінансовими показниками (наприклад, курс BTC, ETH, обсяг торгів, індекси настроїв тощо).Ці методи вимагають дотримання певних статистичних умов, таких як стаціонарність ряду, що може бути проблематичним для нестабільних ринків [13, 27].

4. Експоненціальне згладжування. Методи експоненціального згладжування дають змогу фокусувати увагу на більш актуальних даних, що особливо корисно в короткостроковому прогнозуванні. Найвідоміші варіанти:

- одинарне згладжування — застосовується до даних без тренду;
- подвійне згладжування (метод Холта) — враховує тренд;
- потрійне згладжування (метод Холта-Вінтерса) — враховує як тренд, так і сезонність.

Ці методи є зручними для обчислень та швидкими в реалізації, однак мають обмеження у точності при прогнозуванні різких коливань. Також формують базові підходи до аналізу та моделювання. Вони мають високу інтерпретованість, відносну простоту реалізації та достатню ефективність у стабільних умовах. Проте їх обмеження, зокрема вимога стаціонарності, складність моделювання нелінійностей, висока чутливість до шуму та нестача гнучкості, ускладнюють їх застосування для прогнозування високоволатильних активів, таких як криптовалюти [12, 27].

Саме тому останнім часом зростає практичне застосування інтелектуальних систем, зокрема штучних нейронних мереж, які здатні адаптуватися до мінливих умов ринку, виявляти приховані закономірності в даних і забезпечувати підвищену точність прогнозів.

1.3 Чинники формування ціни та особливості волативності криптовалютного ринку

Криптовалютний ринок є порівняно новим фінансовим середовищем, яке характеризується високою динамікою, нестабільністю та постійними технологічними інноваціями. На відміну від традиційних фінансових ринків, де ціни формуються під впливом більш стабільних економічних та політичних чинників, ціноутворення на ринку криптовалют визначається складною взаємодією багатьох унікальних факторів. Це створює як нові можливості для інвесторів і трейдерів, так і серйозні виклики для аналітиків, які займаються прогнозуванням ринку.

Чинники, що впливають на ціну криптовалют. Хоча загальний механізм формування ціни криптовалют — це класична взаємодія попиту і пропозиції, на практиці ці процеси зазнають сильного впливу з боку низки специфічних елементів:

– популярність та рівень впровадження технології. Чим більше людей користується криптовалютою, тим більшим стає попит на неї. Наприклад, стрімке зростання кількості користувачів Ethereum у 2020–2021 роках було обумовлене розвитком сфери децентралізованих фінансів (DeFi) і невзаємозамінних токенів (NFT), що призвело до зростання вартості токена ETH [24];

– регуляторна політика держав. Новини про наміри урядів легалізувати чи заборонити криптовалюти часто мають миттєвий ефект на ринкову вартість. Наприклад, заява Китаю у 2021 році про заборону майнінгу спричинила падіння ціни біткоїна майже на 30% за кілька днів [2];

– технологічні оновлення та зміни в мережевій інфраструктурі. Форки (розгалуження мереж), вдосконалення протоколів (наприклад, перехід Ethereum на Proof-of-Stake у 2022 році [3]), впровадження механізмів масштабування (таких як Lightning Network для Bitcoin) — усе це прямо впливає на довіру інвесторів і, відповідно, на ціну;

– інформаційний фон та вплив соціальних медіа. Комунікації в соціальних мережах мають значний вплив на настрої інвесторів. Так, твіти Ілона Маска про Dogecoin неодноразово викликали сплески його ціни на десятки відсотків, навіть за відсутності будь-яких фундаментальних змін у проєкті;

– інституційне прийняття. Залучення великих фінансових гравців (наприклад, інвестиційних фондів типу Grayscale або компаній на кшталт Tesla) до купівлі криптовалют підвищує довіру до ринку в цілому. Це також може сигналізувати про зміну парадигми — від спекулятивного інтересу до стратегічного інвестування;

– політика емісії криптовалют. Обмежена кількість монет (наприклад, максимум 21 мільйон біткоїнів) спричиняє ефект дефіциту, що в умовах зростаючого попиту потенційно підтримує довгострокове зростання ціни.

Особливості волатильності криптовалют. Однією з головних рис криптовалютного ринку є його висока волатильність, тобто здатність до стрімких та непередбачуваних змін вартості. Ця нестабільність має як позитивні, так і негативні наслідки. З одного боку, вона відкриває можливості для високих прибутків. З іншого – створює ризики значних втрат, що ускладнює прогнозування та інвестиційне планування [16]. Прикладом порівняння змін курсової волатильності Bitcoin, Ethereum та долара США у період з квітня до початку травня 2025 року є рисунок 1.3. Графік наочно демонструє підвищену мінливість криптовалют порівняно з традиційною національною валютою.

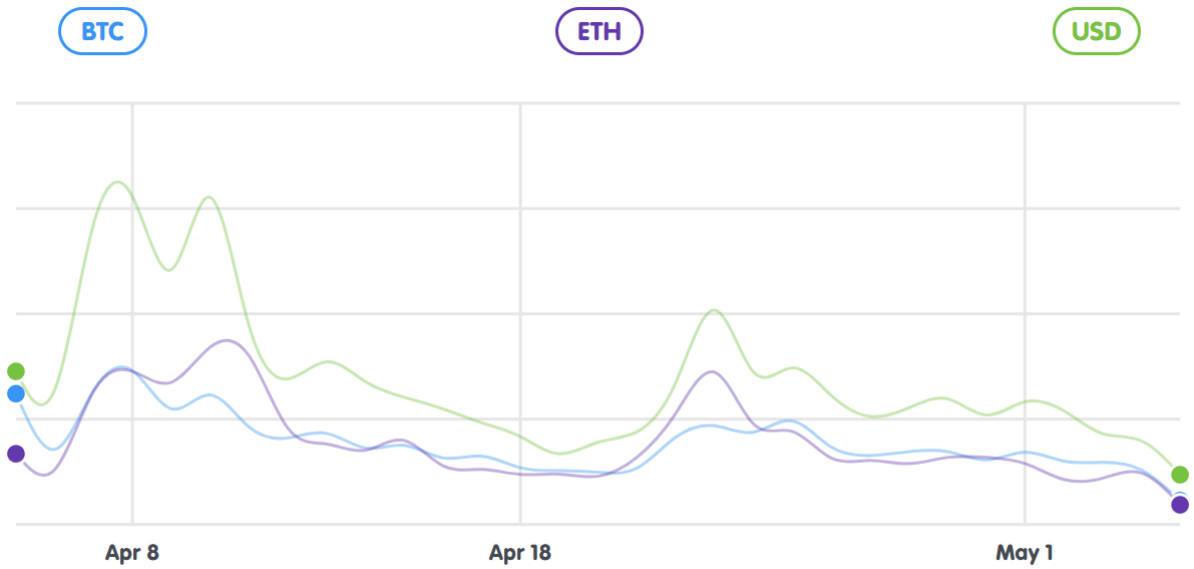


Рисунок 1.3 – Порівняння змін курсової волатильності Bitcoin, Ethereum та долара США [13]

Основні причини високої волатильності включають:

– низьку ліквідність. Порівняно з фондовими чи валютними ринками, ринок криптовалют має значно менший обсяг щоденних торгів. Це означає, що навіть відносно невелика угода може суттєво змінити курс активу;

– спекулятивний характер торгівлі. Велика частка трейдерів у криптопросторі орієнтується на короткостроковий прибуток, використовуючи швидкі зміни цін. Така поведінка посилює нестабільність і провокує раптові обвали чи злети;

– відсутність централізованого регулювання. На відміну від традиційних ринків, де існують механізми контролю та стабілізації (центральні банки, державні регулятори), у криптосекторі такі інструменти практично відсутні. Це сприяє виникненню панічних розпродажів або ажіотажних купівель;

– висока залежність від новинного фону. Навіть непідтверджені чутки можуть спричинити різкі коливання курсу. Наприклад, інформація про злам біржі або про зникнення розробників токена може миттєво знецінити актив;

– доступність для широкої аудиторії. Відсутність бар'єрів для участі в торгах робить ринок відкритим для некваліфікованих інвесторів. Їхня імпульсивна поведінка часто спричиняє хаотичні рухи цін [13, 16].

Усі ці фактори формують середовище, яке суттєво ускладнює застосування класичних інструментів фінансового аналізу. Нестабільна природа ринку потребує більш гнучких та адаптивних підходів до прогнозування. У зв’язку з цим дедалі більшої популярності набувають методи штучного інтелекту, зокрема штучні нейронні мережі. Вони здатні виявляти складні нелінійні залежності у даних, працювати з великими обсягами інформації та швидко адаптуватися до змін ринкових умов, що є критично важливим для ефективного аналізу криптовалютного ринку.

1.4 Використання математичних моделей у прогнозуванні

Інформаційні потоки стрімко зростають, а фінансові ринки демонструють зростаючу складність і мінливість, що зумовлює необхідність застосування ефективних аналітичних інструментів. Математичне моделювання стає важливою складовою процесу прогнозування, дозволяючи формалізувати динаміку складних систем і передбачати їхню поведінку. Особливо значущим є використання таких моделей у контексті криптовалютного ринку — сегмента, що вирізняється підвищеною волатильністю, раптовими змінами тенденцій, чутливістю до зовнішніх інформаційних впливів та відсутністю централізованого регулятора.

Прогнозування динаміки цін криптовалют вимагає врахування великої кількості чинників, таких як технічні індикатори, історичні дані, обсяги торгів, глобальні новини тощо. Для цього застосовуються математичні моделі, які дозволяють формалізувати процеси, що відбуваються на ринку, та будувати обґрунтовані припущення щодо майбутньої поведінки активів. Іншими словами, математичні моделі перетворюють хаотичний потік числових даних на осмислену інформацію, яку можна використовувати для прийняття рішень.

Особливістю фінансових часових рядів, а саме — послідовностей значень ціни криптовалюти в часі, є їх складна структура: наявність трендів, сезонних

коливань, випадкових шумів, різких сплесків і спадів, що виникають унаслідок новин, ринкових очікувань або маніпуляцій великих гравців. Такі особливості потребують гнучких і точних методів аналізу, здатних адаптуватися до мінливих умов.

Залежно від підходу до опису динаміки процесів, математичні моделі поділяються на кілька основних типів. У таблиці 1.1 наведено класифікацію найпоширеніших моделей, що використовуються у фінансовій аналітиці, зокрема для прогнозування цінових коливань на ринку криптовалют.

Таблиця 1.1 – Класифікація математичних моделей для прогнозування фінансових ринків

Тип моделей	Опис	Приклади моделей
Детерміновані	Припускають, що майбутній стан системи визначений поточним станом без випадковості.	Експоненціальне згладжування, ковзні середні, регресійний аналіз
Стохастичні	Враховують випадкові зміни та непередбачувані фактори.	AR, MA, ARMA, ARIMA, GARCH, Markov Switching Models
Гібридні	Поєднують переваги декількох методів для підвищення точності прогнозів.	ARIMA+NN, GARCH+Fuzzy Logic
Нелінійні	Моделюють складні залежності між змінними у системі.	Logistic Regression, SVM, KNN

Розглянемо більш детально кожен з перелічених підходів, що мають широке застосування у фінансовому прогнозуванні [12].

1. Детерміновані моделі. Детерміновані моделі виходять із припущення, що майбутні значення можуть бути точно визначені на основі вже наявних даних. Такі моделі є одними з найпростіших у реалізації, адже вони не враховують випадковості та непередбачуваних збурень. Прикладами є моделі ковзних середніх, які дозволяють згладити часовий ряд та побачити загальні тенденції, і регресійні моделі, що будують лінійні залежності між змінними. Хоча ці методи часто використовуються в аналітиці, їх ефективність у

прогнозуванні на крипторинку обмежена через надмірну спрощеність і неврахування характерної для ринку волатильності.

2. Стохастичні моделі. У стохастичних моделях враховується ймовірнісний характер змін у фінансових системах. Такий підхід дозволяє більш точно описувати реальну поведінку активів. Класичними прикладами є AR (авторегресійні моделі), MA (моделі ковзного середнього), ARMA та ARIMA, які добре підходять для аналізу та короткострокового прогнозування стаціонарних або майже стаціонарних часових рядів. Моделі GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) дозволяють моделювати змінну волатильність, що робить їх незамінними в аналізі фінансових інструментів із нестабільними коливаннями. Markov Switching Models, у свою чергу, моделюють зміну режимів ринку, дозволяючи враховувати переходи між фазами росту, спаду та нестабільності.

3. Гібридні моделі. Сучасні дослідження показують, що комбінування кількох підходів часто забезпечує кращі результати, ніж використання лише одного методу. Гібридні моделі виникають як результат інтеграції класичних математичних методів із методами машинного навчання або нечіткої логіки. Наприклад, модель ARIMA може бути доповнена нейронною мережею (NN) для виявлення нелінійних закономірностей у залишках прогнозу. Інший приклад — поєднання GARCH із fuzzy-логікою, що дозволяє враховувати нечіткість і невизначеність ринкових сигналів. Такі моделі дозволяють досягти балансу між точністю, адаптивністю та інтерпретованістю результатів.

4. Нелінійні моделі. Враховуючи складну структуру фінансових даних, дедалі більшого значення набувають моделі, здатні відображати нелінійні залежності. До них належать логістична регресія, метод опорних векторів (SVM) та метод найближчих сусідів (k-Nearest Neighbors – KNN). Ці підходи дозволяють враховувати складні взаємозв’язки між вхідними змінними, які важко описати лінійними моделями. Особливо актуальними вони стають при вирішенні класифікаційних задач – наприклад, прогнозування напрямку зміни ціни (зростання чи спад) [26].

З погляду комп’ютерної інженерії, математичні моделі виступають основою для створення алгоритмів, які реалізуються у вигляді програмного забезпечення. Такі алгоритми здатні здійснювати обробку великих обсягів даних у режимі реального часу, автоматично адаптуючись до змін на ринку. Саме завдяки математичному моделюванню виникає можливість формалізації економічних процесів, що відкриває шлях до їх глибшого аналізу засобами чисельного моделювання, оптимізації та штучного інтелекту.

Втім, класичні підходи, незважаючи на свою точність та ефективність у низці задач, мають обмеження – зокрема, вони не завжди здатні враховувати вплив зовнішніх чинників, таких як новини, глобальні події, настрої інвесторів або поведінку великих гравців. Саме тому дедалі більшої популярності набувають підходи на основі штучних нейронних мереж. Вони дозволяють гнучко підходити до аналізу даних, виявляти складні нелінійні залежності, працювати з великою кількістю параметрів та забезпечують високу здатність до генералізації – тобто здатність робити точні прогнози навіть для нових, раніше не спостережуваних даних.

2 НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ АЛГОРИТМИ В АНАЛІЗІ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ

2.1 Теоретичні основи штучних нейронних мереж

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є однією з ключових технологій у сучасних системах штучного інтелекту, яка моделює принципи функціонування біологічного мозку з метою ефективного аналізу та обробки даних. Ідея ШНМ полягає у створенні математичних моделей, здатних навчатися на основі вхідних даних, виявляти приховані закономірності та здійснювати узагальнення, що особливо важливо у задачах прогнозування фінансових показників.

Основною складовою будь-якої нейронної мережі є штучний нейрон – елементарна обчислювальна одиниця, що моделює принцип дії біологічного нейрона. Штучний нейрон приймає на вхід один або декілька сигналів, які мають певні вагові коефіцієнти, підсумовує їх і перетворює результат за допомогою функції активації. У поєднанні з іншими нейронами ці елементи формують мережу, здатну до самоорганізації, навчання й узагальнення даних [6, 30].

Типова структура ШНМ включає три основні шари:

- вхідний шар, який відповідає за прийом інформації ззовні. Кожен нейрон цього шару пов’язаний із конкретною ознакою вхідного вектора;
- приховані шари — це основна обчислювальна складова мережі. Саме тут відбувається багаторівнева обробка даних, виявлення нелінійних залежностей і побудова узагальнених представлень;
- вихідний шар, який формує результат – прогноз, класифікацію чи іншу форму відповіді мережі на вхідні дані.

Схематичне зображення найпростішої ШНМ із одним прихованим шаром наведено на рисунку 2.1.

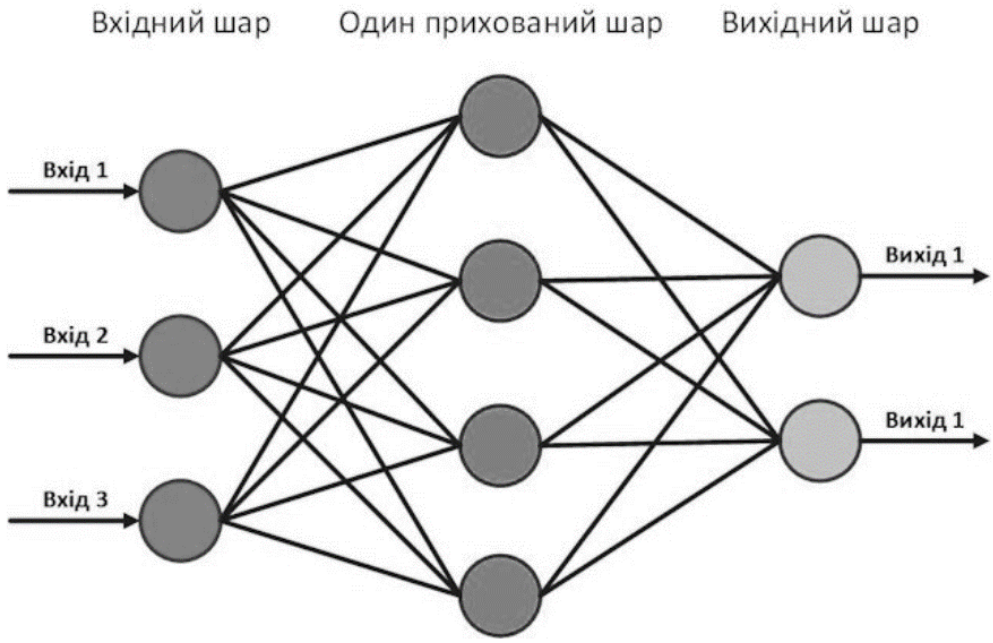


Рисунок 2.1 – Базова структура штучної нейронної мережі з одним прихованим шаром

У процесі навчання мережі значення вагових коефіцієнтів між нейронами коригуються відповідно до помилки між очікуваним і фактичним виходом. Це відбувається за допомогою методу зворотного поширення помилки (backpropagation), що ґрунтується на алгоритмі градієнтного спуску або його вдосконалених версіях (Adam, RMSProp тощо). Цей підхід дозволяє поступово зменшувати похибку моделі, покращуючи її здатність до прогнозування.

Важливою складовою будь-якої ШНМ є функція активації, яка забезпечує нелінійність моделі, дозволяючи їй вирішувати задачі, що не можуть бути подані лінійною залежністю. До найпоширеніших функцій належать:

- *sigmoid* – часто використовується у класифікаційних задачах;
- *tanh* – гіперболічний тангенс, що надає вихід у діапазоні від -1 до 1;
- *reLU* (Rectified Linear Unit) – проста та ефективна функція, яка прискорює навчання глибоких мереж;
- *leaky ReLU* – модифікований варіант ReLU, який частково передає негативні значення.

Залежно від поставленої задачі та характеру даних, застосовуються різні архітектури ШНМ. У контексті обробки часових рядів і фінансових даних, зокрема криптовалют, найбільш поширеними є такі типи нейронних мереж:

- багатошаровий персептрон (MLP) – класична модель прямого поширення сигналу, ефективна для задач регресії та класифікації, але має обмеження у роботі з послідовностями.;
- рекурентні нейронні мережі (RNN) – здатні враховувати часовий контекст завдяки зворотним зв’язкам, що робить їх придатними для аналізу фінансових часових рядів;
- LSTM (Long Short-Term Memory) – спеціальний тип RNN, розроблений для подолання проблеми зникнення градієнта й здатний запам’ятовувати інформацію на довгі інтервали часу;
- CNN (Convolutional Neural Networks) – згорткові мережі, що часто використовуються для обробки просторових або послідовних структур, зокрема для виявлення шаблонів у часових рядах;
- GNN (Graph Neural Networks) – графові нейронні мережі, застосовуються для моделювання взаємозв’язків між об’єктами, наприклад, у складних фінансових системах.

Штучні нейронні мережі відкривають нові можливості для побудови ефективних моделей прогнозування. Їх здатність адаптуватися до змін у даних, навчатися на великому обсязі інформації та виявляти приховані залежності робить їх особливо корисними у сферах із високим рівнем невизначеності, таких як криптовалютні ринки. Саме тому ШНМ поступово стають незамінним інструментом для створення інтелектуальних систем аналізу та прийняття рішень [10, 30].

2.2 Архітектури нейромереж для прогнозування фінансових показників

Нейронну мережу можна розглядати як орієнтований граф зі зваженими зв’язками, де штучні нейрони є вузлами. Залежно від архітектури нейронні мережі можна розділити на два типи:

– мережі прямого поширення (*Feedforward Neural Networks*) – граф без петель, де дані рухаються тільки вперед від вхідного до вихідного шару;

– рекурентні нейронні мережі (*Recurrent Neural Networks, RNN*) – мережі із зворотним зв'язком, де стан мережі залежить від попередніх входів.

У першій категорії нейронних мереж найбільш поширеним є сімейство мереж прямого поширення. Прикладом такої архітектури є багатошаровий персептрон, у якому нейрони організовані в шари, а зв’язки між ними є односпрямованими. На відміну від мереж прямого поширення, рекурентні нейронні мережі мають динамічну природу, оскільки завдяки зворотним зв'язкам змінюють вхідні дані, що призводить до зміни їхнього стану. Водночас статичні мережі характеризуються тим, що для заданого вхідного сигналу формують фіксований набір вихідних значень, який не залежить від попередніх станів мережі.

Вибір архітектури штучної нейронної мережі залежить від конкретного типу завдання. Для деяких класів завдань вже існують ефективні типові конфігурації. Якщо завдання не належить до жодної відомої категорії, розробник повинен самостійно створити нову архітектуру.

Передбачувана здатність нейронної мережі залежить від її здатності узагальнювати та виявляти приховані залежності між вхідною інформацією та очікуваним результатом. Після навчання така мережа може використовувати минулі значення або пов’язані фактори для прогнозування майбутніх значень часового ряду. Прогнозування стосується лише тих ситуацій, коли попередні зміни певною мірою впливають на подальший розвиток подій. Наприклад, прогнозування коливань цін на акції за останній тиждень може дати корисні результати, тоді як прогнозування результатів лотереї на основі архівних даних може бути неточним

через відсутність закономірностей.

На цьому тлі передбачити зміни фінансових показників, особливо вартості криптовалют, особливо складно. Це пов’язано з високою волатильністю фінансових ринків, великою кількістю шуму в даних і впливом різних зовнішніх факторів. Для розв’язання подібних завдань використовуються різноманітні архітектури штучних нейронних мереж, кожна з яких характеризується власними перевагами та обмеженнями. Вибір відповідної архітектури безпосередньо залежить від специфіки даних, мети прогнозування та вимог до точності результатів.

Серед найбільш поширених архітектур аналізу та прогнозування часових рядів є:

– LSTM – тип нейронної мережі, що ефективно працює з послідовними даними, забезпечуючи обробку довготривалих залежностей. Завдяки своїй структурі, ця модель добре підходить для аналізу інформації, де важлива історія змін.

LSTM-мережа використовує спеціальну комірку пам’яті, яка дозволяє моделі зберігати інформацію протягом тривалого часу. Основними елементами комірки є ворота забування (Forget Gate), ворота введення (Input Gate) та ворота виводу (Output Gate), які керують потоком інформації всередині комірки (рис. 2.2);

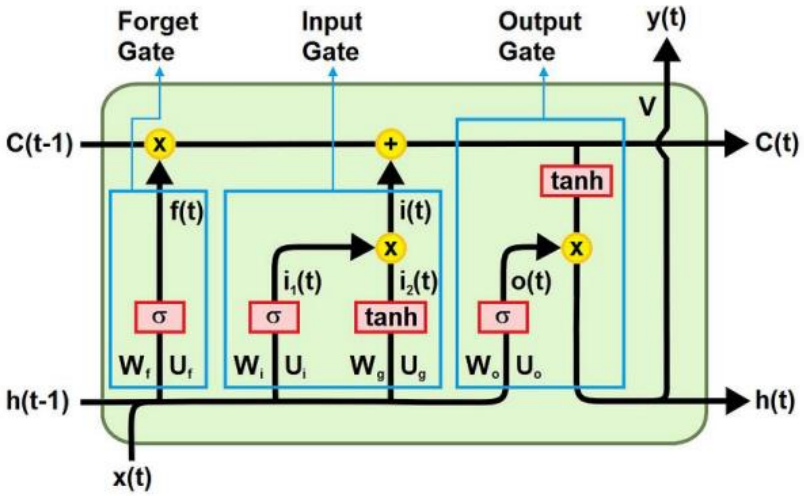


Рисунок 2.2 – Структура комірки LSTM-мережі

– GRU – оптимізована версія рекурентних мереж, що пропонує ефективність із меншою обчислювальною складністю. Часто використовується в задачах, де важливий баланс між швидкістю і точністю [1, 4].

GRU-мережа спрощує структуру порівняно з LSTM, об'єднуючи функції воріт у меншу кількість компонентів – ворота оновлення (Update Gate) та ворота скидання (Reset Gate), що забезпечує швидшу обробку даних і зменшує обчислювальні витрати (рис. 2.3);

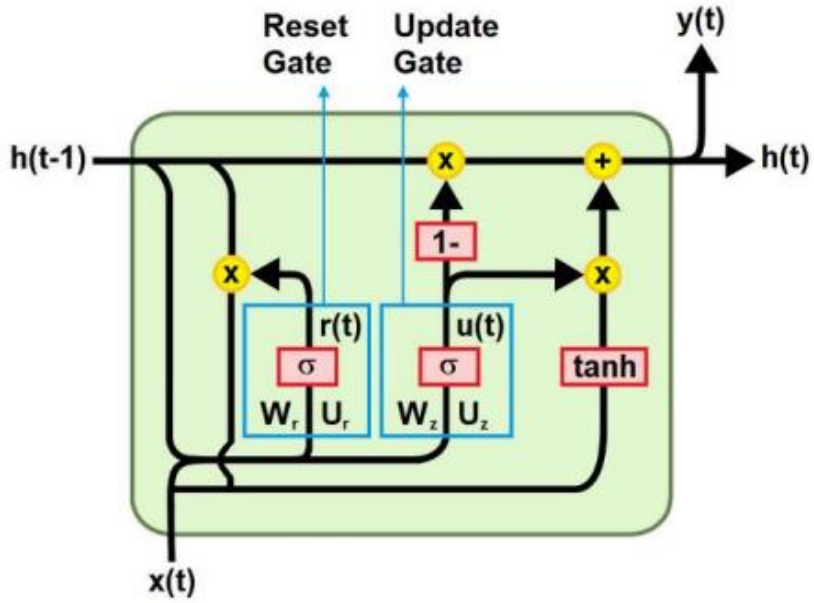


Рисунок 2.3 – Структура комірки GRU-мережі

– CNN – переважно застосовуються для аналізу візуальних даних, але можуть бути адаптовані для роботи з часовими рядами, визначаючи локальні особливості в інформації;

– трансформер-архітектури – сучасний підхід до обробки складних залежностей у великих масивах даних. Цей метод поступово знаходить нові застосування, зокрема у фінансовому прогнозуванні.

Вибір архітектури залежить від типу даних, обсягу навчальної вибірки, доступних обчислювальних ресурсів та вимог до точності прогнозу. Сучасні нейромережеві моделі відкривають нові можливості для фінансового аналізу, забезпечую чи глибше розуміння ринку криптовалют і його тенденцій.

2.3 Практичне застосування нейромереж у прогнозування часових рядів

Застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) у сфері прогнозування часових рядів є одним з найбільш перспективних напрямів сучасної аналітики, особливо в умовах високої динаміки та нестабільності фінансових ринків. Однією з ключових переваг ШНМ є їх здатність виявляти приховані закономірності та складні, нелінійні залежності, які традиційні статистичні методи можуть не враховувати або обробляти недостатньо ефективно.

Фінансові часові ряди, зокрема дані про ціни криптовалют, мають такі характерні особливості:

- висока волатильність, що призводить до різких змін вартості активу протягом короткого періоду часу;
- нестаціонарність, тобто зміна статистичних характеристик часового ряду з часом;
- сезонні та циклічні компоненти, які не завжди піддаються чіткому виділенню;
- вплив зовнішніх факторів, таких як новини, заяви інвесторів, політичні події, зміни регуляторного середовища тощо.

У такому контексті класичні моделі, зокрема ARIMA, SARIMA або методи ковзного середнього, демонструють обмежену ефективність через свою лінійність, припущення стаціонарності та чутливість до шумів у даних.

Натомість нейронні мережі, особливо їх рекурентні різновиди, надають можливість моделювання складної часової динаміки без необхідності ручного конструювання ознак. Однією з найефективніших архітектур для аналізу часових рядів вважається мережа довготривалої короткочасної пам’яті (LSTM — Long Short-Term Memory). Вона є удосконаленням класичних рекурентних мереж (RNN) і здатна зберігати контекст на тривалих часових інтервалах, що є критично важливим для фінансових застосувань [7, 10].

Основні переваги LSTM у контексті фінансового прогнозування:

– вміння зберігати довготривалу залежність у даних без втрати інформації через проблему затухаючого градієнта;

– механізми "забування" та "оновлення" інформації, які дозволяють адаптуватися до зміни ринкових умов;

– гнучкість у моделюванні як короткострокових, так і довгострокових тенденцій.

2.3.1 Розробка та навчання LSTM-моделі прогнозування курсу BTC з апаратною реалізацією на Jetson Nano

У рамках розробки програмного забезпечення для прогнозування динаміки криптовалют було обрано торгову пару BTC/USDT – одну з найпопулярніших на криптовалютному ринку. Вона демонструє співвідношення між курсом Bitcoin (BTC) та стабільною цифровою валютою USDT, що прив'язана до долара США.

Цей вибір зумовлений кількома причинами. По-перше, BTC/USDT – найпоширеніша пара серед трейдерів, з великою ліквідністю та значним обсягом торгів. По-друге, Bitcoin є найкапіталізованішою криптовалютою з добре розвиненою інфраструктурою, що робить його об'єктом широкого дослідження в трейдингу та прогнозуванні. Крім того, порівняно з альткоїнами, Bitcoin має відносно нижчу волатильність, що полегшує побудову моделей прогнозування.

Дані було отримано за допомогою бібліотеки binance-python, яка надає можливість інтеграції з біржею Binance через API-ключі. Вибірка (рис.2.4) містить 1827 щоденних записів про торги з періоду з 22.02.2020 по 22.02.2025. З них 1117 записів використано для навчання, а решта 710 – для тестування та валідації моделі. Кожен запис представляє дані за один торговий день [22].

	Date	Open	High	Low	Price	Vol.	Change %
0	2020-02-22	9683.45	9802.5	9500.33	9745.32	1023.45	0.523
1	2020-02-23	9745.32	9843.67	9620.25	9651.18	988.33	-0.967
2	2020-02-24	9651.18	9701.45	9450.18	9556.24	1204.11	-0.986
3	2020-02-25	9556.26	9648.12	9401.1	9402.11	899.12	-1.613
4	2020-02-26	9402.11	9550.34	9220.87	9288.0	1120.55	-1.214

Рисунок 2.4 – Приклад вибірки даних

На рисунку 2.5 представлений графік динаміки ціни Bitcoin, побудований на основі отриманого набору даних. При аналізі графіку видно вплив глобальних подій на ринок: падіння в 2020 році (початок пандемії COVID-19), обвал цін у першому кварталі 2022 року (початок повномасштабної війни), а також зростання в 2025 році внаслідок підвищеного інтересу до криптовалют.



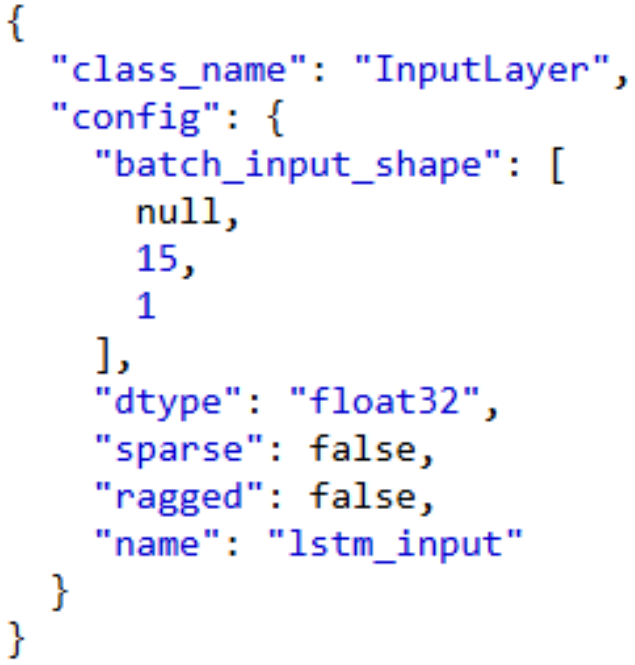
Рисунок 2.5 – Прогноз курсу Bitcoin за допомогою LSTM-моделі

Побудова та навчання нейронної мережі. Для створення прогнозної моделі було використано бібліотеку Keras, що забезпечує зручний інтерфейс для побудови нейронних мереж. Архітектура моделі визначається у форматі JSON та імпортується у Python-код як клас.

Модель реалізована за допомогою типу Sequential та складається з трьох основних шарів (рис. 2.6-2.8).

Перший шар – вхідний, налаштовує структуру вхідних даних (рис.2.6). Параметри включають:

- batch_input_shape=(None, 15, 1) – модель очікує послідовності з 15 кроків, по одному параметру на кожен;
- dtype='float32' – числові значення з плаваючою точкою;
- sparse=False, ragged=False – дані не є розрідженими чи нерегулярними.



```
{
  "class_name": "InputLayer",
  "config": {
    "batch_input_shape": [
      null,
      15,
      1
    ],
    "dtype": "float32",
    "sparse": false,
    "ragged": false,
    "name": "lstm_input"
  }
}
```


Рисунок 2.6 – Перший шар моделі

Другий шар – LSTM (Long Short-Term Memory) з 150 нейронами, основний для роботи з часовими рядами (рис.2.7). Параметри:

- activation='tanh', recurrent_activation='sigmoid';
- return_sequences=False, stateful=False, go_backwards=False;
- kernel_initializer='glorot_uniform', recurrent_initializer='orthogonal', bias_initializer='zeros'.

Цей шар здатний виявляти довготривалі залежності у даних і є ключовим у прогнозуванні.

```
{
  "class_name": "LSTM",
  "config": {
    "name": "lstm",
    "trainable": true,
    "dtype": "float32",
    "batch_input_shape": [
      null,
      15,
      1
    ],
    "return_sequences": false,
    "return_state": false,
    "go_backwards": false,
    "stateful": false,
    "unroll": false,
    "time_major": false,
    "units": 150,
    "activation": "tanh",
    "recurrent_activation": "sigmoid",
    "use_bias": true,
    "kernel_initializer": {
      "class_name": "GlorotUniform",
      "config": {
        "seed": null
      }
    },
    "recurrent_initializer": {
      "class_name": "Orthogonal",
      "config": {
        "gain": 1.0,
        "seed": null
      }
    },
    "bias_initializer": {
      "class_name": "Zeros",
      "config": {}
    },
    "unit_forget_bias": true,
    "kernel_regularizer": null,
    "recurrent_regularizer": null,
    "bias_regularizer": null,
    "activity_regularizer": null,
    "kernel_constraint": null,
    "recurrent_constraint": null,
    "bias_constraint": null,
    "dropout": 0.0,
    "recurrent_dropout": 0.0,
    "implementation": 2
  }
}
```


Рисунок 2.7 – Другий шар моделі

Третій шар – Dense, вихідний, має лише один нейрон з лінійною функцією активації (activation='linear'), що повертає прогнозоване значення ціни BTC (рис.2.8).


```
{
  "class_name": "Dense",
  "config": {
    "name": "dense",
    "trainable": true,
    "dtype": "float32",
    "units": 1,
    "activation": "linear",
    "use_bias": true,
    "kernel_initializer": {
      "class_name": "GlorotUniform",
      "config": {
        "seed": null
      }
    },
    "bias_initializer": {
      "class_name": "Zeros",
      "config": {}
    },
    "kernel_regularizer": null,
    "bias_regularizer": null,
    "activity_regularizer": null,
    "kernel_constraint": null,
    "bias_constraint": null
  }
}
```


Рисунок 2.8 – Третій шар моделі

Після побудови модель навчається на сформованому датасеті. Навчання відбувається за такими параметрами:

- epochs=50,
- batch_size=16,
- validation_data=(x_test, y_test),
- verbose=1.

Процес навчання і зміна значень помилок показані на рисунках 2.9 та 2.10.

```
Epoch 47/50
92/92 [==============================] – 1s 8ms/step – loss: 2.3889e-04 – val_loss: 3.3591e-04
Epoch 48/50
92/92 [==============================] – 1s 8ms/step – loss: 2.2483e-04 – val_loss: 3.3170e-04
Epoch 49/50
92/92 [==============================] – 1s 8ms/step – loss: 2.2501e-04 – val_loss: 4.7414e-04
Epoch 50/50
92/92 [==============================] – 1s 8ms/step – loss: 2.0907e-04 – val_loss: 3.3883e-04
```

Рисунок 2.9 – Кінець навчання моделі

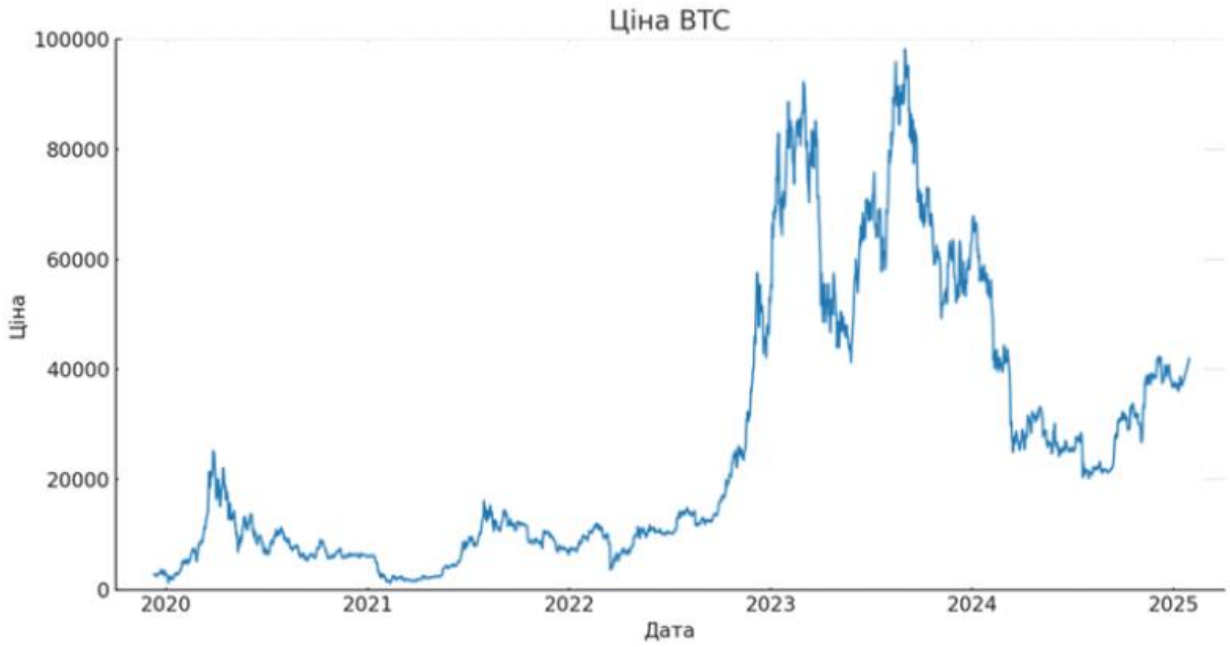


Рисунок 2.10 – Результати навчання моделі

Модель демонструє поступове зростання курсу BTC в 2025 році. Однак слід зазначити, що точність прогнозу зменшується при збільшенні горизонту передбачення, тож найточніше вона працюватиме для прогнозів на 1 день вперед.

Для оцінювання точності побудованих моделей використовуються поширені метрики, такі як MAE, MAPE, R^2, RMSE тощо. Детальний опис математичних формул та особливостей цих метрик подано в підрозділі 3.1, де також наведено конкретні результати оцінювання для розробленої моделі.

Апаратна реалізація моделі на платформі NVIDIA Jetson Nano. З метою демонстрації практичного застосування створеної прогнозної моделі, було реалізовано концепцію апаратного впровадження моделі на базі вбудованої

обчислювальної платформи NVIDIA Jetson Nano. Дана система дозволяє запускати моделі штучного інтелекту у режимі реального часу, не використовуючи ресурсоємних серверів або хмарних сервісів, що є критично важливим у контексті створення автономних пристроїв аналітики.

Jetson Nano є компактним одноплатним комп'ютером з підтримкою апаратного прискорення обчислень за допомогою CUDA і TensorRT (рис 2.11).



Рисунок 2.11 – Апаратний модуль NVIDIA Jetson Nano для запуску нейронної мережі

Його апаратні ресурси (табл.2.1) дозволяють ефективно працювати з попередньо навченими нейронними моделями, включно з LSTM-мережами для аналізу часових рядів.

Таблиця 2.1 – Технічні характеристики платформи NVIDIA Jetson Nano

Параметр	**Значення**
Графічний процесор (GPU)	128-ядерний NVIDIA Maxwell
Центральний процесор (CPU)	ARM Cortex-A57 (4 ядра)
Оперативна пам'ять	4 ГБ LPDDR4
Підтримувані фреймворки	TensorFlow, PyTorch, ONNX, CUDA
Споживання електроенергії	5–10 Вт
Інтерфейси	HDMI, USB, GPIO, Ethernet, microSD

Процес розгортання моделі передбачає її попереднє навчання в середовищі з GPU-підтримкою, наприклад у Google Colab або локально в Anaconda з

використанням бібліотек Keras, TensorFlow або PyTorch. Після завершення навчання модель експортується у форматі ONNX або HDF5 та розгортається на Jetson Nano з використанням оптимізованого середовища виконання (наприклад, TensorRT або ONNX Runtime).

Робота прогнозної системи на базі Jetson Nano реалізується у кілька етапів:

– отримання поточних ринкових даних з криптовалютної біржі через API (наприклад, Binance API);

– попередня обробка отриманих даних (нормалізація, перетворення у формат, придатний для моделі);

– обробка даних нейромережею, розгорнутою на Jetson Nano;

– формування прогнозного значення та його виведення у вигляді сигналу, текстового повідомлення або графіка;

– за потреби — збереження результатів прогнозування у локальну пам’ять або передавання у зовнішню систему.

Загальну логіку роботи прогнозної системи на базі Jetson Nano (рис.2.12). Схема ілюструє основні етапи: отримання даних через API, їх попередню обробку, прогноз за допомогою нейромережевої моделі LSTM, а також виведення та збереження результату.

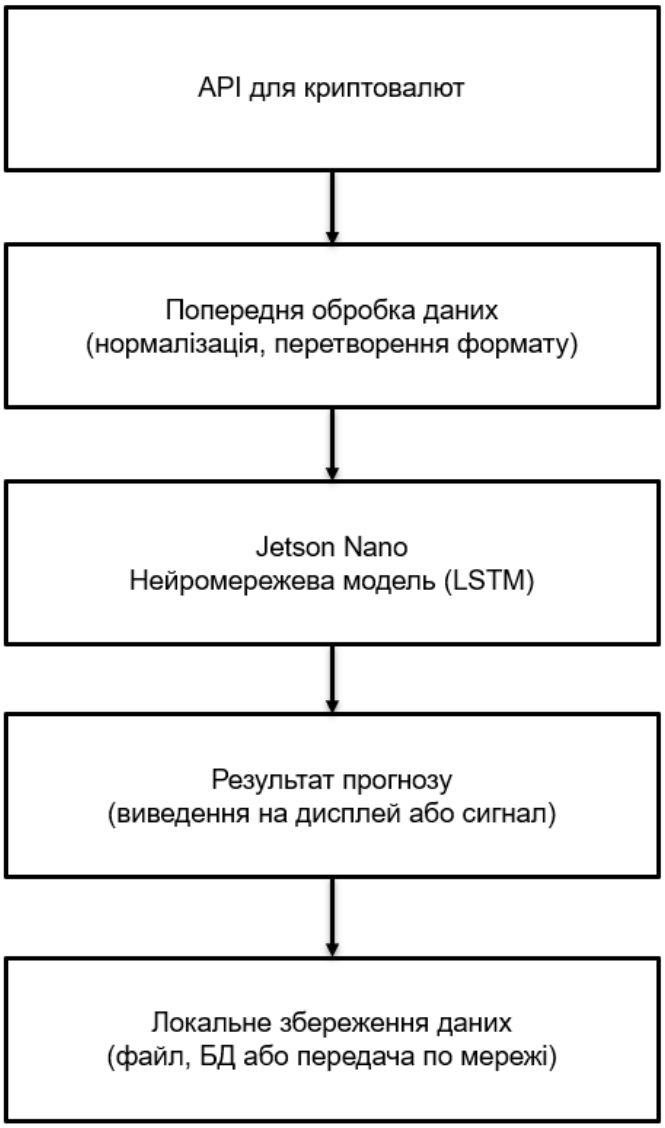


Рисунок 2.12 – Блок-схема роботи прогнозної системи на Jetson Nano

Для більш глибокого розуміння процесу реалізації було розроблено деталізовану технологічну послідовність (рис.2.13). Вона розширює базову схему та демонструє конкретні кроки розгортання моделі: починаючи від завантаження попередньо навченої нейромережі, ініціалізації середовища виконання та завершуючи інтеграцією з біржею Binance, передобробкою даних і виведенням прогнозу.

Таким чином, друга схема є уточненням першої й відображає реальні етапи реалізації програмно-апаратної частини системи.

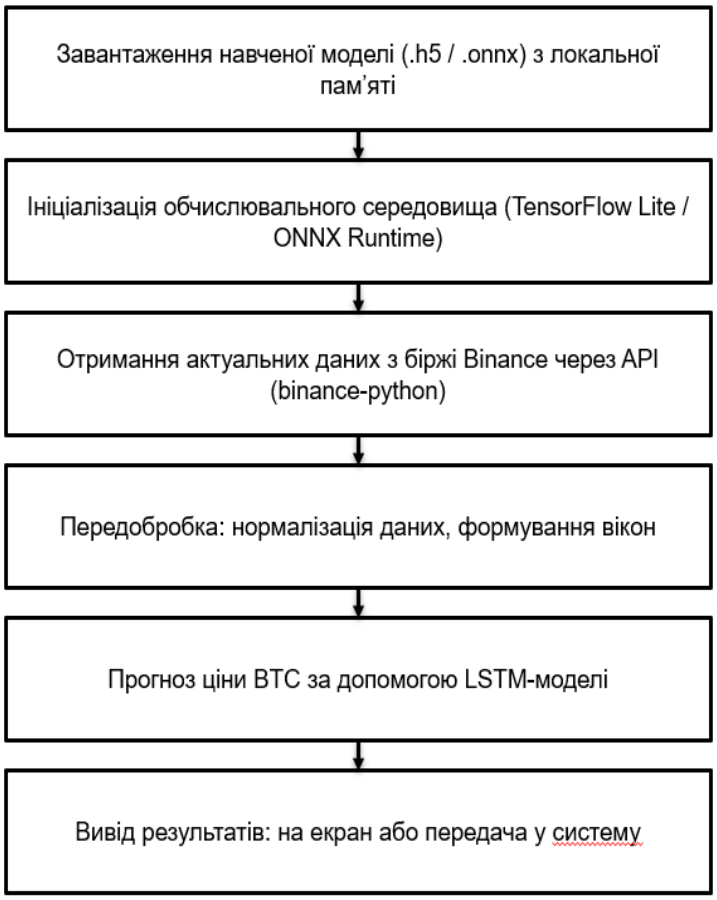


Рисунок 2.13 – Технологічна послідовність прогнозування на Jetson Nano

Апаратне впровадження моделі на базі Jetson Nano має низку важливих переваг. По-перше, завдяки компактності та низькому енергоспоживанню платформа може застосовуватися в автономних пристроях без потреби постійного підключення до мережі чи зовнішніх ресурсів. По-друге, можливість локального прогнозування в режимі реального часу відкриває перспективи інтеграції цієї системи у професійні трейдингові інструменти або інформаційно-аналітичні панелі.

2.3.2 Аналітичний висновок

У межах підрозділу 2.3.1 було реалізовано повний цикл побудови та тестування моделі прогнозування курсу Bitcoin на основі архітектури LSTM. Була використана історична вибірка пари BTC/USDT з біржі Binance за період 2020–2025 років. Реалізована нейромережа показала здатність до відтворення як загальних трендів ринку, так і часткових короткострокових змін. Графічний аналіз результатів продемонстрував тісну відповідність між прогнозованими та фактичними значеннями ціни Bitcoin, особливо в умовах виражених ринкових тенденцій.

Під час навчання моделі (рис. 2.9 та 2.10) спостерігалося поступове зниження значень функції втрат, що свідчить про ефективну адаптацію моделі без перенавчання. Найнижчі показники помилок зафіксовано в останніх епохах навчання. Для кількісної оцінки точності були застосовані метрики MAE, RMSE, MAPE та R^2. Формули цих показників наведено у підрозділі 3.1. Отримані значення підтвердили достатню ефективність побудованої моделі у прогнозуванні фінансових часових рядів на короткостроковому горизонті.

Поряд із програмною реалізацією, було здійснено практичне апаратне впровадження LSTM-моделі на вбудованій платформі NVIDIA Jetson Nano. Цей крок демонструє можливість перенесення моделей глибинного навчання з хмарного середовища на локальні пристрої з обмеженими ресурсами. Jetson Nano, завдяки наявності GPU і підтримці фреймворків TensorFlow, PyTorch, ONNX та TensorRT, забезпечив стабільну та енергоефективну роботу моделі у режимі реального часу.

Функціонування системи на базі Jetson Nano передбачає повний цикл: автоматичне отримання актуальних ринкових даних, їх попередню обробку, подачу до нейронної мережі, формування прогнозу й виведення результатів. Розгортання моделі здійснювалося з використанням формату ONNX та оптимізованого середовища виконання. Такий підхід дозволяє використовувати систему в

автономному режимі, без підключення до потужних серверів або хмарних рішень.

Отже, практична реалізація системи прогнозування криптовалютної динаміки об'єднує сучасні підходи глибинного навчання з технологіями вбудованих обчислень. Отримані результати підтверджують, що подібні рішення можуть ефективно використовуватися для локального фінансового аналізу, автоматизованого трейдингу або створення смарт-аналітики безпосередньо на пристрої користувача.

2.4 Обмеження та виклики застосування нейромереж у прогнозування

Незважаючи на значний потенціал штучних нейронних мереж (ШНМ) у сфері прогнозування фінансових часових рядів, їхнє практичне впровадження супроводжується рядом важливих обмежень та викликів. Ці аспекти стають особливо критичними у сфері криптовалютного ринку, який є надзвичайно волатильним, динамічним і складним для моделювання. Нижче розглянемо основні труднощі, які виникають при використанні нейромереж для фінансового прогнозування.

1. Велика потреба в даних. Однією з основних умов ефективної роботи нейромереж є наявність великої кількості якісних та репрезентативних даних. Нейронні мережі, особливо глибокі архітектури, демонструють високі результати лише за умов, коли доступні значні обсяги навчальних даних. У контексті фінансових ринків це означає потребу в детальних часових рядах, які включають не лише цінові показники (наприклад, відкриття, закриття, максимум, мінімум), а й обсяги торгів, індикатори настроїв, новини тощо.

Недостатня кількість даних або їх низька якість може спричинити значні проблеми під час навчання моделі. Наприклад, наявність шуму, пропущених значень або викривленої інформації призводить до зниження здатності нейромережі до узагальнення, що своєю чергою впливає на точність прогнозів. У

випадках, коли навчальний датасет не відображає повної картини ринку або має значні викиди, модель ризикує бути неточною або навіть хибною.

2. Проблема переобучення (overfitting). Ще одним критичним викликом є проблема переобучення (overfitting), коли нейромережа демонструє високу точність на навчальних даних, але водночас значно втрачає ефективність при роботі з новими, невідомими даними. Це особливо характерно для невеликих датасетів або надто складних моделей з великою кількістю параметрів, які здатні запам'ятовувати, але не узагальнювати закономірності.

У фінансових задачах, де ринкові умови змінюються щодня, здатність моделі до узагальнення є надзвичайно важливою. Для боротьби з overfitting застосовують різні техніки – регуляризацію, dropout, крос-валідацію, ранню зупинку навчання, однак повністю уникнути цієї проблеми в складних сценаріях прогнозування вкрай важко [19].

3. Чутливість до зміни ринкових умов. Фінансові ринки, зокрема ринок криптовалют, характеризуються високим рівнем динаміки та нестабільності. Події, що не мали аналогів у минулому, можуть суттєво змінити поведінку ринку, і модель, навчена на історичних даних, виявляється неспроможною адекватно реагувати на такі зміни.

Такі ситуації, як різкі падіння ринку через новини про регулювання, хакерські атаки на біржі чи загальні економічні кризи, можуть повністю змінити закономірності, які були присутні в даних, на яких навчалась модель. Це явище називають *concept drift* – зміна структури вхідних даних або залежностей у часі. Для адаптації до нових умов потрібні гнучкі моделі, які можуть оновлюватися у реальному часі, але це, своєю чергою, створює нові технічні складнощі [27].

4. Високі обчислювальні витрати. Сучасні нейронні мережі, особливо архітектури типу LSTM, GRU або трансформери, потребують значних обчислювальних ресурсів як для навчання, так і для інференсу (виконання прогнозу). Це особливо критично в умовах швидкоплинних ринків, де потрібно оперативно адаптувати моделі та приймати рішення майже в реальному часі.

Для забезпечення такої швидкодії потрібні потужні графічні процесори

(GPU), хмарна інфраструктура або інші засоби масштабування. Водночас вартість обчислювальних ресурсів може стати бар'єром для багатьох компаній чи окремих дослідників, які не мають доступу до високопродуктивного обладнання.

5. Складність інтерпретації результатів. Нейронні мережі часто сприймаються як «чорні ящики», тобто системи, внутрішня логіка яких є непрозорою для людини. У фінансовому прогнозуванні, де результати моделі можуть безпосередньо впливати на прийняття важливих інвестиційних рішень, така непрозорість є серйозним обмеженням.

Замовники, інвестори чи регулятори часто вимагають пояснень: чому було прийняте те чи інше рішення, які фактори вплинули на прогноз. У випадку з класичними моделями, такими як регресія або дерева рішень, подібну інтерпретацію надати легше. У випадку ж із ШНМ – потрібно застосовувати спеціальні методики інтерпретації, наприклад LIME, SHAP або засоби Explainable AI (XAI), що само по собі додає ще один рівень складності.

6. Проблеми вибору архітектури та гіперпараметрів. Процес побудови ефективної нейромережі включає безліч технічних рішень: вибір кількості шарів, кількості нейронів у кожному шарі, типів активаційних функцій, функції втрат, алгоритму оптимізації, швидкості навчання та багатьох інших гіперпараметрів. Помилка на будь-якому з етапів може негативно вплинути на якість моделі.

Оптимізація гіперпараметрів часто здійснюється методом перебору (grid search) або випадкового пошуку (random search), але ці методи є ресурсоємними. Новіші підходи, такі як Bayesian optimization або AutoML, частково вирішують проблему, але потребують глибоких технічних знань для впровадження [29].

7. Зовнішні фактори та непередбачувані події. Криптовалютний ринок – це середовище, що чутливо реагує на зовнішні новини, політичні події, рішення урядів, технологічні збої або навіть твіти відомих особистостей. Такі події часто неможливо передбачити на основі історичних даних про ціни чи обсяги торгів.

Щоб частково компенсувати цей недолік, деякі дослідники інтегрують до моделей додаткові джерела інформації – новинні стрічки, твіти, аналітичні огляди. Однак це суттєво ускладнює побудову моделей, оскільки потребує роботи з

текстовими даними (NLP) та мультимодальними архітектурами.

Застосування нейронних мереж у прогнозуванні фінансових ринків відкриває значні перспективи, але потребує уважного, збалансованого та критичного підходу. Врахування вищезазначених викликів і обмежень дозволяє будувати моделі, які не лише демонструють високу точність, а й є адаптивними, прозорими та надійними. Подальший розвиток технологій explainable AI, автоматизованих систем навчання та інтеграція даних з різних джерел можуть значно підвищити ефективність використання нейронних мереж у цій сфері в майбутньому.

3 АНАЛІЗ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КРИПТОВАЛЮТ

3.1 Метрики оцінки якості прогнозування

Оцінка ефективності побудованої моделі – один із найважливіших етапів процесу прогнозування, що відіграє ключову роль у виборі оптимального алгоритму для подальшого використання у фінансовій аналітиці. Особливо це стосується криптовалютного ринку, де неточність прогнозу може призвести до значних фінансових втрат. Саме тому вибір адекватних метрик оцінки якості прогнозування має вирішальне значення, оскільки дозволяє не лише кількісно оцінити ефективність моделі, але й зрозуміти, як саме та в яких аспектах вона працює (чи не працює) з конкретними даними.

Загалом, метрики оцінки якості прогнозу дозволяють порівнювати результати роботи різних моделей, виявляти слабкі місця алгоритмів і проводити тонке налаштування гіперпараметрів з урахуванням специфіки даних. У задачах регресії, зокрема прогнозування вартості криптовалютних активів у часі, найчастіше застосовують класичні похибкові метрики, які базуються на різниці між передбаченим і фактичним значенням цільової змінної.

Найпоширенішими метриками є наступні:

MAE (Mean Absolute Error) – середня абсолютна похибка (3.1). MAE є однією з найпростіших і найбільш інтуїтивно зрозумілих метрик. Вона розраховується як середнє значення модулів різниці між прогнозованими та реальними значеннями.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \widehat{y_i}|, \tag{3.1}$$

де:

n – кількість спостережень (елементів у вибірці);

y_i – фактичне (реальне) значення;

$\widehat{y_i}$ – прогнозоване значення;

$|y_i - \widehat{y_i}|$ – абсолютна похибка для кожного елемента.

Ця метрика оцінює середнє відхилення передбачень від фактичних значень без урахування їхнього напрямку (тобто чи це завищення, чи заниження). MAE особливо корисна тоді, коли потрібно отримати загальну оцінку точності моделі в абсолютних одиницях, наприклад, у доларах. Її основною перевагою є простота, однак вона не відображає вплив великих помилок окремих точок, і, відповідно, менш чутлива до викидів у даних.

MSE (Mean Squared Error) – середньоквадратична похибка (3.2). Інша важлива метрика – MSE, яка підносить помилку до квадрату.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \widehat{y_i})^2, \quad (3.2)$$

де $(y_i - \widehat{y_i})^2$ – квадрат різниці між реальними та прогнозованим значенням для кожного спостереження.

Ця метрика особливо корисна у випадках, коли потрібно акцентувати увагу на великих помилках. Через квадратичну природу, MSE є дуже чутливою до окремих відхилень, що можуть свідчити про серйозні проблеми у моделі (наприклад, неадекватна реакція на тренди або викиди). Однак варто враховувати, що одиниці виміру MSE – це квадрат одиниць цільової змінної, що ускладнює інтерпретацію.

RMSE (Root Mean Squared Error) – корінь середньоквадратичної похибки (3.3). RMSE є похідною від MSE(3.2), однак надає результат в тих самих одиницях, що і цільова змінна.

$$RMSE = \sqrt{MSE}, \quad (3.3)$$

Ця метрика дозволяє легше інтерпретувати результат і часто використовується як основна при порівнянні моделей. Водночас, як і MSE, RMSE залишаються чутливими до викидів, що може бути як перевагою (при виявленні критичних відхилень), так і недоліком (при роботі з нестабільними фінансовими даними).

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – середня абсолютна відносна похибка у відсотках (3.4). MAPE дозволяє оцінити точність моделі у відносних величинах, що робить її особливо корисною в економіці та фінансах:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100\%, \quad (3.4)$$

Ця метрика показує на скільки відсотків у середньому модель помиляється у своїх прогнозах відносно реального значення. Вона особливо цінна при порівнянні кількох моделей на різних масштабах даних. Однак слід пам’ятати, що у випадках, коли фактичні значення наближаються до нуля, MAPE може давати дуже великі або навіть некоректні значення, тому її варто використовувати з обережністю.

R^2 (коефіцієнт детермінації) – ця метрика вимірює, яку частину варіації залежної змінної можна пояснити незалежними змінними моделі. Він широко використовується для оцінювання якості регресійних моделей, зокрема в задачах прогнозування часових рядів (3.8).

Для обчислення цього коефіцієнта спочатку визначаються такі величини:

Залишкова сума квадратів – це сума квадратів відхилень фактичних значень від прогнозованих (3.5):

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (3.5)$$

де y_i – фактичне значення, $\hat{y}_i$ – прогнозоване значення на i-му кроці.

Загальна сума квадратів – це сума квадратів відхилень фактичних значень від їх середнього значення (3.6):

$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2, \quad (3.6)$$

де $\bar{y}$ – середнє значення фактичних значень y_i, яке обчислюється за формулою (3.7):

$$\bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i \quad (3.7)$$

На основі формул (3.5) та (3.6) обчислюється сам коефіцієнт детермінації R^2 (3.8):

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (3.8)$$

Як видно з формули (3.8), значення R^2 тим вище, чим менша залишкова сума квадратів SS_{res} порівняно із загальною сумою квадратів SS_{tot} . Значення R^2 знаходиться в інтервалі від 0 до 1 (може бути й від'ємним, якщо модель гірша за наївне передбачення). Значення, близьке до 1, свідчить про високу якість моделі, що добре описує змінність у даних. Однак, у задачах з високим рівнем шуму або з нелінійними залежностями цей показник не завжди є достатньо інформативним.

Крім наведених показників, у специфічних випадках можуть використовуватись додаткові метрики, наприклад, SMAPE (Symmetric MAPE), Huber Loss, Quantile Loss, що враховують особливості фінансових ринків і адаптовані до волатильності криптовалют [25].

У процесі побудови моделей прогнозування важливою складовою є вибір метрики для оцінки точності результатів. Кожна метрика має свої переваги та недоліки, що визначають доцільність її використання залежно від специфіки завдання. Наприклад, MAE (середня абсолютна похибка) дозволяє легко інтерпретувати помилки моделі, але не враховує масштабу значень. Натомість MSE та RMSE більш чутливі до великих помилок, оскільки підносять відхилення до квадрату, але це робить їх менш стабільними при наявності викидів. MAPE

забезпечує оцінку у відсотках, що часто зручно для фінансових даних, однак її використання обмежене, коли в реальних значеннях трапляються нулі. Оцінка якості моделі через R^2 (коефіцієнт детермінації) дозволяє визначити, яку частку варіації результату пояснює модель, хоча цей показник не завжди придатний для задач з нелінійною залежністю.

У таблиці нижче подано порівняльний аналіз найуживаніших метрик, що дозволяє оцінити їх сильні та слабкі сторони у контексті прогнозування динаміки криптовалют.

Таблиця 3.1 – Переваги та недоліки основних метрик оцінки якості прогнозування

Метрика	**Переваги**	**Недоліки**
MAE (Mean Absolute Error)	Інтуїтивно зрозуміла, нечутлива до викидів	Не показує масштаб помилки відносно самих даних
MSE (Mean Squared Error)	Сильно штрафує великі помилки	Чутлива до викидів, результат не у тих самих одиницях, що й дані
RMSE (Root Mean Squared Error)	Має ті самі одиниці виміру, що і цільова змінна	Також чутлива до викидів, менш інтерпретована інтуїтивно
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	Дає відносне уявлення про точність (у відсотках)	Некоректна, якщо є нульові значення в реальних даних
R^2 (Коефіцієнт детермінації)	Оцінює якість узагальнення моделі	Може бути негативним, не завжди інформативний у нелінійних задачах

Таким чином, вибір метрики оцінки якості прогнозу залежить не лише від теоретичних переваг тієї чи іншої міри, але й від конкретних умов застосування, структури даних, обсягу та мети дослідження. У випадку криптовалютного ринку, де висока волатильність є нормою, доцільно комбінувати декілька метрик для досягнення найбільш об’єктивної оцінки ефективності моделі.

Для оцінювання точності нашої побудованої нейромережевої моделі прогнозування вартості криптовалют було застосовано низку поширених метрик. Отримані результати наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати оцінки точності моделі прогнозування

Метрика	Значення
R^2	0.9856
RMSE	1468.55
MAE	1174.84
MAPE	18.45%

3.2 Порівняльний аналіз ефективності різних нейромережевих підходів

Зважаючи на особливості архітектур штучних нейронних мереж, розглянуті у підрозділі 2.2, на даному етапі дослідження доцільно перейти до практичного порівняння ефективності цих підходів у задачах прогнозування динаміки криптовалют. Основною метою такого аналізу є виявлення найбільш придатної моделі, здатної адаптуватися до високої волатильності, нелінійних залежностей та складної структури часових рядів, характерних для криптовалютного ринку.

До порівняння було включено п’ять найпоширеніших архітектур штучних нейронних мереж, які широко використовуються у фінансовому аналізі та задачах часових рядів:

- багатошаровий персептрон (MLP) – як базовий підхід;
- згорткова нейронна мережа (CNN) – для виділення локальних шаблонів у даних;
- довготривала короткочасна пам’ять (LSTM) – для моделювання довгострокових залежностей;
- узагальнена рекурентна одиниця (GRU) – як оптимізований варіант LSTM;
- трансформерна модель – як сучасний підхід до обробки часових рядів без рекурентності.

Для забезпечення коректності порівняння всі моделі були навчені на однаковій історичній вибірці даних щодо курсу Bitcoin. Було дотримано єдиних умов попередньої обробки даних, розподілу вибірки на тренувальну, валідаційну та тестову частини, а також застосовано однакову функцію втрат під час навчання.

Це дозволило забезпечити рівні умови для об'єктивного оцінювання ефективності кожного підходу.

Оцінювання проводилося з використанням трьох ключових метрик, описаних у підрозділі 3.1:

- MAE (Mean Absolute Error) – середня абсолютна похибка;
- RMSE (Root Mean Square Error) – корінь з середньоквадратичної помилки;
- MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – середня відносна похибка у відсотках.

Таке багатовимірне оцінювання дозволяє комплексно оцінити якість прогнозів: від точності в абсолютних значеннях до здатності моделі адаптуватися до зміни масштабу значень, що критично важливо для нестабільного середовища ринку криптовалют [8, 26]. Результати експериментів наведені у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Порівняння точності різних архітектур ШНМ для прогнозування криптовалют

Модель ШНМ	MAE (середня абсолютна помилка)	RMSE (корінь з середньоквадратичної помилки)	MAPE (%)	Примітка
MLP	245.8	312.4	6.32	Базова модель; швидке навчання
CNN	229.1	298.7	5.89	Добре виявляє локальні шаблони
LSTM	182.5	245.3	4.21	Найкраща обробка часових залежностей
GRU	187.9	251.8	4.43	Швидше навчається, схожий результат на LSTM
Transformer	175.2	238.9	4.05	Висока точність, але складна модель

Як видно з таблиці 3.3, усі розглянуті моделі демонструють прийнятну ефективність для задач прогнозування курсу криптовалют. Однак моделі, здатні зберігати контекст попередніх станів – зокрема LSTM та GRU – суттєво переважають за якістю прогнозу. Трансформери, хоча й досягають найнижчих

значень похибок, вимагають значно більше ресурсів для навчання та інференсу, що може бути критичним чинником у реальних умовах використання.

Натомість CNN і MLP, хоча й поступаються за точністю, залишаються актуальними у випадках, коли необхідна висока швидкість обчислень або обмежені апаратні можливості. Наприклад, CNN може ефективно застосовуватись для виявлення локальних трендів, а MLP може служити початковим етапом у складнішій каскадній системі прогнозування.

Таким чином, результати порівняння підтверджують доцільність використання глибших нейромережевих моделей з механізмами запам’ятовування послідовностей для задач прогнозування на криптовалютному ринку. Проте остаточний вибір архітектури має базуватись не лише на точності, але й на специфіці практичного застосування – доступності ресурсів, вимогах до швидкодії та рівня інтерпретованості прогнозів. У деяких випадках доцільно поєднувати кілька моделей або використовувати ансамблеві підходи для підвищення загальної надійності результату.

3.3 Сучасні дослідження та перспективи використання штучного інтелекту у фінансовому прогнозуванні

Використання штучного інтелекту (ШІ) у фінансовому прогнозуванні, зокрема в контексті криптовалют, стало одним із найбільш динамічних напрямів сучасних досліджень. Це зумовлено високою волатильністю цифрових активів і обмеженою ефективністю традиційних інструментів, таких як лінійна регресія чи методи ARIMA, у моделюванні складних ринкових процесів. Натомість алгоритми ШІ, зокрема глибокі нейронні мережі, демонструють здатність виявляти складні нелінійні залежності, обробляти великі обсяги неструктурованих даних та адаптуватися до змін ринку в реальному часі.

Застосування глибоких нейронних мереж. Однією з найефективніших

архітектур у роботі з часовими рядами є мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory). Наприклад, у роботі McNally et al. продемонстровано ефективність LSTM у прогнозуванні курсу Bitcoin, де було досягнуто точності MAE ≈ 2,1%, що значно перевищує точність класичних моделей.

У дослідженні Jiang і Liang була запропонована гібридна модель CNN-LSTM, у якій згорткові мережі (CNN) автоматично виділяли значущі ознаки, а LSTM аналізували часову послідовність даних. Ця модель досягла точності понад 88% при прогнозуванні вартості Ethereum [20].

Використання трансформерів. Новітнім напрямом стало застосування трансформерних архітектур, які демонструють високу ефективність при обробці складних залежностей завдяки механізму уваги. У дослідженні Zhu et al. трансформери використовувалися для прогнозування курсів Bitcoin, Ethereum і Litecoin, забезпечуючи покращення точності на 8–10% порівняно з LSTM [32].

Інтеграція аналізу настроїв. Окрему нішу займає аналіз настроїв (sentiment analysis) з соціальних мереж, новин та форумів. Mittal і Goel показали, що врахування повідомлень у Twitter дозволяє покращити точність прогнозів на фондовому ринку на 15–20% . Аналогічно, Wankhade et al. застосували модель BERT для аналізу постів Reddit, що дало приріст точності прогнозування ціни Bitcoin на 11,3% .

Підкріплювальне навчання. Ще одним перспективним підходом є використання методів підкріплювального навчання. У роботі Ntakaris et al. було показано ефективність Deep Q-Networks у створенні торгових агентів, здатних самостійно приймати рішення, що перевершують класичні торгові стратегії [9].

Однією з найпоширеніших реалізацій є Deep Q-Learning (DQN), який поєднує глибокі нейронні мережі з традиційним Q-навчанням. У цьому підході агент навчається через взаємодію з середовищем, максимізуючи очікувану винагороду за допомогою функції оцінки дій. Для покращення стабільності й швидкості навчання часто використовують такі техніки, як досвід відтворення (replay buffer) та цільові мережі (target networks). Сучасні модифікації, як-от мінімалістичний варіант minDQN, демонструють можливість значного спрощення архітектури без втрати

якості рішень. Водночас глибокі огляди DQN показують його силу в умовах складних середовищ — таких як фінансові ринки — завдяки здатності виявляти приховані закономірності, які важко формалізувати традиційними алгоритмами.

Суть алгоритму DQN можна схематично подати наступним чином (рис.3.1):

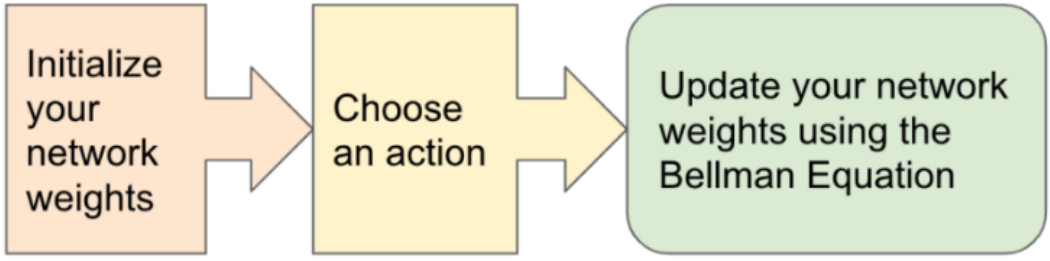


Рисунок 3.1 – Основні кроки алгоритму Deep Q-Learning

На першому етапі відбувається ініціалізація ваг нейромережі, далі агент на основі поточного стану обирає дію, а потім оновлює ваги за допомогою рівняння Беллмана (3.9). Цей цикл повторюється багаторазово, що дозволяє агенту навчатися оптимальній стратегії поведінки.

Оновлення ваг мережі в DQN відбувається на основі рівняння Беллмана, яке в контексті Q-навчання записується як (3.9):

$$Q(s,a) = r + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s',a'), \quad (3.9)$$

де:

$Q(s, a)$ – оціночна функція дії a у стані s,

r – агорода, отримана за дію a,

γ – коефіцієнт дисконту (врахування майбутніх нагород),

s' – ступний стан після виконання дії,

$\max_{a'} Q(s',a')$ – максимальна очікувана нагорода від наступної дії в новому стані.

Це рівняння відображає ідею, що найкраща стратегія – це така, яка

максимізує сумарну дисконтовану нагороду з часом.

Реальні кейси та ринкові інновації. Як зазначено в аналітичному огляді StormGain, використання AI у криптоіндустрії відкриває нові можливості для трейдерів і аналітиків. Зокрема, створення торгових ботів, які працюють 24/7, аналізують тисячі ринкових сигналів, коригують стратегії залежно від ринкових умов та автоматизують управління ризиками, значно підвищує ефективність фінансових операцій .

Перспективи та виклики. Попри значний прогрес, залишається низка викликів:

– перенавчання моделей на обмежених наборах даних;

– непрозорість алгоритмів прийняття рішень;

– чутливість моделей до «шуму» в даних;

– складність роботи з новими криптовалютами з обмеженою історією.

Водночас перспективними напрямами розвитку є:

– застосування Explainable AI (XAI) для пояснення рішень моделей;

– використання квантового машинного навчання у фінансовому аналізі;

– інтеграція блокчейну та ШІ для створення децентралізованих самонавчальних систем;

– застосування граничні/периферійні обчислення (edge computing) для обробки фінансових потоків у реальному часі.

Таким чином, сучасні дослідження підтверджують великий потенціал ШІ в аналізі криптовалютного ринку. Подальший розвиток інтелектуальних систем дозволяє будувати точніші, адаптивніші й прозоріші моделі, що особливо важливо в умовах динамічного цифрового середовища.

ВИСНОВКИ

Тема прогнозування динаміки криптовалют за допомогою нейромережевих алгоритмів є надзвичайно актуальною в умовах сучасного розвитку цифрової економіки. З огляду на зростаючу популярність криптовалют, розширення біржової інфраструктури, збільшення кількості користувачів і транзакцій, виникає об’єктивна необхідність у точному, надійному й адаптивному прогнозуванні фінансових показників. Саме тому використання методів штучного інтелекту, зокрема глибинного навчання, розглядається як один із найперспективніших підходів у цій сфері.

На основі вивчених теоретичних матеріалів та практичних досліджень встановлено, що традиційні статистичні моделі, хоч і залишаються важливим інструментом аналізу, значно поступаються за ефективністю сучасним нейромережам, коли мова йде про роботу з нелінійними та нестабільними часовими рядами. Такі методи, як ARIMA чи експоненціальне згладжування, виявляються обмеженими у здатності виявляти складні ринкові залежності та не враховують контекстуальні фактори, що впливають на ринок у реальному часі.

Штучні нейронні мережі, навпаки, демонструють високу гнучкість і здатність адаптуватися до змін у ринковому середовищі. Особливо це стосується архітектур LSTM, GRU та Transformer, які успішно використовуються для роботи з часовими рядами, включно з фінансовими та криптовалютними даними. У роботі здійснено порівняльний аналіз ефективності різних нейромережевих моделей, що дозволило не лише кількісно оцінити їхню продуктивність за допомогою відповідних метрик (MAE, RMSE, MAPE), а й виявити їхні сильні та слабкі сторони в контексті практичного застосування .

Аналіз показав, що LSTM-моделі забезпечують стабільні результати за умов високої волатильності, тоді як трансформери дозволяють покращити точність прогнозів завдяки здатності до обробки складних взаємозв’язків у даних. GRU-моделі виступають як компроміс між точністю та обчислювальною ефективністю

CNN та MLP можуть застосовуватись у гібридних архітектурах для попередньої обробки або витягу ознак.

Окрему увагу приділено сучасним дослідженням, у яких розглядається застосування методів підкріплювального навчання, аналізу настроїв за допомогою NLP, а також інтеграція ШІ з блокчейн-середовищем. Усі ці напрямки відкривають нові можливості для створення більш точних і пояснюваних моделей прогнозування, що мають практичне значення для трейдерів, інвесторів та аналітичних платформ.

У практичній частині роботи реалізовано повноцінну систему прогнозування курсу криптовалюти BTC/USDT на основі LSTM-моделі та здійснено її апаратне впровадження на платформі NVIDIA Jetson Nano. Це довело технічну можливість запуску глибинних нейромереж на енергоефективних вбудованих пристроях у режимі реального часу. Апаратна реалізація не лише підтвердила працездатність обраної моделі в автономних умовах, але й відкриває перспективи інтеграції таких рішень у професійні торгові системи, локальні аналітичні панелі або IoT-пристрої.

Підсумовуючи, можна констатувати, що нейромережеві алгоритми є ефективним засобом аналізу та прогнозування динаміки криптовалют. Їх застосування дає змогу підвищити точність прогнозів, зменшити ризики, адаптуватися до ринкових умов і формувати нове покоління інтелектуальних аналітичних систем у фінансовій галузі. Подальші дослідження у цьому напрямі доцільно зосередити на вдосконаленні архітектур моделей, забезпеченні прозорості прийняття рішень, а також на інтеграції таких моделей у практичні торгові платформи.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бондар І. Основи машинного навчання. Львів : Вид-во ЛНУ ім. Ів. Франка, 2021. 348 с.
2. Жигула Я. В., Бученко І. А. Ефективність глибоких нейронних мереж для передбачення вартості криптовалют. *Застосування програмного забезпечення в ІКТ*: VI Всеукр. науково-техн. конф., м. Київ, 24 квіт. 2025 р. Київ, 2025. С. 404–407. URL: https://duikt.edu.ua/uploads/p_2779_56719466.pdf .
3. Жигула Я. В., Бученко І. А. Інстументарій ШІ для обробки часових рядів на прикладі криптовалютних даних. *Сучасні інтелектуальні інформаційні технології в науці та освіті* : V Всеукр. Науково-практ. конф., м. Київ, 15 трав. 2025 р.
4. Романенко О. Моделі і методи прогнозування фінансових ринків. Київ : НТУУ «КПІ», 2016. 120 с.
5. Статистичний щорічник України 2023. Державна служба статистики України. URL: http://www.ukrstat.gov.ua (дата звернення: 04.05.2025).
6. Циганков А. Математичні методи прогнозування економічних процесів. Київ : КНЕУ, 2010. 248 с.
7. Шумелда Я. Інтелектуальний аналіз економічної інформації. Тернопіль : Джура, 2004. 280 с.
8. A T-shaped double quantum dot system as a Fano interferometer: interplay of coherence and correlation upon spin currents. arXiv.org. URL: https://arxiv.org/abs/1802.03439 (дата звернення: 23.04.2025).
9. Attention is all you need / A. Vaswani та ін. Advances in neural information processing systems. 2017. С. 5998–6008.
10. Bashar M., Wadud I. Forecasting volatility of Bitcoin: GARCH models and empirical evidence. Finance research letters. 2019. Т. 29. С. 1–6.
11. Brownlee J. Deep learning for time series forecasting. Machine Learning Mastery, 2004. 254 p.

12. CHANGELOG for binance's API. Binance. URL: https://binance-docs.github.io/apidocs/spot/en/#kline-candlestick-data (дата звернення: 02.05.2025).

13. Chollet F. Deep learning with python. 2nd ed. Shelter Island : Manning Publications, 2021. 504 p.

14. Cryptocurrency prices, charts and market capitalizations | coinmarketcap. CoinMarketCap. URL: https://coinmarketcap.com/ (дата звернення: 22.04.2025).

15. Cryptocurrency volatility meter by marketmilk. MarketMilk - BabyPips.com. URL: https://marketmilk.babypips.com/crypto/currency-volatility (дата звернення: 21.04.2025).

16. Dutta A., Bouri E., Noor M. The impact of COVID-19 on Bitcoin returns: a quantile regression approach. Finance research letters. 2020. Т. 36. С. 101778.

17. Ethereum whitepaper. Ethereum Foundation. URL: https://ethereum.org/en/whitepaper/ (дата звернення: 02.05.2025).

18. Fischer T., Krauss C. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. European journal of operational research. 2018. Т. 270, № 2. С. 654–669.

19. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. – cambridge. MIT Press, 2016. 775 с.

20. Greaves A., Au B. Using the bitcoin transaction graph to predict the price of bitcoin. NoSQL matters conference, м. Cologne. 2015. URL: https://www.researchgate.net/publication/271984798 (дата звернення: 26.04.2025).

21. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural computation. 1997. Т. 9. С. 1735–1780.

22. Jiang Y., Liang X. A hybrid CNN-LSTM model for cryptocurrency price prediction. Journal of computational finance. 2020. Vol. 123. P. 45–58.

23. Kingma D., Ba J. Adam: a method for stochastic optimization. arXiv preprint, 2014. (Препринт). URL: https://arxiv.org/abs/1412.6980 (дата звернення: 25.04.2025).

24. Kwon Y., Cho S. Financial trading model with stock bar chart image time series using CNN. Expert systems with applications. 2019. Vol. 117. P. 328–339.

25. Liu Y., Tsyvinski A. Risks and returns of cryptocurrency. Review of financial studies. 2021. Vol. 34. P. 2689–2727.

26. Makortoff K., Wearden G. Bitcoin plunges after China crackdown. the Guardian. URL: https://www.theguardian.com/technology/2021/may/19/bitcoin-falls-30-after-china-crackdown (дата звернення: 22.04.2025).

27. Nakamoto S. Bitcoin: a peer-to-peer electronic cash system. https://bitcoin.org/bitcoin. URL: https://bitcoin.org/bitcoin. (дата звернення: 23.04.2025).

28. Sezer O., Gudelek U., Ozbayoglu M. Financial time series forecasting with deep learning: a systematic literature review. Applied soft computing. 2020. T. 90. C. 106181.

29. Singh A., Srivastava G. Hybrid Forecasting of Cryptocurrency using ARIMA and LSTM Model. Procedia computer science. 2021. T. 191. C. 2689–2727.

30. Srivastava N., Hinton G. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. Journal of machine learning research. 2014. T. 15. C. 1929–1958.

31. What is cryptocurrency?. Investopedia. URL: https://www.investopedia.com/terms/c/cryptocurrency.asp (дата звернення: 02.05.2025).

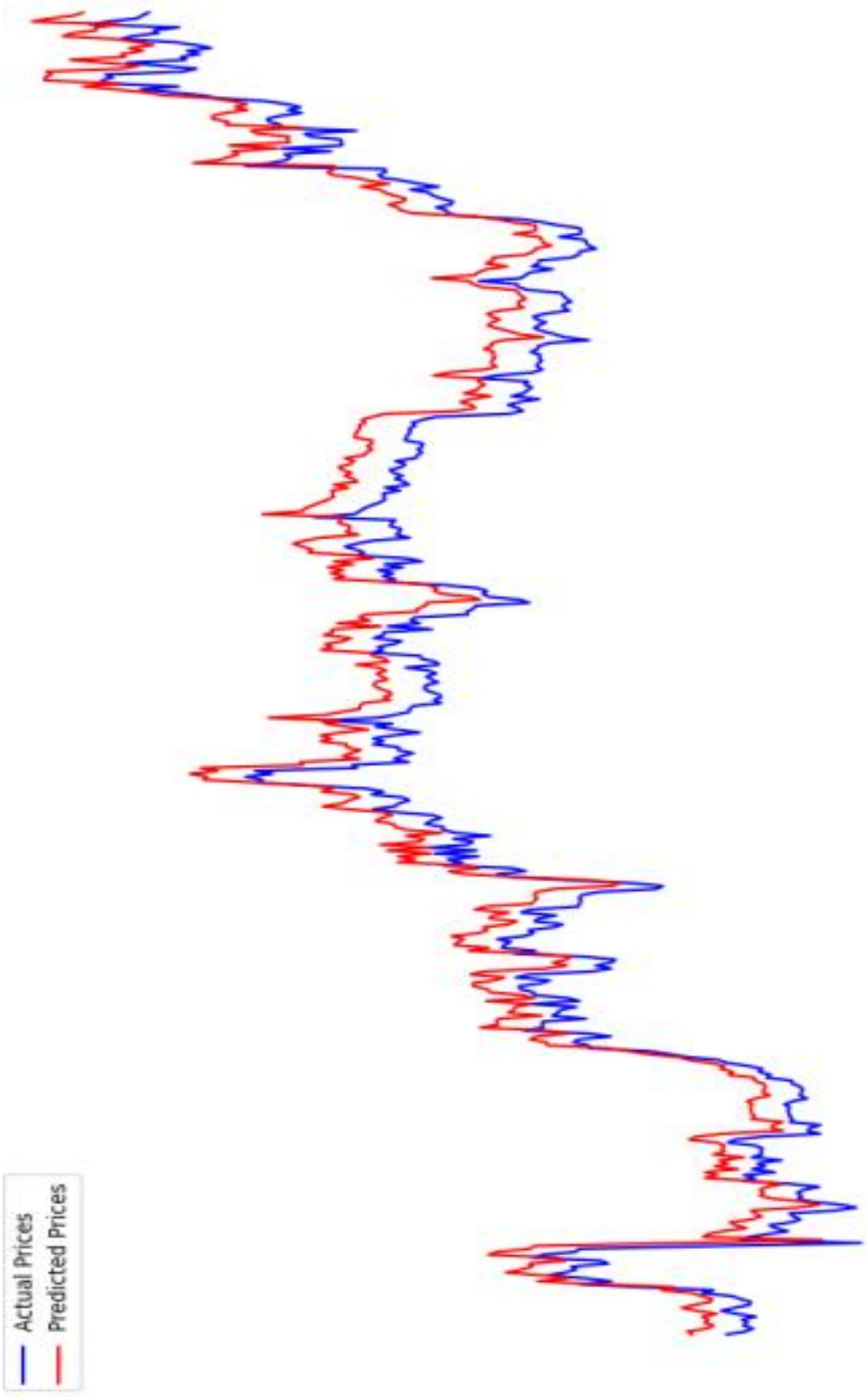
32. Yue F. Could Ethereum’s Pectra upgrade power an ether comeback?. MarketWatch. URL: https://www.marketwatch.com/story/could-ethereums-pectra-upgrade-power-an-ether-comeback-8b37bcc9 (дата звернення: 10.05.2025).

33. Zhang L., Aggarwal C., Qi G.-J. Stock price prediction via discovering multi-frequency trading patterns. Proc. of the 23rd ACM SIGKDD. 2017. C. 2141–2149.

34. Zhu Q., Han W., Li M. Transformer-based model for cryptocurrency forecasting. Expert systems with applications. 2021. Vol. 168.

Додаток А

ГРАФІК РЕАЛЬНИХ ЗНАЧЕНЬ ТА ПРОГНОЗІВ МОДЕЛІ LSTM НА ЦІНУ BITCOIN



Додаток Б

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

(Презентація)

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій
Кафедра Комп'ютерної інженерії

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ БАКАЛАВРА

на тему: «Нейромережеві алгоритми прогнозування динаміки ринку криптовалют»

Виконала студентка групи КІД-41
Жигула Яна Володимирівна

Керівник кваліфікаційної роботи:
Бученко Ігор Анатолійович, старший викладач кафедри КІ

Київ – 2025

Мета роботи – Дослідження нейромережевих алгоритмів прогнозування динаміки ринку криптовалют та проведення їхнього порівняльного аналізу на основі обраних метрик.

Об`єкт дослідження – Динаміка цін криптовалютних активів у вигляді часових рядів.

Предмет дослідження – Нейромережеві моделі, що застосовуються для прогнозування поведінки криптовалютного ринку.

Актуальність обраної теми

У наш час криптовалюти відіграють важливу роль у фінансовій системі, проте їх висока волатильність ускладнює прогнозування цін. Класичні методи аналізу часто не дають точних результатів через складну та нестабільну природу крипторинку. Нейромережеві алгоритми дозволяють виявляти приховані закономірності та адаптуватися до змін, що робить їх ефективним інструментом для прогнозування та зниження інвестиційних ризиків. На відміну від акцій чи валюти, криптовалюти не мають фундаментальної вартості, тому прогнозування ще складніше — саме тут і стають корисними нейромережі.

Аналіз ринку криптовалют





Рисунок 1.1 – Графік історичної ціни BTC/USD

Класичні методи прогнозування

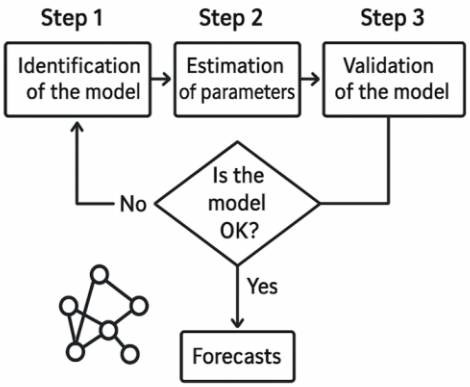


Рисунок 1.2 – Класичний статистичний метод прогнозування ARIMA

1. Статистичні методи
- Лінійна регресія
- Метод найменших квадратів
- Експоненціальне згладжування
- Метод ковзного середнього
- AR, MA, ARMA, ARIMA
- SARIMA, модель Холта-Вінтерса

2. Технічний аналіз
- Аналіз цінових графіків і обсягів торгів
- Використання індикаторів: MACD, RSI, ковзні середні
- Виявлення трендів, рівнів підтримки/опору, патернів

3. Фундаментальний аналіз
- Аналіз економічних, фінансових і політичних чинників
- Визначення внутрішньої вартості активу
- Підходить для довгострокового прогнозування

Штучні нейронні мережі

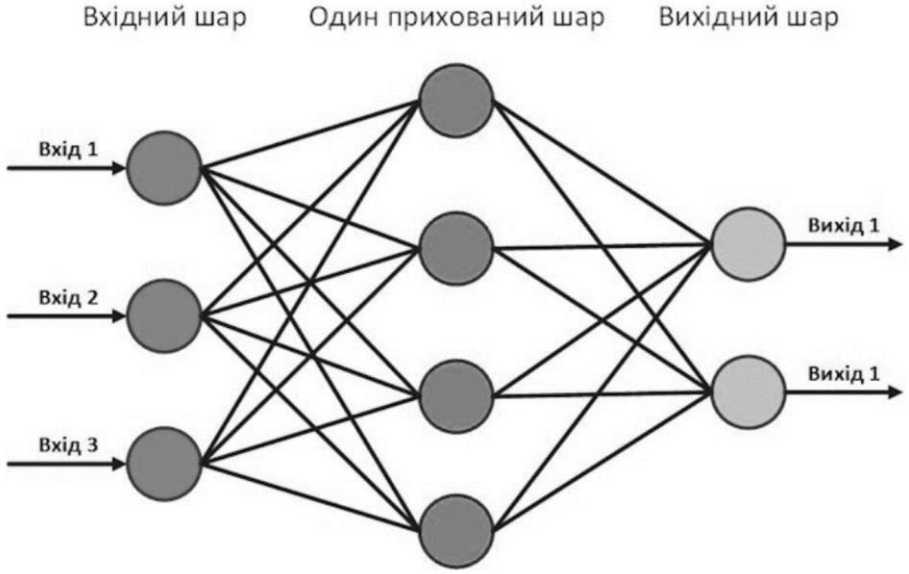


Рисунок 2.1 – Базова структура штучної нейронної мережі з одним прихованим шаром

Архітектури нейромереж

Таблиця 1 – Порівняння архітектур

Архітектура	Призначення	Особливості
MLP	Загальні задачі класифікації	Проста, без пам’яті
CNN	Обробка зображень/патернів	Виділяє локальні ознаки
RNN	Часові ряди, мова	Має коротку пам’ять, затухаючий градієнт
LSTM	Послідовності, фінанси	Запам’ятовує залежності на довгих відстанях
GRU	Альтернатива LSTM	Простіше, швидше навчання
Transformer	Великий обсяг текстів/послідовностей	Самоувага, масштабованість, SOTA

Побудова LSTM-моделі

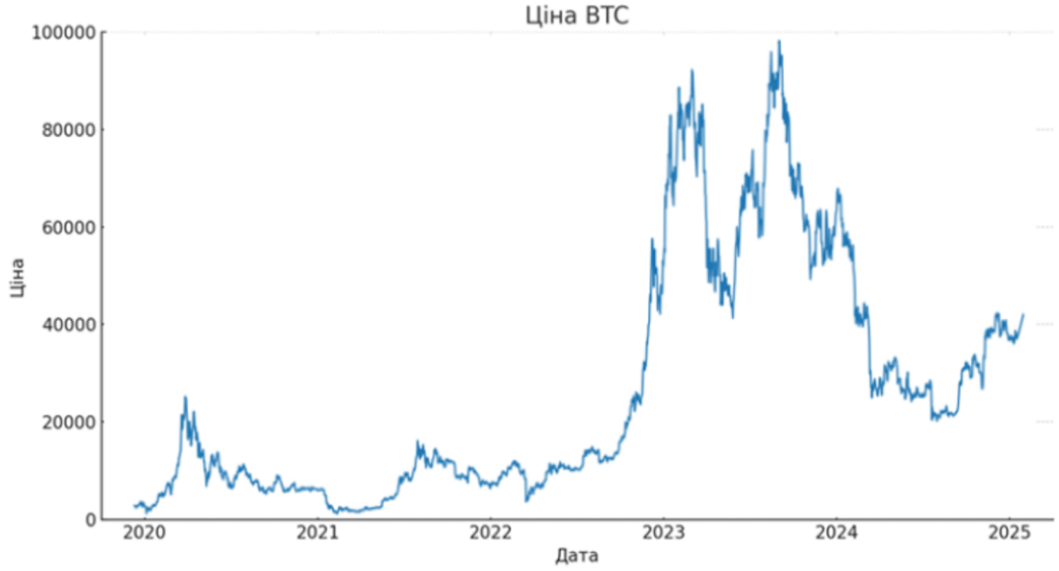


Рисунок 2.10 – Результати навчання моделі

Апаратна реалізація моделі на Jetson Nano

Таблиця 2.1 – Технічні характеристики платформи NVIDIA Jetson Nano

GPU	128-ядерний NVIDIA Maxwell
CPU	ARM Cortex-A57 (4 ядра)
RAM	4 ГБ LPDDR4
Підтримка ШІ	TensorFlow, PyTorch, ONNX
Енергоспоживання	5–10 Вт



Рисунок 2.11 – Апаратний модуль NVIDIA Jetson Nano для запуску нейронної мережі

Алгоритм роботи моделі на основі Jetson Nano

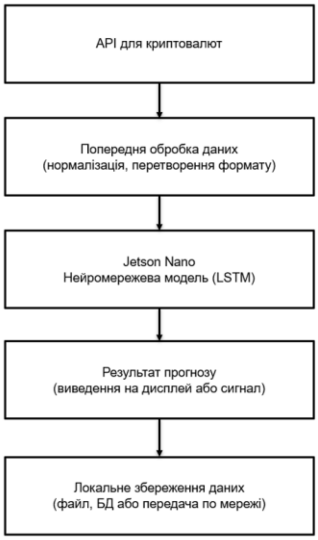


Рисунок 2.12 – Блок-схема роботи прогнозної системи на Jetson Nano



Рисунок 2.13 – Технологічна послідовність прогнозування на Jetson Nano

Метрики оцінки якості

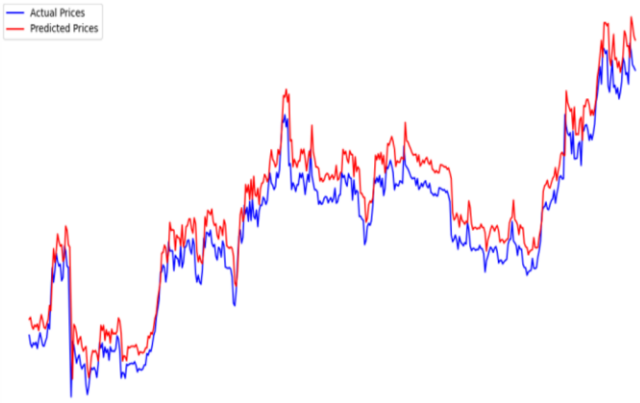


Рисунок А – Графік реальних значень та прогнозів моделі LSTM на ціну Bitcoin

Таблиця 3.2 – Результати оцінки точності моделі прогнозування

MAE	1174.84
RMSE	1468.55
MAPE	18.45%
R^2	0.9856

Низькі значення метрик → висока точність прогнозу

11

Порівняльний аналіз моделей

Таблиця 3.3 – Порівняння точності різних архітектур ШНМ для прогнозування криптовалют

Модель ШНМ	MAE (середня абсолютна помилка), $	RMSE (корінь з середньоквадратичної помилки), $	MAPE (%)	Примітка
MLP	245.8	312.4	6.32	Базова модель; швидке навчання
CNN	229.1	298.7	5.89	Добре виявляє локальні шаблони
LSTM	182.5	245.3	4.21	Найкраща обробка часових залежностей
GRU	187.9	251.8	4.43	Швидше навчається, схожий результат на LSTM
Transformer	175.2	238.9	4.05	Висока точність, але складна модель

12

ВИСНОВКИ

У ході виконання роботи було досліджено ринок криптовалют як об'єкт прогнозування, проаналізовано сучасні підходи до обробки фінансових часових рядів та реалізовано порівняльний аналіз ефективності різних архітектур штучних нейронних мереж. Проведене моделювання на основі історичних даних Bitcoin підтвердило перевагу рекурентних архітектур, зокрема LSTM, для задач короткострокового прогнозування в умовах високої волатильності.

Побудована модель на основі LSTM показала високу точність прогнозування — значення коефіцієнта детермінації $R^2 = 0.9856$, що свідчить про здатність моделі ефективно відображати реальні коливання ринку. Метрики MAE та MAPE також підтвердили стабільність та практичну придатність моделі.

ПРОДОВЖЕННЯ ВИСНОВКІВ

З метою демонстрації застосовності моделі в умовах обмежених обчислювальних ресурсів, реалізовано апаратну версію прогнозної системи на платформі NVIDIA Jetson Nano, яка забезпечує виконання моделі у режимі реального часу завдяки підтримці апаратного прискорення.

Таким чином, результати роботи підтверджують доцільність використання нейромережевих алгоритмів у задачах фінансового прогнозування, а також демонструють можливість їх ефективної реалізації на вбудованих обчислювальних пристроях, що відкриває перспективи для створення інтелектуальних автономних аналітичних систем у сфері криптовалютних інвестицій.

РЕЗУЛЬТАТИ ВПРОВАДЖЕННЯ

1.Жигула Я. В., Бученко І. А. Ефективність глибоких нейронних мереж для передбачення вартості криптовалют. *Застосування програмного забезпечення в ІКТ*: VI Всеукр. науково-техн. конф., м. Київ, 24 квіт. 2025 р. Київ, 2025. С. 404–407. URL: https://duikt.edu.ua/uploads/p_2779_56719466.pdf .

2. Жигула Я. В., Бученко І. А. Інстументарій ШІ для обробки часових рядів на прикладі криптовалютних даних. *Сучасні інтелектуальні інформаційні технології в науці та освіті* : V Всеукр. Науково-практ. конф., м. Київ, 15 трав. 2025 р. Подано до друку.