

**Бешко Богдан Тарасович**

старший викладач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна

ORCID ID: 0000-0001-6599-0808

b.beshko@knu.edu.ua

НАВЧАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ ДАНИХ ОЦІНЮВАННЯ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТІ ТА РИЗИКІВ ІНВЕСТУВАННЯ В ЦИФРОВІ АКТИВИ

Анотація. У даній публікації досліджується проблема аналізу результатів навчання штучних нейронних мереж на основі даних про ефективність та ризики інвестування в цифрові активи, зокрема, в умовах керування процесом купівлі та продажу криптовалют. Підхід до розв'язання цієї задачі базується на застосуванні теорії ігор як основного принципу для формування архітектури штучної нейронної мережі. Сполучення двох фундаментальних теорій - теорії ігор та нейромереж - дозволяє створювати інтуїтивно зрозумілі і ефективні інтелектуальні інформаційні системи для підтримки прийняття рішень у різних прикладних сферах, таких як фінанси, економіка та управління ресурсами. Особливу увагу приділено врахуванню нечітких параметрів та невизначеності в умовах ринку, що відображає реальні обставини при інвестуванні в криптовалюту та інші цифрові активи. Стаття пропонує ряд методів навчання та адаптації штучної нейронної мережі в рамках розробленого підходу, а також рекомендації щодо оцінки її ефективності та стабільності. Проаналізовано можливі області застосування та перспективи подальшого розвитку даної методології у контексті ринку цифрових активів. Проілюстровано застосування розробленої методології для аналізу результатів навчання штучної нейронної мережі та підтвердження її високої ефективності у прогнозуванні результативності та ризиків інвестування в цифрові активи. Висвітлено проблеми та обмеження, які можуть виникнути під час використання даної методології, а також запропоновано можливі шляхи їх подолання та удосконалення.

Ключові слова: інформаційні технології, інформаційні системи, аналіз даних, теорія ігор, нечітка логіка, штучні нейронні мережі, цифрові активи, криптовалюти.

ВСТУП

Аналізуючи та обробляючи великі обсяги вихідних даних штучні нейронні мережі (ШНМ) справляються з виділенням важливих ознак набагато краще, ніж люди. Успіх застосування ШНМ, насамперед глибоких штучних нейронних мереж, пов'язаний з їхньою здатністю автоматично виділяти з даних важливі ознаки. Ці ознаки і є основою для вирішення прикладних завдань

Постановка проблеми. Проблематика підходів до вибору матриці виграшу може бути сформована при вирішенні звичайної гри або при вирішенні білінійної багатокрокової гри з декількома термінальними поверхнями. Теорія ігор може виступати в якості базового організуючого принципу для формування такої штучної нейронної мережі. Теорія ігор (в даній публікації розглянемо на прикладі платіжної матриці), сформована в результаті рішення білінійної багатокрокової гри з декількома термінальними поверхнями, виступає в якості керівного принципу при організації та комунікації нейронів у ШНМ. Таке поєднання двох фундаментальних теорій - ігор та

нейромереж робить інтуїтивно привабливою можливість розробки інтелектуальних інформаційних систем для підтримки прийняття рішень у різних прикладних задачах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У роботі [1] показано, що у різних прикладних завданнях, пов'язаних із розробкою інтелектуальних інформаційних систем, взаємодію між двома агентами (штучними чи природними) можна інтерпретувати за допомогою положень теорії ігор, при цьому використовувати такі базові положення теорії ігор, як гравці, правила гри, результат гри (або виграш у канонічній інтерпретації теорії ігор) та ін [1]. У [2-3] подібні ключові концепції були описані стосовно системи пов'язаних нейронів. У цих роботах розглядаються підходи, відповідно до яких нейрони моделюються для розрахунку їх стратегій відповідно до їх індивідуальної матриці виграшів.

Хоча інвестиційної діяльності, на ринках цифрових активів, зокрема, криптовалют, а також питанням аналізу та оцінки ефективності інвестицій у цифрові криптовалюти (ЦКВ) присвячена велика кількість наукової літератури, а питанням управління процедурою купівлі-продажу цифрових активів у нечіткій постановці на основі спільного застосування теорії ігор та нечіткої математики уваги досі не приділялося. Тим більше, не вдалося виявити наукові публікації, які розглядають можливість вирішення таких ігор на основі використання апарату штучних нейронних мереж.

Мета статті. Метою дослідження є аналіз результатів навчання штучної нейронної мережі на основі даних оцінювання результативності та ризиків інвестування в цифрові активи та управління процедурою купівлі-продажу цифрових активів, на прикладі криптовалют у нечіткій постановці.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Зважаючи на вагомість імовірнісної складової, для визначення стратегій поведінки гравців на ринку цифрових активів досить часто в моделях застосовують математичний апарат теорії ігор. Подібного роду ігри описуються платіжною матрицею. Однак такий підхід має суттєвий недолік. Недолік полягає в тому, що складно передбачити початок зміни стратегії інших гравців на ринку цифрових активів, що може для конкретного гравця бути втратою його фінансових ресурсів, що спрямовуються на інвестування в цифрові криптовалюти (ЦКВ). Виходячи з необхідності адекватної оцінки початку зміни гравцями на ринку ЦКВ стратегій розглянемо можливість навчання ШНМ на підставі даних математичного моделювання результатів (платіжних матриць) подібних ігор. Дана математична модель розглянута в праці [4], що дає нам можливість розпочати дослідження навчання штучної нейронної мережі базуючись на використанні теорії ігор та нечіткої логіки.

Цифрові активи стали сьогодні невід'ємною складовою сучасної світової фінансової системи. Розвиток відповідних ринків, зокрема, попит та пропозиція на першу криптовалюту bitcoin та інші інструменти (altcoin) зараз перевищує 200 млн. дол. США на день, що більше, ніж середньоденні обсяги торгів на фондових біржах, наприклад України. Однак використання цифрових криптовалют як інвестиційного активу потребує обґрунтування можливості застосування класичних методів ризик-менеджменту, портфельного аналізу, ігрових моделей тощо. Класична портфельна теорія [5] та попередні економетричні дослідження ключових ринкових тенденцій показують, що для оцінки фінансових властивостей активу різної природи необхідно проаналізувати



динаміку його цін, що відповідають прибутковості від курсових різниць, а також уточнити горизонти планування (доцільність застосування статистичних методів). Ринок ЦКВ відносно новий. Незважаючи на те, що bitcoin був створений ще у 2009 році, інвестиційні властивості цього активу повноцінно виявилися лише у 2017 році. Зокрема, валютні пари BTC-USD, ETH (Ethereum)-USD та інші знайшли своє подання на міжнародному фінансовому інформаційному майданчику Google Finance, що додатково підтверджує визнання та інвестиційну значущість відповідних активів.

У процесі прийняття рішення про інвестиції в цифрових активів слід проводити аналіз характерних рис та особливостей цифрових активів у світі. Найчастіше потенційний інвестор використовує цифрові криптовалюти як інвестиції (наприклад, біткоїни, далі BTC), коли набуває цифрових токенів (tokens) компанії. Такі токени можуть бути або криптовалютою (cryptocurrency), або цінністю (Asset). По суті, різниця між токеном-криптовалютою і токеном-цінністю зводиться лише до технічних аспектів: в asset, на відміну cryptocurrency, немає власного блокчейна (розподіленої бази даних). Тобто випуск токена-цінності здійснюється за допомогою спеціальних платформ із власним блокчейном [6-7, 10].

У термінах ШНМ функцію активації можна уявити, як раціональну стратегію економічних агентів у парадигмі оптимізації функцій корисності. Якщо аналізувати штучні нейронні мережі як інструментарій, що використовується для глибокої обробки відомостей про ринок ЦКВ та для отримання високоякісних прогнозів щодо курсів ЦКВ, то далі в процесі генерації програмних та архітектурних варіантів ШНМ, слід використовувати саме раціональну стратегію гравця, як функції активації. Також раціональна (оптимальна) стратегія гравця може використовуватись при виборі оптимальних параметрів навчання (згортки) ШНМ.

Традиційний ШНМ не може згадати попередні вхідні дані. Але повторювані ШНМ дозволяють проводити навчання за допомогою вхідних даних з попередніх послідовностей. Це особливо важливо, враховуючи той факт, що спочатку не є завданням розробити свої «унікальні» ШНМ для вирішення проблеми прогнозування курсів на ринках ЦКВ. Ми бачимо загальне прикладне завдання роботи, щоб зробити потенціал існуючих рішень у галузі використання апарату ШНМ. Таке розширення функціональності ШНМ, наприклад, можливе шляхом впровадження модулів у них з даними, отриманими під час використання ігрових моделей. Блок LSTM (Long short-term memory) складається з комірки, вхідного затвора, вихідного затвора та забуття. У цьому [8] LSTM-Bitcoin-GoogleTrends-Prediction проект, що передбачає ціни BTC на основі ключових слів Google Trend. Алгоритм LSTM для версії Python 3.6 був обраний основним автором. Набір цін на ціни BTC може бути завантажений щогодини за допомогою API Coinapi.io.

Оскільки для проєктованої нами штучної нейронної мережі всі дані, як неважко переконається, представлені у числовому форматі, див. таблицю 1.

Таблиця 1

Фрагмент навчальної вибірки для штучної нейронної мережі*

Дата	Значення Bitcoin	Значення Litecoin	Значення ethereum-eth_usd	Значення вихід (Значення оптимальної стратегії інвесторів гравець 1)	Значення вихід (Значення оптимальної стратегії інвесторів гравець 2)	Фінансові ресурси гравців ринку ЦКВ не обмежені	На фінансові ресурси гравець на ринку ЦКВ накладені обмежені
16.09.2022	19758,25	55,73	1460,96	10	26	$(x(0), y(0))=(10.0, 13.2);$ $(x(1), y(1))=(12.0, 11.36);$ $(x(2), y(2))=(14.0, 10.36);$ $(x(3), y(3))=(16.0, 8.4);$ $(x(4), y(4)) = (18.0, 6.4).$	$(x(0), y(0)) = (7.0, 13.0);$ $(x(1), y(1))=(8.0, 11.0);$ $(x(2), y(2)) = (9.0, 10.0);$ $(x(3), y(3)) = (10.0, 8.0);$ $(x(4), y(4)) = (11.0, 6.0).$
15.09.2022	19798,84	56,92	1497,71	9	29	$(x(0), y(0))=(5.0, 10.0);$ $(x(1), y(1))=(4.0, 12.0);$ $(x(2), y(2))=(3.0, 13.0);$ $(x(3), y(3))=(2.0, 15.0);$ $(x(4), y(4))=(1.0, 17.0).$	$(x(0), y(0))=(5.0, 10.0);$ $(x(1), y(1))=(4.0, 11.0);$ $(x(2), y(2))=(3.0, 12.0);$ $(x(3), y(3))=(2.0, 14.0);$ $(x(4), y(4))=(1.0, 15.0).$
14.09.2022	19964,12	59,64	1597,84	9	39	$(x(0), y(0))=(5.0, 20.0);$ $(x(1), y(1))=(4.0, 16.0);$ $(x(2), y(2))=(3.0, 12.0);$ $(x(3), y(3)) = (2.0, 8.0),$ $(x(4), y(4)) = (1.0, 4.0).$	$(x(0), y(0)) = (5.0, 15.0);$ $(x(1), y(1)) = (4.0, 12.0);$ $(x(2), y(2))=(3.0, 9.0),$ $(x(3), y(3))=(2.0, 6.0);$ $(x(4), y(4)) = (1.0, 3.0).$
13.09.2022	20340,42	59,75	1616,41	8,5	38,5	$(x(0), y(0))=(11.0, 12.2);$ $(x(1), y(1))=(12.0, 11.36);$ $(x(2), y(2))=(14.0, 10.36);$ $(x(3), y(3))=(16.0, 8.4);$ $(x(4), y(4)) = (18.0, 6.4).$	$(x(0), y(0)) = (7.0, 13.0);$ $(x(1), y(1))=(8.0, 11.0);$ $(x(2), y(2)) = (9.0, 10.0);$ $(x(3), y(3)) = (10.0, 8.0);$ $(x(4), y(4)) = (11.0, 6.0).$

*на основі даних статистики з торгів та даних обчислювальних експериментів

У результаті формуємо векторний простір ознак. У цьому векторному просторі і будуть зібрані приклади для навчальної вибірки, що формується нами. Власне, у нашій задачі підготовки даних для навчальної вибірки препроцесинг фактично зводиться до приведення всіх даних у числову форму. Враховуючи раніше сформульовані цілі дослідження, у нас немає необхідності розглядати категорійні, булеві та інші не числові типи даних. Єдину відносну складність може бути процедура нормалізації даних. При нормалізації ми намагаємось досягти того, щоб середні значення за кожною їх ознакою, наприклад, по фінансовим ресурсам гравців, було таким, що дисперсія буде одиничною. Підвищувати чи знижувати розмірність векторного простору ознак також немає особливої потреби. Статистика з торгів ЦКВ знаходиться у практично відкритому доступі. А регламентувати кількість обчислювальних експериментів також немає сенсу. Їх число визначається лише здоровим глуздом під час підготовки даних для навчальної вибірки. У вибірці загальна чисельність таких обчислювальних експериментів варіювалася від 1500 до 2000.

Далі поставимо параметри навчання штучної нейронної мережі, див. таблицю 2.

Таблиця 2

Параметри навчання ШНМ

№	Параметр	Значення
1	Максимальна кількість циклів навчання	400
2	Граничне значення критерія навчання ШНМ	1e-3
3	Швидкість навчання ШНМ	0.1
4	Інтервал виведення інформації	2
5	Параметр обурення	1

Абсолютно більша кількість рішень у задачі прогнозування курсів і трендів на біржових майданчиках, що займаються операціями з ЦКВ, побудовані на застосуванні математичного апарату регресійного аналізу часових рядів. Такий підхід виправдав загалом, проте не дає конкретним гравцям можливостей для реалізації своїх стратегій на ринку ЦКВ. Регресійний аналіз наявних даних по тимчасових рядах з кількома виходами може прогнозувати відразу кілька кроків тимчасового ряду, проте марний для прогнозування того, чим може завершитися для конкретного гравця його спроби інвестувати в ЦКВ при наявних фінансових ресурсах і різних стратегіях інших гравців на ринку. Саме з метою нівелювати цей недолік класичних підходів на аналізі тимчасових рядів чи інших статистичних даних до навчального набору та включені дані за результатами ігрового моделювання. З урахуванням окремого модуля, що реалізує пропонувані в роботі ігрові моделі, кількість нейронів в останньому вихідному шарі визначатиме результативність прогнозування як вартості ЦКВ або пар, так і раціональність обраних гравцем стратегій. При складанні архітектури мережі використовують спеціальні бібліотеки алгоритмічної мови Python. Наприклад, була задіяна відкрита нейромережева бібліотека Keras.

Схема ШНМ для вирішення задачі прогнозування курсів ЦКВ показана на рис. 1.

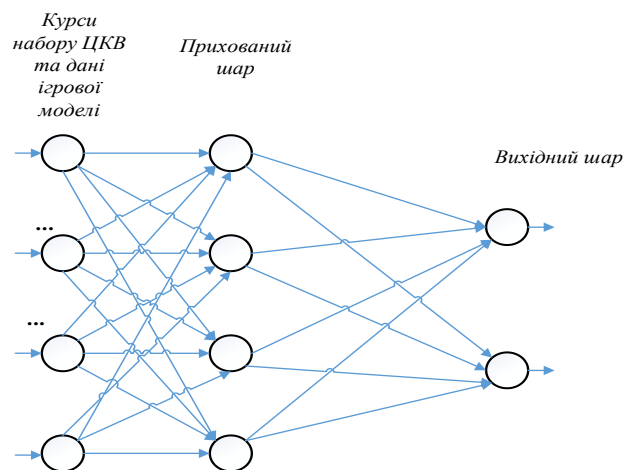


Рис.1. Схема ШНМ для вирішення задачі прогнозування курсів ЦКВ
Джерело: розроблено автором в середовищі Fuzzy Logic Matlab (знімок з екрану)

На першому кроці роботи нашої ШНМ необхідно завантажити дані. З цією метою служить бібліотека Pandas DataReader.

Приклад фрагмента коду для завантаження даних показано нижче на рисунку 2.

```

VCS Window Help CoinMarketCapWebApp.csv - ...DataPreprocess.py
Bitcoin-GoogleTrends-Prediction-master DataPreprocess.py Current File
Bitcoin3D.csv CoinMarketCapWebApp.csv DataPreprocess.py GoogleVolum
1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 # Bitcoin |
6 coindata = pd.read_csv('CoinMarketCapWebApp.csv')
7 googledata = pd.read_csv('GoogleVolume.csv')
8
9 # Loaded raw datasets are printed
10 print(coindata.head())
11 print(googledata.head())
12
13 # Unused column are dropped and preprocessed
14 coindata = coindata.drop(['#'], axis=1)
15 coindata.columns = ['Date', 'Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume']
16 googledata = googledata.drop(['#'], axis=1)
17
18 # final results are printed for two datasets
19 print(coindata.head())
20 print(googledata.head())
21
22 # Finally two datasets are concatenated
23 last = pd.concat([coindata, googledata], axis=1)
24 print(last.head())
25
26 # Final dataset exported
27 last.to_csv('Bitcoin3D.csv', index=False)
28

```

Рис.2. Приклад фрагмента коду в PyCharm IDE для завантаження даних з навчальної вибірки у форматі .csv

Джерело: побудовано автором у середовищі IDE PyCharm (знімок з екрану)

На другому кроці роботи з ШНМ можна вивчити наявний набір даних:

Так одразу після завантаження, у нижній частині вікна IDE PyCharm ми можемо ці дані та рекомендуваний графік на підставі наявного часового ряду. А також на підставі даних, отриманих під час реалізації ігрових моделей, див. рис. 3. Лінійні графіки виглядають так, як і очікувалося, і відображають історію цін ЦКЗ. Оскільки можна отримувати подібні дані фактично щодня, дані будуть виглядати по-різному, залежно від того, коли ви запускаєте код.

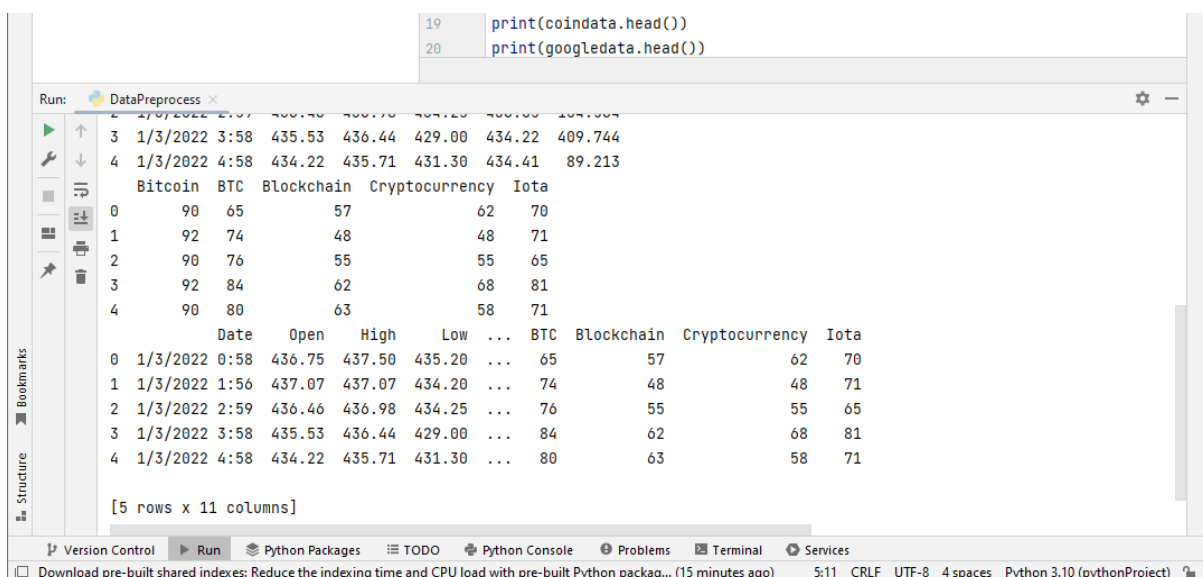


Рис.3. Приклад фрагмента із завантаженими даними, що використовуються для навчання ШНМ

Джерело: побудовано автором у середовищі IDE PyCharm (знімок з екрану)

Далі практично всі наступні процедури під час роботи з ШНМ є стандартними. Тож докладно не розглядаються. Звернемо увагу, що в порівнянні з первісним варіантом ШНМ типу LSTM, яка була взята за основу, в нашій мережі додатково реалізовано модуль Geme, Цей модуль дозволяє підключати дані, На рисунку 4 показані результати роботи покращеної ШНМ. Мережа не тільки дозволяє отримувати прогнози оцінки про вартість ЦКВ на основі аналізу статистики, за ключовими словами в Google Trend, та даними торгів на біржах ЦКВ, з використанням алгоритму LSTM, але й доповнена навчальними наборами (додані відповідні стовпці у файли навчальних вибірок) на підставі представлених у роботі моделей.

Як можна побачити на рисунку 5 якість отриманих прогнозів про вартість пари Біткойн/UAH на грудень 2022 року цілком прийнятна. Загалом на 92-97% 5 отримані прогнози оцінки збігалися з даними, отриманими на кінець грудня 2022 року, на реальних торгових майданчиках пари Біткойн/UAH, див. рис. 6.

Отже, модифікований алгоритм LSTM передбачав ціни закриття ЦКВ із прийнятною точністю, покращуючи своє навчання у кожен епоху.

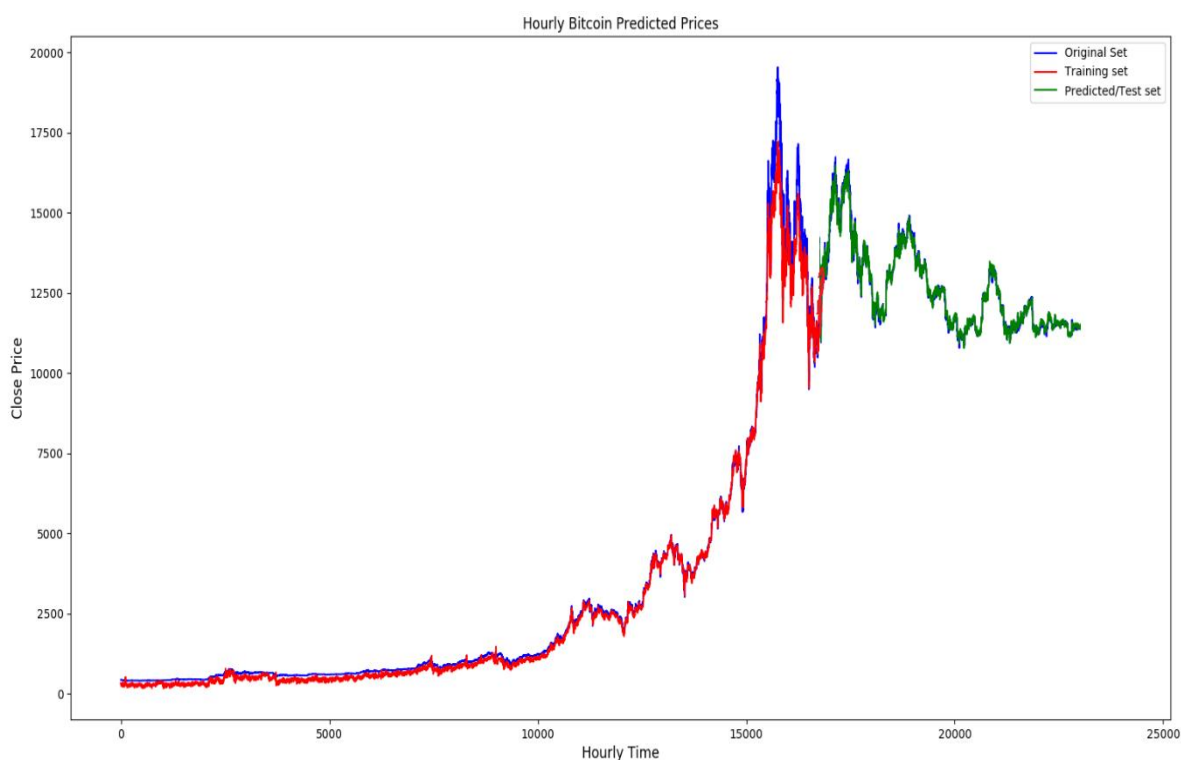


Рис. 4 Результати прогнозування вартості ЦКВ (біткойн BTC) при використанні модифікованої ШНМ LSTM

Джерело: побудовано автором у середовищі IDE PyChart (знімок з екрану)

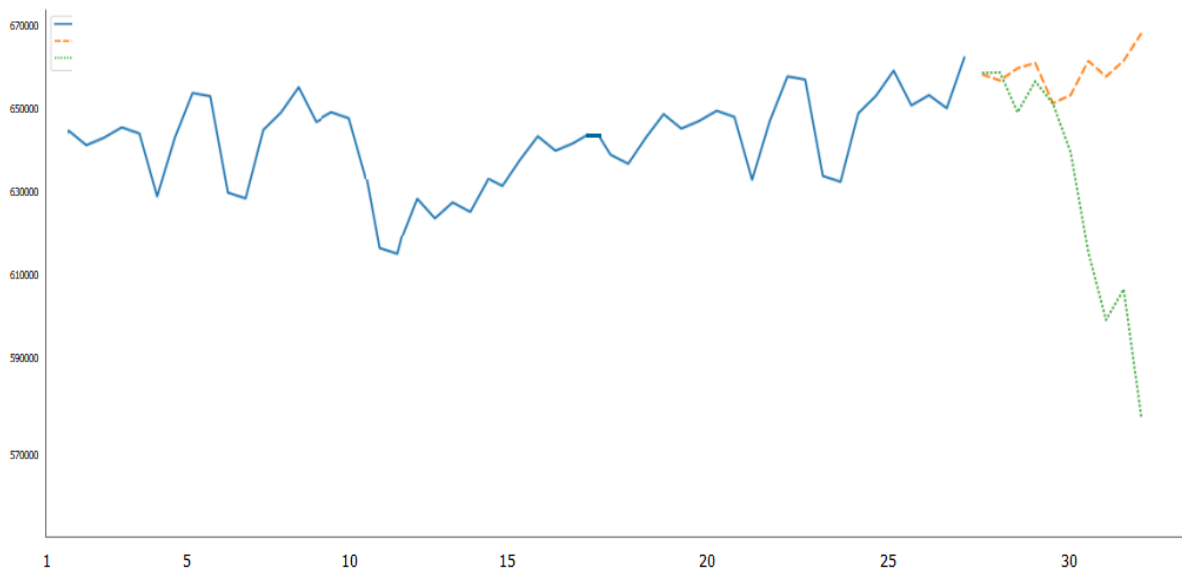


Рис. 5. Результати прогнозування вартості Біткойн/UAH у грудні 2022 року при використанні модифікованої ШИМ LSTM
Джерело: побудовано автором у середовищі IDE PyChart (знімок з екрану)



Рис. 6. Результати реальних торгів пари Біткойн/UAH на кінець грудня 2022 року
Джерело: побудовано автором у середовищі Google Finance (на основі даних [9])
(знімок з екрану)

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Результати даного дослідження демонструють важливість поєднання різних теоретичних підходів, зокрема теорії ігор та нейронних мереж, для розробки інноваційних рішень у сфері інвестицій у ринок цифрових активів. Адже, було підтверджено, що поєднання теорії ігор та нейромереж виступає як ефективний інструмент оцінки результативності та ризиків інвестування.

Проілюстровано застосування теорії ігор, зокрема платіжної матриці, як основного принципу при організації та комунікації нейронів в штучній нейронній мережі, що дозволило підвищити точність прогнозування та забезпечити більш виважене прийняття рішень в задачах інвестування в цифрові активи та управління процедурою купівлі-продажу цифрових криптовалют.

Варто також відзначити, що отримані результати можуть сприяти розробці нових методів та підходів до оптимізації процесу навчання штучних нейронних мереж, що враховують особливості ринку цифрових активів та існуючі ризики.

Відповідно, на основі отриманих результатів планується розробка багатоконтурної інформаційної системи з інтелектуальною підтримкою, що враховує специфіку ринку цифрових активів та можливість адаптації до змінних умов.

Отримані результати вказали на подальшу необхідність проведення дослідження для вдосконалення та оптимізації існуючих моделей штучних нейронних мереж на основі теорії ігор з метою забезпечення ще більшої точності прогнозування та адаптивності до різних прикладних задач у сфері інвестування в цифрові активи та управління процедурою купівлі-продажу цифрових криптовалют.

У майбутніх дослідженнях пропонується розглянути різні аспекти та можливості застосування гібридних моделей штучних нейронних мереж, що поєднують теорію ігор з іншими математичними та статистичними методами, для підвищення точності прогнозування та оптимізації рішень у різних сферах.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1 Lakhno, V., Akhmetov, B., Malyukov, V., Kartbaev, T. (2018). Modeling of the decision-making procedure for financing of cyber security means of cloud services by the medium of a bilinear multistep quality game with several terminal surfaces. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 64(4), 467-472.
- 2 Z. Liu *et al.* (2019). A Survey on Blockchain: A Game Theoretical Perspective. *IEEE Access*, 7, 47615-47643. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909924>.
- 3 Liu, Z., Luong, N. C., Wang, W., Niyato, D., Wang, P., Liang, Y. C., Kim, D. I. (2019). A survey on applications of game theory in blockchain. *arXiv preprint arXiv, 1902*, 10865.
- 4 Bebeshko, B., Malyukov, V., Lakhno, M., Skladannyi, P., Sokolov, V., Shevchenko, S., Zhumadilova, M. (2022) Application of game theory, fuzzy logic and neural networks for assessing risks and forecasting rates of digital currency *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 100(24). <http://www.jatit.org/volumes/Vol100No24/15Vol100No24.pdf>
- 5 Trimborn, S., Li, M., Härdle, W. K. (2019). Investing with Cryptocurrencies—a Liquidity Constrained Investment Approach*. *Journal of Financial Econometrics*, 18(2), 280–306. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbz016>
- 6 Angerer, M., et al. (2021). Objective and subjective risks of investing into cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 40, 101737. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101737>
- 7 Maiti, M., Vukovic, D., Krakovich, V., Panxy, M. K. (2020). How integrated are cryptocurrencies. *International Journal of Big Data Management*, 1(1), 64-80. <https://doi.org/10.1504/IJBDM.2019.10023285>
- 8 LSTM-Bitcoin-GoogleTrends-Prediction. <https://github.com/falaybeg/LSTM-Bitcoin-GoogleTrends-Prediction>
- 9 Google Finance. <https://www.google.com/finance/quote/BTC-UAH>
- 10 Buriachok, V., Shevchenko, S., Zhdanova Y., Skladannyi, P. (2021). INTERDISCIPLINARY APPROACH TO THE DEVELOPMENT OF IS RISK MANAGEMENT SKILLS ON THE BASIS OF DECISION-MAKING THEORY. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 3(11), 155-165. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2021.11.155165>

**Bohdan Bebeszko**

Senior Lecturer of the Department of Software Engineering and Cybersecurity

State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine

ORCID ID: 0000-0001-6599-0808

b.bebeszko@knute.edu.ua

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TRAINING BASED ON PERFORMANCE AND RISKS ASSESSMENT DATA OF THE INVESTMENT IN DIGITAL ASSETS

Abstract. The problem of analyzing the results of training artificial neural networks based on data about the efficiency and risks of investing in digital assets, particularly in the context of managing the buying and selling process of cryptocurrencies, has been investigated. The approach for solving this problem is based on the application of game theory as the main principle for forming the architecture of the artificial neural network. Combining two fundamental theories - game theory and neural networks - allows the creation of intuitively understandable and effective intelligent information systems for decision support in various application areas, such as finance, economics, and resource management. Special attention is paid to considering fuzzy parameters and uncertainties in market conditions, reflecting the real circumstances of investing in cryptocurrencies and other digital assets. The article proposes a series of methods for training and adapting the artificial neural network within the developed approach, as well as recommendations for evaluating its effectiveness and stability. The possible areas of application and prospects for further development of this methodology in the context of the digital asset market have been analyzed. The application of the developed methodology for analyzing the results of artificial neural network training has been illustrated, and its high efficiency in predicting investment performance and risks in digital assets has been confirmed. The issues and limitations that may arise during the use of this methodology were highlighted, and possible ways to overcome and improve them have been proposed..

Keywords: information Technologies, information systems, data analysis, game theory, fuzzy logic, artificial neural networks, digital assets, cryptocurrency.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

- 1 Lakhno, V., Akhmetov, B., Malyukov, V., Kartbaev, T. (2018). Modeling of the decision-making procedure for financing of cyber security means of cloud services by the medium of a bilinear multistep quality game with several terminal surfaces. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 64(4), 467-472.
- 2 Z. Liu *et al.* (2019). A Survey on Blockchain: A Game Theoretical Perspective. *IEEE Access*, 7, 47615-47643. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909924>.
- 3 Liu, Z., Luong, N. C., Wang, W., Niyato, D., Wang, P., Liang, Y. C., Kim, D. I. (2019). A survey on applications of game theory in blockchain. *arXiv preprint arXiv, 1902.10865*.
- 4 Bebeszko, B., Malyukov, V., Lakhno, M., Skladannyi, P., Sokolov, V., Shevchenko, S., Zhumadilova, M. (2022) Application of game theory, fuzzy logic and neural networks for assessing risks and forecasting rates of digital currency *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 100(24). <http://www.jatit.org/volumes/Vol100No24/15Vol100No24.pdf>
- 5 Trimborn, S., Li, M., Härdle, W. K. (2019). Investing with Cryptocurrencies—a Liquidity Constrained Investment Approach*. *Journal of Financial Econometrics*, 18(2), 280–306. <https://doi.org/10.1093/jfinec/nbz016>
- 6 Angerer, M., et al. (2021). Objective and subjective risks of investing into cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 40, 101737. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101737>
- 7 Maiti, M., Vukovic, D., Krakovich, V., Panxy, M. K. (2020). How integrated are cryptocurrencies. *International Journal of Big Data Management*, 1(1), 64-80. <https://doi.org/10.1504/IJBDM.2019.10023285>
- 8 LSTM-Bitcoin-GoogleTrends-Prediction. <https://github.com/falaybeg/LSTM-Bitcoin-GoogleTrends-Prediction>
- 9 Google Finance. <https://www.google.com/finance/quote/BTC-UAH>



- 10 Buriachok, V., Shevchenko, S., Zhdanova Y., Skladannyi, P. (2021). INTERDISCIPLINARY APPROACH TO THE DEVELOPMENT OF IS RISK MANAGEMENT SKILLS ON THE BASIS OF DECISION-MAKING THEORY. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 3(11), 155-165. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2021.11.155165>

