

DOI: <http://doi.org/10.32750/2025-0204>

УДК 519.854.2:330.342.146:004.032.26

JEL Classification: C45, C02, E47

**Чижевська Марина Борисівна**

кандидат економічних наук, доцент  
завідувач кафедри економіки, підприємництва та маркетингу  
Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»  
Полтава, Україна  
ORCID ID: 0000-0003-1637-9564  
*e-mail: marfin.poltava@gmail.com*

**Венгер Віталій Васильович**

доктор економічних наук, старший науковий співробітник  
завідувач відділу торговельної та промислової політики  
Державна установа «Інститут економіки та прогнозування Національної академії наук України»  
Київ, Україна  
ORCID ID: 0000-0003-1018-0909  
*e-mail: vengerv@ukr.net*

**Кушніренко Оксана Миколаївна**

доктор економічних наук, доцент  
провідний науковий співробітник відділу торговельної та промислової політики  
Державна установа «Інститут економіки та прогнозування НАН України»  
Київ, Україна  
ORCID ID: 0000-0002-3853-584X  
*e-mail: kushnksena@gmail.com*

**Романовська Наталія Іванівна**

кандидат економічних наук, доцент  
науковий співробітник відділу торговельної та промислової політики  
Державна установа «Інститут економіки та прогнозування НАН України»  
Київ, Україна  
ORCID ID: 0000-0002-1377-7551  
*e-mail: romnatalina@gmail.com*

**Степаненко Олег Анатолійович**

головний державний інспектор відділу аналітичної роботи управління оподаткування юридичних осіб  
Державна установа Головне управління ДПС у Полтавській області  
Полтава, Україна  
ORCID ID: 0009-0008-1728-4245  
*e-mail: olegstepanenko211@gmail.com*

## ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІНИ КРИПТОВАЛЮТ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МОДЕЛІ FNN ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ІНВЕСТИЦІЙНИХ ПРОЦЕСІВ

**Анотація.** Криптовалюти відіграють важливу роль у розвитку фінансових ринків, виступаючи як альтернативний інвестиційний актив, засіб платежів та інструмент оптимізації інвестиційних процесів. Ціна криптовалют формується під впливом багатьох факторів, серед яких висока ринкова волатильність, зміни в попиті та пропозиції, політичні та економічні настрої, а також вплив інформаційних повідомлень і регуляторних змін. Незважаючи на те, що висока волатильність криптовалютних ринків створює значні ризики для інвесторів, це водночас відкриває можливості для отримання прибутку за умови ефективного прогнозування цінових коливань. Традиційні методи аналізу не завжди забезпечують високу точність прогнозів у зв'язку з високою невизначеністю. В цих умовах запропоновано прогнозувати ціну криптовалют, зокрема біткоїна за допомогою сучасних методів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж. Для цього можна використати модель FNN (Feed forward Neural Network), яка є одним із базових видів нейронних мереж для прогнозування цін криптовалют, що дозволяє аналізувати великі обсяги даних та виявляти приховані

закономірності в динаміці цінових змін. Висока гнучкість та адаптивність FNN-моделей сприяє підвищенню точності прогнозів і, відповідно, оптимізації інвестиційних рішень. Розроблена модель дозволяє отримувати прогноз ціни біткоїна та візуально оцінити точність прогнозування на основі обраних індикаторів. Це дає змогу користувачам, зокрема трейдерам, швидко зрозуміти, наскільки добре модель справляється з прогнозуванням та чи є необхідність в її вдосконаленні. Впровадження таких моделей сприятиме підвищенню точності передбачень щодо майбутніх трендів на ринку, а інвесторам і аналітикам приймати більш обґрунтовані рішення, своєчасно реагувати на ринкові зміни, знижуючи ризики та максимізуючи прибуток.

**Ключові слова:** аналіз; модель; прогнозування; оптимізація; моделювання; інвестиції; ціна; криптовалюта; фінансування.

## ВСТУП

У сучасному світі криптовалюти, зокрема біткоїн, набули значної популярності як фінансовий актив. Однак їхня ціна є надзвичайно волатильною, що ускладнює процес прогнозування та прийняття інвестиційних рішень. Традиційні методи аналізу не дають достатньо точних результатів через нелінійну природу зміни ціни криптовалют. Це ускладнює ухвалення ефективних інвестиційних рішень та підвищує рівень невизначеності. Водночас методи штучного інтелекту, зокрема нейронні мережі, мають значний потенціал у прогнозуванні фінансових показників. Feedforward Neural Network (FNN) — одна з ефективних моделей глибокого навчання, спроможна аналізувати великі обсяги даних та підвищувати точність прогнозування. Однак існує проблема адаптації цієї моделі до високоволатильного криптовалютного ринку, а також її інтеграції у процес оптимізації інвестиційних стратегій.

Дослідження можливостей використання моделі FNN для прогнозування ціни криптовалют, оцінка її точності та ефективності, а також розробка підходів до оптимізації інвестиційних процесів на основі отриманих прогнозів є надзвичайно актуальними завданнями в сучасному інвестуванні. Застосування таких моделей дозволяє знизити ризики для інвесторів шляхом оптимізації інвестиційного портфеля, підвищити прибутковість угод завдяки вчасному реагуванню на ринкові зміни, мінімізувати ризики втрат через визначення оптимальних точок входу та виходу з ринку і сприяти розвитку алгоритмічного трейдингу на криптовалютному ринку.

**Постановка проблеми.** Незважаючи на зростаючу популярність криптовалют як інструменту інвестування, їх висока волатильність та непередбачуваність залишаються серйозною проблемою для ефективного управління фінансовими ризиками. Традиційні методи прогнозування часто не враховують складної динаміки крипторинку, що знижує точність прийняття інвестиційних рішень. У зв'язку з цим актуальним є пошук нових підходів до прогнозування вартості криптовалют, зокрема із використанням штучних нейронних мереж. Застосування моделі Feedforward Neural Network (FNN) відкриває можливості для більш точного моделювання цінових змін, однак потребує адаптації до особливостей криптовалютного ринку та перевірки ефективності її використання в оптимізації інвестиційних процесів.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Прогнозування цін криптовалют є однією з ключових тем сучасних фінансових досліджень. Дослідження багатьох науковців демонструють ефективність застосування інформаційних технологій, зокрема нейронних мереж у прогнозуванні короткострокових змін ціни криптовалют, підкреслюючи важливість врахування макроекономічних факторів та інформаційного потоку. Зростання рівня популярності майнінгу криптовалюти обґрунтовується у працях багатьох дослідників. Зокрема, у праці М. Чижевської, Н. Романовської, В. Венгера, В. Соколова зазначено, що майнінг криптовалют розглядається не лише як інструмент отримання прибутку, а й як важлива складова підтримки функціонування блокчейн-мереж, яка

стимулює розвиток цифрової економіки, впливає на формування нових ринків праці та вимагає постійного вдосконалення технічної бази й регуляторної політики [1].

С. Огінок та К. Янко особливу увагу приділили виявленню причинно-наслідкові зв'язків, появи та періодизації розвитку ринку криптовалют, позитивних чинників та ключових проблем, що стосуються проведення платежів електронними валютами [2].

Вченими Т. Андерсен, Т. Болеслев, Ф. Дайболд та П. Лабіс зробили висновок, що для прогнозування волатильності на фінансових ринках не потрібна велика кількість історичних даних, а для аналізу достатньо короткого періоду спостереження [3].

Значний внесок у розвиток методології прогнозування зробили В. Фан, В. Гуанжун та К. Ксін-бінг, які використовуючи сплайн-техніку для оцінки середнього значення та коваріаційних функцій розробили модель денної кривої волатильності [4]. Їхні результати свідчать, що використання комбінованих моделей дозволяє враховувати нелінійність та випадковість криптовалютного ринку.

Вагомий внесок у розвиток теорії криптовалюти та прогнозування їх вартості зробили [5] – [22]. У літературі описують прогнозування ціни біткоіна за допомогою методів машинного та глибокого навчання ([23], [24], [25] та інші), використовуючи лінійну регресію та методи довгострокової пам'яті, зокрема [26] тощо.

С. Ламірі та С. Бекірос у своїй статті порівнюють різні систем штучного інтелекту для прогнозування біткоіну. Автори використали три різні набори моделей, тобто підходи статистичного машинного навчання, включаючи опорні векторні регресії (SVR) і регресії Гаусса Пуассона (GRP), алгоритмічні моделі, такі як дерева регресії (RT) і найближчих сусідів (kNN) і, нарешті, топології штучних нейронних мереж, такі як прямого зв'язку (FFNN), байєсівська регуляризація (BRNN) і мережі радіальних базисних функцій (RBFNN). Вчені дійшли висновку, що інтелектуальні системи машинного навчання мають кілька переваг у моделюванні та прогнозуванні великих наборів даних, таких як часові ряди високочастотних цін на біткоїн, оскільки вони здатні враховувати численні взаємодії між прогнозованими входами, працювати без припущень щодо форми зв'язку між входами та виходами, у той час як вони здатні ідентифікувати нелінійні хаотичні моделі в часових коливаннях сигналу [27].

Кожен із авторів намагається покращити результат прогнозування ціни біткоіна й наразі пошуку найточнішої моделі прогнозування ціни біткоіна тривають.

**Метою статті** є обґрунтування можливостей застосування моделі FNN в прогнозуванні ціни криптовалют для оптимізації інвестиційних процесів, що враховує тенденції на фінансових ринках та забезпечує підвищену точність передбачень на середньострокову перспективу.

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Криптовалюту можна використовувати не лише як засіб платежів у будь якому куточку світі, а й як інструмент оптимізації інвестиційних процесів. З метою отримання значних прибутків деякі інвестори готові продовж декількох років тримати свої активи в криптовалюті для збільшення свого капіталу. З урахуванням зазначеного, короткострокове інвестування є досить ризикованим, що ускладнює прогнозування ціни криптовалют і визначення ефективності інвестиційних процесів. Саме тому прогнозування ціни криптовалют в середньостроковій перспективі є актуальним науковим завданням. Традиційні методи аналізу здебільшого не дають достатньо точних результатів через нелінійну природу змін вартості криптовалют та мінливих ринкових умов. Авторами запропоновано прогнозувати ціну біткоіна за допомогою сучасних методів штучного інтелекту, зокрема глибокого навчання. Для цього використано модель FNN (Feed forward Neural Network), яка є одним із базових видів нейронних

мереж. Ця модель дозволяє аналізувати історичні дані про ціну біткоїна, обсяги торгів, ринкові індикатори та інші релевантні параметри, щоб виявляти приховані закономірності та робити більш точні прогнози.

Реалізація моделі здійснюється в середовищі Visual Studio Code із використанням мови програмування Python, яка є однією з найпопулярніших мов для роботи з даними та розробки моделей машинного навчання завдяки своїй гнучкості та широкому вибору бібліотек, таких як TensorFlow, Keras, PyTorch тощо. У процесі роботи з моделлю було проведено попередню обробку даних, включаючи очищення, нормалізацію та вибір ключових показників для навчання.

Зважаючи на високу волатильність ринку криптовалют, моделі прогнозування FNN адаптовані до змінних умов, зокрема до швидких коливань цін та непередбачуваних змін попиту. На рис. 1 зображено динаміку ціни біткоїна протягом 2015–2024 рр., для побудови якої використовувалися дані на момент відкриття торгів, оскільки це дозволяє уникнути впливу внутрішньоденних коливань і зосередитись на загальній тенденції.

Як свідчать дані рис. 1, в перші роки ціна біткоїна була стабільно низькою, з поступовим зростанням до 2017 р., коли відбувся перший значний сплеск. Після цього спостерігається різке падіння, характерне для високоволатильних активів.

У 2020–2021 рр. відбулося стрімке зростання ціни, через підвищену увагу інвесторів та загальний ріст ринку криптовалют. Цей період супроводжувався кількома значними коливаннями, що вказує на високий рівень ризику для інвесторів. У 2022 р. відбувалося значне падіння ціни, яке спричинене загальним спадом на ринку.

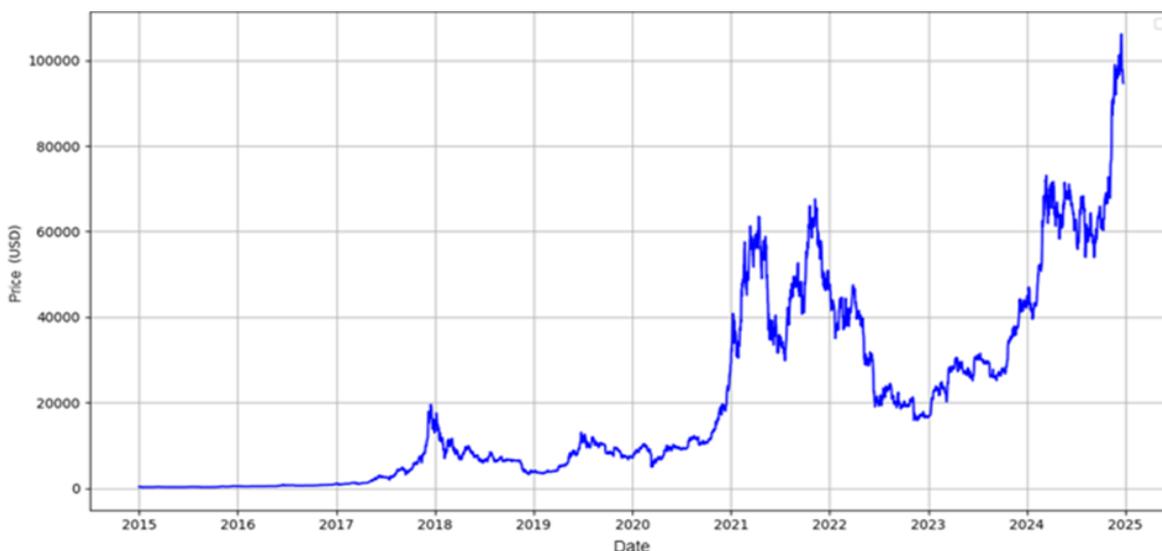


Рис. 1. Динаміка ціни біткоїна протягом 2015–2024 рр.

*Примітка: створено на основі даних API сервісу Yahoo Finance*

З 2023 р. показник знову демонструє стабільне зростання, досягаючи нових максимумів у прогнозованому періоді до 2025 р. Загалом, графік ілюструє циклічність ринку біткоїна з періодами швидкого зростання, корекцій та стабілізації.

Для прогнозування ціни біткоїна до грудня 2027 року використовувалися історичні дані про його ціну на момент закриття торгів (січень 2015 р. – грудень 2024 р), оскільки саме цей показник найбільш точно відображає результат ринкового дня, а також реальну ціну біткоїна на момент завершення торгового місяця. Дані були отримані з популярного ресурсу API Yahoo Finance, який надає точні та перевірені дані про ціну біткоїна та інших криптовалют.

Розроблена програма для прогнозування ціни біткоіна використовує нейронну мережу з кількома шарами для аналізу технічних індикаторів. Спочатку здійснюється завантаження історичних даних курсу біткоіна у форматі часового ряду. Ці дані очищуються та доповнюються технічними індикаторами, такими як прості ковзні середні (SMA), індекс відносної сили (RSI), а також конвергенція/дивергенція ковзних середніх (MACD). Ці індикатори дозволяють визначити тренди, імпульси та потенційні точки зміни напрямку ціни. Після обробки даних виконується їх розподіл на тренувальну та тестову вибірки. Для моделі формуються ознаки (технічні індикатори) та цільова змінна (ціна закриття). Дані нормалізуються за допомогою StandardScaler, щоб забезпечити стабільність навчання та підвищити точність прогнозування.

Модель нейронної мережі побудована за допомогою бібліотеки Keras. Вона включає кілька прихованих шарів із функцією активації ReLU, що дозволяє моделі обробляти нелінійні залежності між ознаками. Вихідний шар містить один нейрон, який відповідає прогнозованій ціні. Для навчання використовується оптимізатор Adam із функцією втрат середньоквадратичної помилки (MSE). Модель тренується на 250 епохах із використанням міні-батчів, що забезпечує збалансоване оновлення ваг.

Після навчання модель застосовується до тестової вибірки для оцінки її точності. Обчислюються показники середньоквадратичної (MSE), середньої абсолютної (MAE) та кореневої середньоквадратичної помилки (RMSE). Ці показники дозволяють оцінити наскільки точно модель прогнозує ціну.

MSE вимірює середнє значення квадратів різниць між прогнозованими і фактичними значеннями. Чим менше значення MSE, тим точніші прогнози. MSE розраховується за формулою (1) [17].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2, \quad (1)$$

де  $N$  — кількість спостережень;

$y_i$  — фактичне значення для  $i$ -го спостереження;

$\hat{y}$  — прогнозоване значення для  $i$ -го спостереження.

MAE визначає середнє значення абсолютних різниць між прогнозами та фактичними даними. MAE показує, на скільки в середньому відрізняються прогнози від реальних значень. MAE розраховується за формулою (2).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}|, \quad (2)$$

де  $N$  — кількість спостережень;

$y_i$  — фактичне значення для  $i$ -го спостереження;

$\hat{y}$  — прогнозоване значення для  $i$ -го спостереження.

RMSE є квадратним коренем з MSE. Цей показник дає уявлення про величину помилки в тих самих одиницях вимірювання, що й самі дані, і також використовується для оцінки точності прогнозів. MAE розраховується за формулою (3).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2}, \quad (3)$$

де  $N$  — кількість спостережень;

$y_i$  — фактичне значення для  $i$ -го спостереження;

$\hat{y}$  — прогнозоване значення для  $i$ -го спостереження.

В табл. 1 наведено основні показники адекватності моделі.

Таблиця 1

Показники адекватності моделі FNN

Показники	Значення
MSE	0,048325
MAE	0,234872
RMSE	0,219875

Примітка: створено авторами

За даними табл. 1, показник MSE становить 0,048325, який вказує на те, що середнє значення квадратичної помилки між прогнозами та реальними значеннями є відносно низьким. Це означає, що модель прогнозує значення з мінімальними відхиленнями. MAE дорівнює 0,234872, що означає, що в середньому абсолютна помилка між прогнозами і фактичними значеннями становить близько 0,23.

RMSE становить 0,219875, що є коренем з MSE. Це значення дає помилку в тих самих одиницях, що й цільова змінна, і відображає середній розмір помилки в прогностичних значеннях. Оскільки RMSE близьке до MAE, це свідчить про те, що модель не має великих відхилень.

Результати прогнозування візуалізуються у вигляді графіка, який показує реальну та прогнозовану ціну біткоїна. Додатково реалізовано функціонал для прогнозування ціни на основі останніх значень технічних індикаторів, що дозволяє оцінити майбутню динаміку.

Додатково в програмі реалізовано можливість прогнозування ціни біткоїна на основі останніх значень технічних індикаторів. Це дозволяє отримати миттєву оцінку майбутньої вартості активу. Для цього обчислюються останні значення SMA, RSI, MACD та сигналу MACD, які нормалізуються за допомогою попередньо навченого скейлера. Потім ці значення подаються на вхід нейронної мережі, яка генерує прогнозовану ціну. На рис. 2 зображено процес навчання моделі FNN.

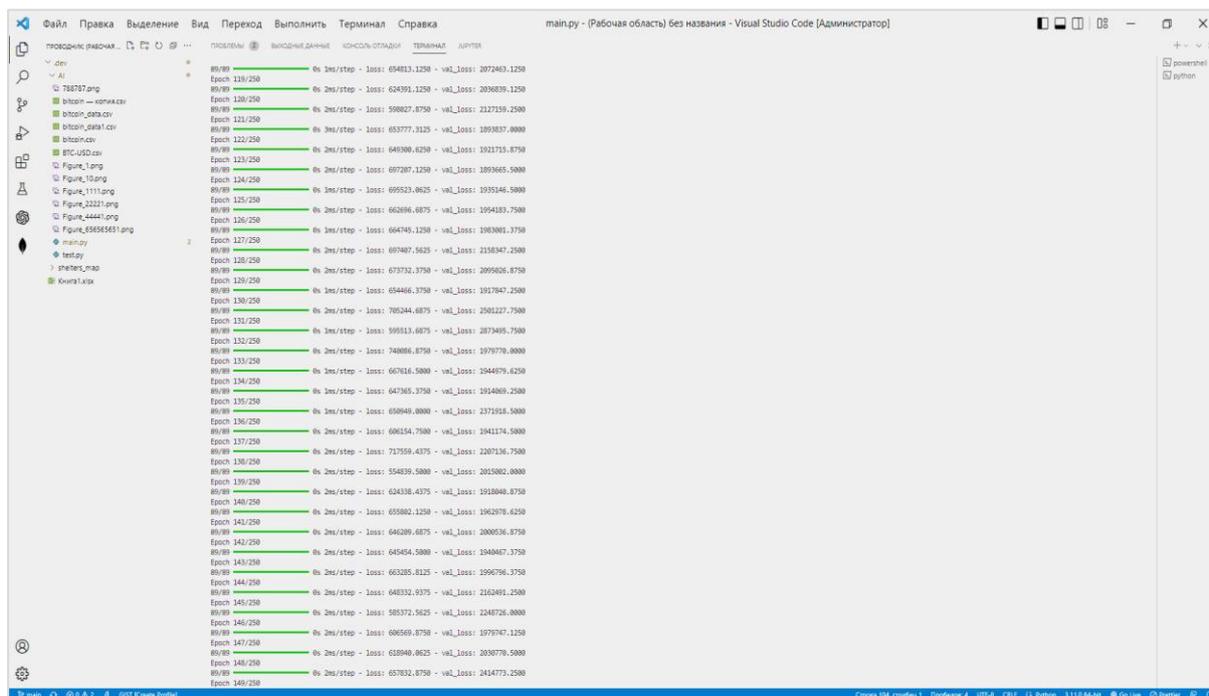


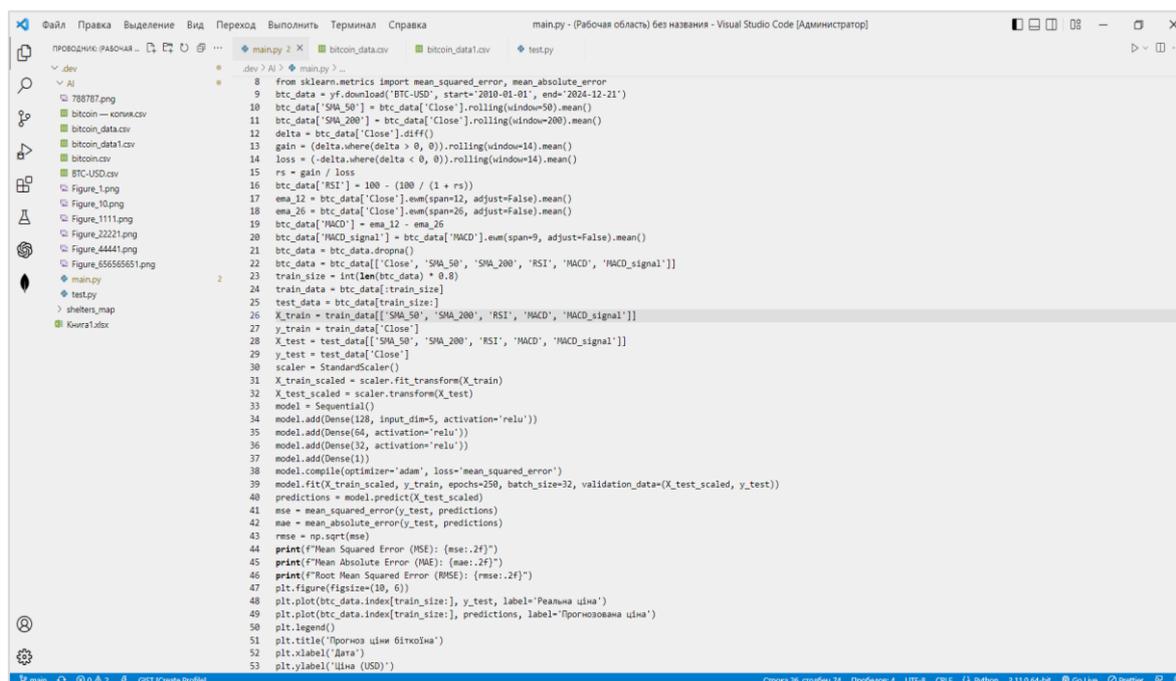
Рис. 2. Процес навчання моделі FNN

Примітка: створено авторами

Особливу увагу приділено візуалізації результатів, оскільки це важливий аспект для оцінки ефективності моделі та її застосування в реальних умовах. Графік прогнозу, що порівнює реальні та прогнозовані значення, дає змогу візуально оцінити точність прогнозування на основі обраних індикаторів. Це дозволяє користувачам, зокрема трейдерам, швидко зрозуміти, наскільки добре модель справляється з прогнозуванням та чи є необхідність в її вдосконаленні. Важливою частиною цього процесу є відображення ключових точок, таких як тренди SMA (ковзні середні) та сигнали MACD (Moving Average Convergence Divergence), які є важливими інструментами технічного аналізу. Вони допомагають трейдерам у прийнятті обґрунтованих рішень щодо купівлі або продажу активів, що може значно підвищити ефективність їхніх стратегій.

Програма має модульну структуру, що забезпечує високий рівень гнучкості та легке розширення її функціоналу.

На рис. 3 зображено робочу область середовища Visual Studio Code.



```

8 from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error
9 btc_data = yf.download('BTC-USD', start='2018-01-01', end='2024-12-21')
10 btc_data['SMA_50'] = btc_data['Close'].rolling(window=50).mean()
11 btc_data['SMA_200'] = btc_data['Close'].rolling(window=200).mean()
12 delta = btc_data['Close'].diff()
13 gain = (delta.where(delta > 0, 0)).rolling(window=14).mean()
14 loss = (-delta.where(delta < 0, 0)).rolling(window=14).mean()
15 rs = gain / loss
16 btc_data['RSI'] = 100 - (100 / (1 + rs))
17 ema_12 = btc_data['Close'].ewm(span=12, adjust=False).mean()
18 ema_26 = btc_data['Close'].ewm(span=26, adjust=False).mean()
19 btc_data['MACD'] = ema_12 - ema_26
20 btc_data['MACD_signal'] = btc_data['MACD'].ewm(span=9, adjust=False).mean()
21 btc_data = btc_data.dropna()
22 btc_data = btc_data[['Close', 'SMA_50', 'SMA_200', 'RSI', 'MACD', 'MACD_signal']]
23 train_size = int(len(btc_data) * 0.8)
24 train_data = btc_data[:train_size]
25 test_data = btc_data[train_size:]
26 X_train = train_data[['SMA_50', 'SMA_200', 'RSI', 'MACD', 'MACD_signal']]
27 y_train = train_data['Close']
28 X_test = test_data[['SMA_50', 'SMA_200', 'RSI', 'MACD', 'MACD_signal']]
29 y_test = test_data['Close']
30 scaler = StandardScaler()
31 X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
32 X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
33 model = Sequential()
34 model.add(Dense(128, input_dim=5, activation='relu'))
35 model.add(Dense(64, activation='relu'))
36 model.add(Dense(32, activation='relu'))
37 model.add(Dense(1))
38 model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
39 model.fit(X_train_scaled, y_train, epochs=250, batch_size=32, validation_data=(X_test_scaled, y_test))
40 predictions = model.predict(X_test_scaled)
41 mse = mean_squared_error(y_test, predictions)
42 mae = mean_absolute_error(y_test, predictions)
43 rmse = np.sqrt(mse)
44 print(f'Mean Squared Error (MSE): {mse:.2f}')
45 print(f'Mean Absolute Error (MAE): {mae:.2f}')
46 print(f'Root Mean Squared Error (RMSE): {rmse:.2f}')
47 plt.figure(figsize=(10, 6))
48 plt.plot(btc_data.index[train_size:], y_test, label='Реальна ціна')
49 plt.plot(btc_data.index[train_size:], predictions, label='Прогнозована ціна')
50 plt.legend()
51 plt.title('Прогноз ціни біткоїна')
52 plt.xlabel('Дата')
53 plt.ylabel('Ціна (USD)')

```

Рис. 3. Робоча область середовища Visual Studio Code

*Примітка: створено авторами*

Використання Python-бібліотек, таких як Keras, Scikit-learn, NumPy, Pandas та Matplotlib, дозволяє ефективно працювати з великими обсягами даних, будувати нейронні мережі та візуалізувати результати. На основі цих бібліотек проведено навчання моделі та побудовано графік, який дає змогу оцінити наскільки точно модель описує історичну ціну біткоїна (рис. 4).

Отже, модель доволі точно описує історичні дані, оскільки прогнозовані значення майже ідентичні реальним. Це свідчить про те, що модель добре навчилася розпізнавати основні закономірності в поведінці ціни біткоїна. Особливу увагу варто акцентувати на точності у періоди зростання та падіння, де прогнозована ціна слідує за реальними змінами з мінімальними відхиленнями.

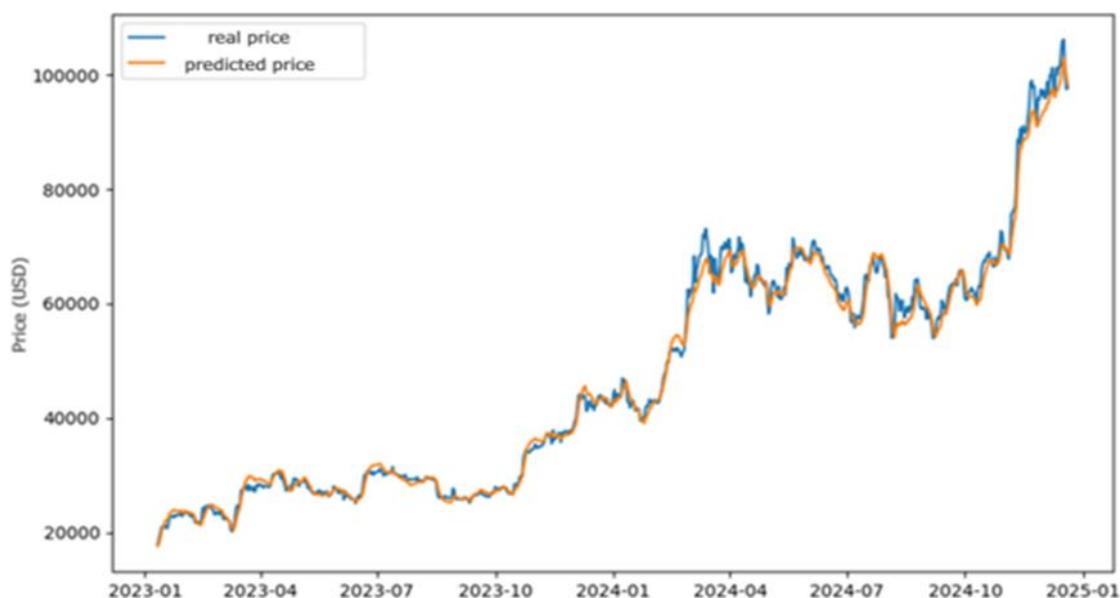


Рис. 4. Динаміка реальної та прогнозованої ціни біткоїна

*Примітка: створено авторами*

Незначні розбіжності викликані складністю ринку криптовалют, але загалом модель демонструє високу ефективність у відтворенні історичних трендів. В табл. 2 наведено прогнозні значення вартості біткоїна до грудня 2027 р.

*Таблиця 2*

**Прогноз вартості біткоїна до грудня 2027 року**

Рік	Місяць	Прогнозна ціна, \$
2025	Січень	96,367
2025	Лютий	92,154
2025	Березень	88,678
2025	Квітень	95,298
2025	Травень	97,545
2025	Червень	93,683
2025	Липень	99,843
2025	Серпень	100,790
2025	Вересень	96,394
2025	Жовтень	102,995
2025	Листопад	105,964
2025	Грудень	98,396
2026	Січень	100,240
2026	Лютий	102,873
2026	Березень	98,356
2026	Квітень	105,456
2026	Травень	107,891
2026	Червень	103,653
2026	Липень	109,894
2026	Серпень	110,420

Рік	Місяць	Прогнозна ціна, \$
2026	Вересень	106,285
2026	Жовтень	112,823
2026	Листопад	115,293
2026	Грудень	103,316
2027	Січень	105,724
2027	Лютий	107,042
2027	Березень	103,024
2027	Квітень	110,742
2027	Травень	112,835
2027	Червень	108,824
2027	Липень	114,935
2027	Серпень	115,874
2027	Вересень	111,000
2027	Жовтень	117,295
2027	Листопад	120,571
2027	Грудень	108,482

*Джерело: створено авторами*

Прогнозовані значення ціни біткоїна, наведені в табл. 2 демонструють поступове зростання вартості криптовалюти з деякими коливаннями протягом аналізованого періоду. У 2025 р. ціна починається з рівня 96,367 дол. США у січні, після чого спостерігається спад до березня, де мінімальне значення становить 88,678 дол. США. Проте вже з квітня 2025 р. прогнозується поступове відновлення ціни, яке триває до кінця року.

У 2026 р. тенденція до зростання продовжується, зокрема в травні ціна перевищує 107,000 дол. США, а в листопаді досягає 115,293 дол. США. Цікаво, що грудень демонструє спад до 103,316 дол. США, що може бути пов'язано з сезонними або ринковими факторами.

У 2027 р. прогнозується подальше зростання вартості біткоїна. Вже у жовтні ціна перевищує 117,000 дол. США, а в листопаді досягає максимуму за весь аналізований період — 120,571 дол. США. Проте грудень знову характеризується спадом до 108,482 дол. США.

Загалом, прогнозні дані вказують на те, що ціна біткоїна має тенденцію до зростання, проте з певними періодичними коливаннями. Це може бути викликано як внутрішніми ринковими факторами, так і зовнішніми впливами, такими як регуляторні зміни, макроекономічні умови або зміни попиту й пропозиції. На рис. 5 зображено прогнозовану динаміку ціни біткоїна на основі історичних даних.

Аналізуючи рис. 5, можна відзначити, що прогноз моделі демонструє поступове зростання ціни біткоїна, що є типовим для висхідного тренду. Прогнозована динаміка враховує коливання, хоча й має більш згладжений характер порівняно з реальними історичними даними. Важливо зазначити, що в прогнозі спостерігаються циклічні коливання, які є наслідком впливу технічних індикаторів, таких як ковзні середні та MACD. Це свідчить про те, що модель орієнтована на відображення середньострокових тенденцій, а не на короткострокові спекулятивні рухи.

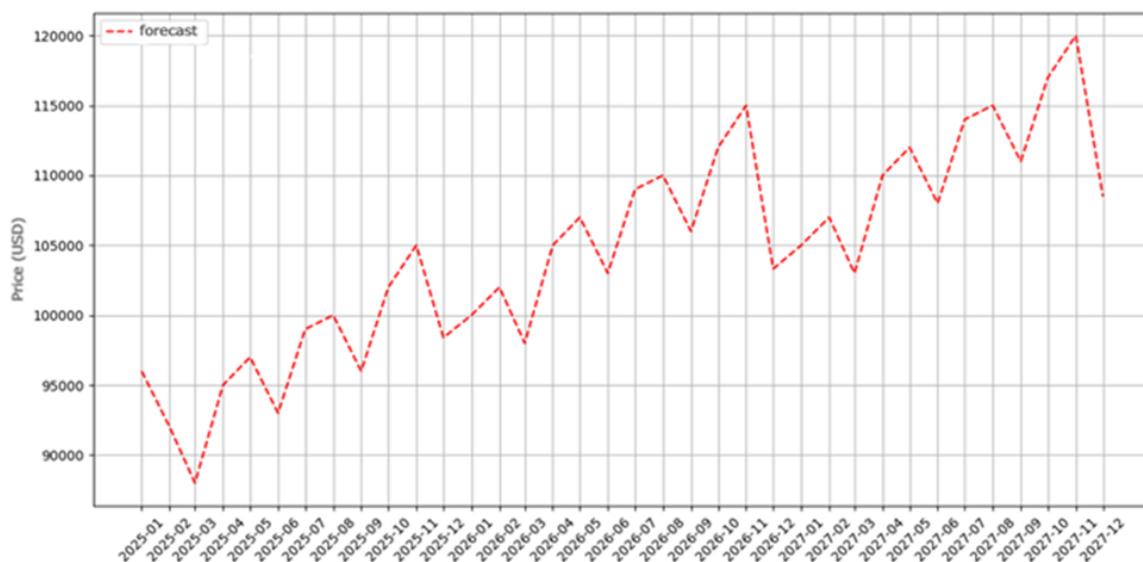


Рис. 5. Прогноз вартості біткоїна до кінця 2027 р.

*Примітка: створено авторами*

Загалом, прогнозована модель дає змогу визначити потенційні точки зростання та спаду ціни біткоїна, що сприяє підвищенню ефективності інвестиційних процесів, оскільки дозволяє інвесторам і фінансовим аналітикам приймати обґрунтовані рішення, мінімізуючи ризики, пов'язані з високою волатильністю криптовалютного ринку.

## ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У процесі дослідження можливостей застосування моделі Feedforward Neural Network (FNN) для прогнозування цін криптовалют було підтверджено, що нейронні мережі можуть ефективно аналізувати великі масиви даних, виявляючи приховані закономірності та тренди на ринку цифрових активів. Результати роботи програми демонструють, що застосування штучного інтелекту в поєднанні з технічними індикаторами дозволяє отримувати прогнози, які є не лише точними, а й оперативними, що є критично важливим у швидкоплинному середовищі криптовалютного ринку. Загалом, прогнозні дані вказують на те, що ціна біткоїна має тенденцію до зростання, проте з певними періодичними коливаннями. Це може бути викликано як внутрішніми ринковими факторами, так і зовнішніми впливами, такими як регуляторні зміни, макроекономічні умови або зміни попиту й пропозиції. Тому для підвищення точності прогнозування необхідно враховувати додаткові макроекономічні фактори, соціальні та геополітичні події, що можуть впливати на курс криптовалют.

Таким чином, застосування FNN у прогнозуванні цін криптовалют відкриває нові можливості для розвитку алгоритмічного трейдингу, зниження інвестиційних ризиків та вдосконалення стратегій управління активами. Впровадження таких моделей сприятиме підвищенню точності передбачень щодо майбутніх трендів на ринку, а інвесторам і аналітикам приймати більш обґрунтовані рішення, своєчасно реагувати на ринкові зміни, знижуючи ризики та максимізуючи прибуток.

Подальші дослідження в цьому напрямі можуть включати розширення архітектури нейронної мережі, комбінування FNN з іншими методами глибокого навчання, а також інтеграцію прогнозних моделей у автоматизовані інвестиційні системи.

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Chyzhevska, M., Romanovska, N., Venger, V., & Sokolov, V. (2024). Tokenomics and Perspectives of Proof of Stake. *CEUR Workshop Proceedings*, Vol. 3665: Proceedings of the Digital Economy Concepts and Technologie (DECaT'2024), April 4, 2024, Kyiv. P. 61–69. <https://ceur-ws.org/Vol-3665/> (дата звернення 12.12.2024)
2. Огінок С., Янко К. Етапи розвитку ринку криптовалют. *Економіка та суспільство*, 2022. 35. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-35-18> (дата звернення 12.12.2024)
3. Andersen, T., Bollerslev, T., Diebold, F., & Labys, P. (1999). (Understanding, Optimizing, Using and Forecasting) Realized Volatility and Correlation. *RISK*.
4. Fan, W. Guanjun, W., & Xin-bing K. (2020). Inference on volatility curve at high frequencies via functional data analysis. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 51, 1-21. <https://doi.org/10.1080/03610926.2020.1864829> (дата звернення 12.12.2024)
5. Barrionuevo M., Ganuza, M. L. (2024). Improving Cryptocurrency Visual Analysis with CryptoVisualizer+. *Computer Science*, 107-118. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-62245-8\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-031-62245-8_8) (дата звернення 12.12.2024)
6. Brauneis A., Sahiner M. (2024). Crypto Volatility Forecasting: Mounting a HAR, Sentiment, and Machine Learning Horse race. *Asia-Pacific Financial Markets*. <https://doi.org/10.1007/s10690-024-09510-6> (дата звернення 12.12.2024)
7. García-Medina A., Aguayo-Moreno E. (2024). LSTM–GARCH Hybrid Model for the Prediction of Volatility in Cryptocurrency Portfolios. *Computational Economics*, 1511–1542. <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10373-8> (дата звернення 12.12.2024)
8. Gezer A. (2024). Chaos in Bitcoin Cryptocurrency Metrics: Analysis and Forecasts. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2024. <https://doi.org/10.1007/s13369-024-09357-z> (дата звернення 12.12.2024)
9. Lapitskaya D., Eratalay M. H., Sharma R. (2024). Prediction of Cryptocurrency Prices with the Momentum Indicators and Machine Learning. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10784-1> (дата звернення 12.12.2024)
10. Leung F., Law M., Djeng S. K. (2024). Deterministic modelling of implied volatility in cryptocurrency options with underlying multiple resolution momentum indicator and non-linear machine learning regression algorithm. *Financial Innovation*, 130. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00631-5> (дата звернення 12.12.2024)
11. Noura A.Y., Bouchakwa M., Amara M. (2024). Role of social networks and machine learning techniques in cryptocurrency price prediction: a survey. *Social Network Analysis and Mining*, 152. <https://doi.org/10.1007/s13278-024-01316-8> (дата звернення 12.12.2024)
12. Patel M., Tanwar S., Gupta R., & Kumar N. (2020). A deep learning-based cryptocurrency price prediction scheme for financial institutions. *J. Inf. Secur. Appl.*, 55, 102583. <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2020.102583> (дата звернення 12.12.2024)
13. Patel R., Chauhan J., Tiwari N. K., Upadhyay V., Bajpai A. (2024). A Deep Learning Framework for Hourly Bitcoin Price Prediction Using Bi-LSTM and Sentiment Analysis of Twitter Data. *SN Computer Science*. 5, article №767. <https://doi.org/10.1007/s42979-024-03112-9> (дата звернення 12.12.2024)
14. Pourrezaee A., Hajizadeh E. (2024). Forecasting Bitcoin Volatility and Value-at-Risk Using Stacking Machine Learning Models With Intraday Data. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10713-2> (дата звернення 12.12.2024)
15. Rafik M., Shah N. M., Hitam N. A., Saeed F., Basurra S. (2023). Deep Learning Based for Cryptocurrency Assistive System. *In Advances on Intelligent Computing and Data Science*, 204-217. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-36258-3\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-031-36258-3_18) (дата звернення 12.12.2024)
16. Recskó M. & Aranyosy M. (2024). User Acceptance of Social Network-Backed Cryptocurrency: A Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)-Based Analysis. *Financial Innovation*, 10, article 57. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00511-4> (дата звернення 12.12.2024)
17. Tamandi M. (2024). Modeling Bitcoin Price Dynamics: Overcoming Kurtosis and Skewness Challenges for Enhanced Predictive Accuracy. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10652-y> (дата звернення 12.12.2024)
18. Zhang C., Sjarif N.N.A., & Ibrahim R. (2024). Deep learning models for price forecasting of financial time series: a review of recent advancements: 2020–2022. *Wiley Interdiscip. Rev.*, 14(1), p. e1519 <https://doi.org/10.1002/widm.1519> (дата звернення 12.12.2024)
19. Phaladisailoed T., & Numnonda T. (2018). Machine learning models comparison for bitcoin price prediction. *2018 10th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, pp. 506-511. <https://doi.org/10.1109/ICITEE.2018.8534911> (дата звернення 12.12.2024)

20. Mudassir M., Bennbaia S., Unal D., & Hammoudeh M. (2020). Time-series forecasting of Bitcoin prices using high-dimensional features: a machine learning approach. *Neural Comput. Appl.* <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05129-6> (дата звернення 12.12.2024)
21. Rizwan M., Narejo S., & Javed M. (2019). Bitcoin price prediction using Deep Learning algorithm. *2019 13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS)* (2019), pp. 1-7. <https://doi.org/10.1109/MACS48846.2019.9024772> (дата звернення 12.12.2024)
22. McNally S., Roche J., & Caton S. (2018). Predicting the price of bitcoin using machine learning. *2018 26th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP)*, pp. 339-343. <https://doi.org/10.1109/PDP2018.2018.00060> (дата звернення 12.12.2024)
23. Rane P., & Dhage S. (2019). Systematic erudition of bitcoin price prediction using machine learning techniques. *2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS)*, pp. 594-598. <https://doi.org/10.1109/ICACCS.2019.8728424> (дата звернення 12.12.2024)
24. Hitam N., & Ismail A. (2018). Comparative performance of machine learning algorithms for cryptocurrency forecasting. *Ind. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, 11 (3), pp. 1121-1128. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v11.i3.pp1121-1128> (дата звернення 12.12.2024)
25. Zhengyang W., Xingzhou L., Jinjin R., & Jiaqing K. (2019). Prediction of cryptocurrency price dynamics with multiple machine learning techniques. *Proceedings of the 2019 4th International Conference on Machine Learning Technologies*, pp. 15-19. <https://doi.org/10.1145/3340997.3341008> (дата звернення 12.12.2024)
26. Ho A., Vatambeti R., & Ravichandran S. (2021). Bitcoin price prediction using machine learning and artificial neural network model. *Indian J. Sci. Technol.*, 14 (27), pp. 2300-2308. <https://doi.org/10.17485/IJST/v14i27.878> (дата звернення 12.12.2024)
27. Lahmiri, S., & Bekiros, S. (2020). Intelligent forecasting with machine learning trading systems in chaotic intraday Bitcoin market. *Chaos, Solitons & Fractals*, Volume 133, April 2020, 109641. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109641> (дата звернення 12.12.2024)
28. Global Crypto Adoption Index 2023. URL: <https://www.chainalysis.com/> (дата звернення 12.12.2024)

**Maryna Chyzhevska**

PhD in Economics, Associate Professor  
Head of the Department of Economics, Entrepreneurship and Marketing  
National University “Yuri Kondratyuk Poltava Polytechnic”  
Poltava, Ukraine  
ORCID ID: 0000-0003-1637-9564  
*e-mail: marfin.poltava@gmail.com*

**Vitalii Venger**

Doctor of Economic Sciences, Senior Researcher  
Head of the Department of Trade and Industrial Policy,  
State Organization “Institute for Economics and Forecasting, NAS of Ukraine”  
Kyiv, Ukraine  
ORCID ID: 0000-0003-1018-0909  
*e-mail: vengerv@ukr.net*

**Oksana Kushnirenko**

Doctor of Economic Sciences, Senior Researcher  
Leading Research, Department of Trade and Industrial Policy  
State Organization “Institute for Economics and Forecasting, NAS of Ukraine”  
Kyiv, Ukraine  
ORCID ID: 0000-0002-3853-584X  
*e-mail: kushnksena@gmail.com*

**Nataliia Romanovska**

PhD in Economics, Associate Professor  
Researcher, Department of Trade and Industrial Policy  
State Organization “Institute for Economics and Forecasting, NAS of Ukraine”  
Kyiv, Ukraine  
ORCID ID: 0000-0002-1377-7551  
*e-mail: romnatalina@gmail.com*

**Oleh Stepanenko**

Chief State Inspector of the Analytical Work Department  
Department of Corporate Taxation  
State Institution Main Directorate of the State Tax Service in Poltava Region  
Poltava, Ukraine  
ORCID ID: 0009-0008-1728-4245  
*e-mail: olegstepanenko211@gmail.com*

## **FORECASTING CRYPTOCURRENCY PRICES WITH THE FNN MODEL TO OPTIMIZE INVESTMENT PROCESSES**

**Abstract.** The study of cryptocurrencies and bitcoin in particular is a significant area of economic science in the modern world. The price of cryptocurrencies is determined by numerous factors, including high market volatility, which is typical for cryptocurrencies, changes in supply and demand, political and economic sentiment, as well as the impact of news reports and regulatory changes. Cryptocurrencies can be widely used not only as a means of payment anywhere in the world, but also as a tool for optimizing investment processes. Some investors are willing to hold their assets in cryptocurrencies for several years in order to increase their capital. Considering that short-term investments are rather risky and it is difficult to forecast price fluctuations, investors prefer to allocate capital to long-term ones. That is why forecasting the price of cryptocurrencies in the medium term is an urgent scientific task. Traditional methods of analysis usually do not provide sufficiently reliable results due to the nonlinear nature of cryptocurrency price changes and changing market conditions. Improvements in bitcoin price forecasting are ongoing, with many researchers searching for the most accurate model for bitcoin price forecasting. One of the most promising approaches to bitcoin price forecasting is the usage of artificial intelligence methods, in particular neural networks. This article analyses the Feedforward Neural Network (FNN) application for forecasting bitcoin price changes. FNN allows finding complex relationships between input data and future value changes, making it an effective tool for financial analysis. It is a type of neural network that consists of several layers of neurons organized in a sequence. The forecast data we have obtained indicates that the price of bitcoin

has a tendency to increase, but with some periodic volatility. This can be caused by both internal market factors and external impacts, such as regulatory changes, macroeconomic conditions, or changes in supply and demand. The model we have developed, by combining artificial intelligence with technical indicators, allows us to obtain forecasts that are more accurate for forecasting bitcoin in the medium term, which is important in the cryptocurrency market and will help investors choose the best strategy for investing in projects and startups, and financial analysts make more reasonable decisions.

**Keywords:** models; forecasting; optimization; modelling; investment; price; cryptocurrency; financing.

## REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Chyzhevskaya, M., Romanovska, N., Venger, V., & Sokolov, V. (2024). Tokenomics and Perspectives of Proof of Stake. *CEUR Workshop Proceedings*, Vol. 3665: Proceedings of the Digital Economy Concepts and Technologie (DECaT'2024), April 4, 2024, Kyiv. P. 61–69. <https://ceur-ws.org/Vol-3665/> (assessed 12 December 2024) (in English)
2. Ohinok, S., & Ianko, K. (2022). Cryptocurrency market development. *Economy and Societ*, 35. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-35-18> (assessed 12 December 2024) (in Ukrainian)
3. Andersen, T., Bollerslev, T., Diebold, F., & Labys, P. (1999). (Understanding, Optimizing, Using and Forecasting) Realized Volatility and Correlation. *RISK*.
4. Fan, W. Guanjun, W., & Xin-bing K. (2020). Inference on volatility curve at high frequencies via functional data analysis. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 51, 1-21. <https://doi.org/10.1080/03610926.2020.1864829> (assessed 12 December 2024) (in English)
5. Barrionuevo M., Ganuza, M. L. (2024). Improving Cryptocurrency Visual Analysis with CryptoVisualizer+. *Computer Science*, 107-118. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-62245-8\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-031-62245-8_8)(assessed 12 December 2024) (in English)
6. Brauneis A., Sahiner M. (2024). Crypto Volatility Forecasting: Mounting a HAR, Sentiment, and Machine Learning Horserace. *Asia-Pacific Financial Markets*. <https://doi.org/10.1007/s10690-024-09510-6>(assessed 12 December 2024) (in English)
7. García-Medina A., Aguayo-Moreno E. (2024). LSTM–GARCH Hybrid Model for the Prediction of Volatility in Cryptocurrency Portfolios. *Computational Economics*, 1511–1542. <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10373-8>(assessed 12 December 2024) (in English)
8. Gezer A. (2024). Chaos in Bitcoin Cryptocurrency Metrics: Analysis and Forecasts. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2024. <https://doi.org/10.1007/s13369-024-09357-z> (assessed 12 December 2024) (in English)
9. Lapitskaya D., Eratalay M. H., Sharma R. (2024). Prediction of Cryptocurrency Prices with the Momentum Indicators and Machine Learning. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10784-1> (assessed 12 December 2024) (in English)
10. Leung F., Law M., Djeng S. K. (2024). Deterministic modelling of implied volatility in cryptocurrency options with underlying multiple resolution momentum indicator and non-linear machine learning regression algorithm. *Financial Innovation*, 130. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00631-5> (assessed 12 December 2024) (in English)
11. Noura A.Y., Bouchakwa M., Amara M. (2024). Role of social networks and machine learning techniques in cryptocurrency price prediction: a survey. *Social Network Analysis and Mining*, 152. <https://doi.org/10.1007/s13278-024-01316-8> (assessed 12 December 2024) (in English)
12. Patel M., Tanwar S., Gupta R., & Kumar N. (2020). A deep learning-based cryptocurrency price prediction scheme for financial institutions. *J. Inf. Secur. Appl.*, 55, 102583. <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2020.102583> (assessed 12 December 2024) (in English)
13. Patel R., Chauhan J., Tiwari N. K., Upadhyay V., Bajpai A. (2024). A Deep Learning Framework for Hourly Bitcoin Price Prediction Using Bi-LSTM and Sentiment Analysis of Twitter Data. *SN Computer Science*, 5, article №767. <https://doi.org/10.1007/s42979-024-03112-9> (assessed 12 December 2024) (in English)
14. Pourrezaee A., Hajizadeh E. (2024). Forecasting Bitcoin Volatility and Value-at-Risk Using Stacking Machine Learning Models With Intraday Data. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10713-2> (assessed 12 December 2024) (in English)
15. Rafik M., Shah N. M., Hitam N. A., Saeed F., Basurra S. (2023). Deep Learning Based for Cryptocurrency Assistive System. *In Advances on Intelligent Computing and Data Science*, 204-217. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-36258-3\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-031-36258-3_18) (assessed 12 December 2024) (in English)
16. Recskó M. & Aranyossy M. (2024). User Acceptance of Social Network-Backed Cryptocurrency: A Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)-Based Analysis. *Financial Innovation*, 10, article 57. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00511-4> (assessed 12 December 2024) (in English)

17. Tamandi M. (2024). Modeling Bitcoin Price Dynamics: Overcoming Kurtosis and Skewness Challenges for Enhanced Predictive Accuracy. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10652-y> (assessed 12 December 2024) (in English)
18. Zhang C., Sjarif N.N.A., & Ibrahim R. (2024). Deep learning models for price forecasting of financial time series: a review of recent advancements: 2020–2022. *Wiley Interdiscip. Rev.*, 14(1), p. e1519 <https://doi.org/10.1002/widm.1519> (assessed 12 December 2024) (in English)
19. Phaladisailoed T., & Numnonda T. (2018). Machine learning models comparison for bitcoin price prediction. *2018 10th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, pp. 506-511. <https://doi.org/10.1109/ICITEED.2018.8534911> (assessed 12 December 2024) (in English)
20. Mudassir M., Bennbaia S., Unal D., & Hammoudeh M. (2020). Time-series forecasting of Bitcoin prices using high-dimensional features: a machine learning approach. *Neural Comput. Appl.* <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05129-6> (assessed 12 December 2024) (in English)
21. Rizwan M., Narejo S., & Javed M. (2019). Bitcoin price prediction using Deep Learning algorithm. *2019 13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS)* (2019), pp. 1-7. <https://doi.org/10.1109/MACS48846.2019.9024772> (assessed 12 December 2024) (in English)
22. McNally S., Roche J., & Caton S. (2018). Predicting the price of bitcoin using machine learning. *2018 26th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP)*, pp. 339-343. <https://doi.org/10.1109/PDP2018.2018.00060> (assessed 12 December 2024) (in English)
23. Rane P., & Dhage S. (2019). Systematic erudition of bitcoin price prediction using machine learning techniques. *2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS)*, pp. 594-598. <https://doi.org/10.1109/ICACCS.2019.8728424> (assessed 12 December 2024) (in English)
24. Hitam N., & Ismail A. (2018). Comparative performance of machine learning algorithms for cryptocurrency forecasting. *Ind. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, 11 (3), pp. 1121-1128. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v11.i3.pp1121-1128> (assessed 12 December 2024) (in English)
25. Zhengyang W., Xingzhou L., Jinjin R., & Jiaqing K. (2019). Prediction of cryptocurrency price dynamics with multiple machine learning techniques. *Proceedings of the 2019 4th International Conference on Machine Learning Technologies*, pp. 15-19. <https://doi.org/10.1145/3340997.3341008> (assessed 12 December 2024) (in English)
26. Ho A., Vatambeti R., & Ravichandran S. (2021). Bitcoin price prediction using machine learning and artificial neural network model. *Indian J. Sci. Technol.*, 14 (27), pp. 2300-2308. <https://doi.org/10.17485/IJST/v14i27.878> (assessed 12 December 2024) (in English)
27. Lahmiri, S., & Bekiros, S. (2020). Intelligent forecasting with machine learning trading systems in chaotic intraday Bitcoin market. *Chaos, Solitons & Fractals*, Volume 133, April 2020, 109641. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109641> (assessed 12 December 2024) (in English)
28. Global Crypto Adoption Index 2023. URL: <https://www.chainalysis.com/> (assessed 12 December 2024) (in English)

**Стаття надійшла до редакції 08.04.25**

**Рецензовано 21.04.25**

**Опубліковано 01.05.2025 р.**



This work is licensed under Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.