

ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕДУРОЮ КУПІВЛІ-ПРОДАЖУ ЦИФРОВИХ АКТИВІВ У НЕЧІТКІЙ ПОСТАНОВЦІ

Богдан Бебешко

старший викладач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Державний торговельно-економічний університет, вул. Кіото, 19, Київ, Україна, 02156,
b.bebeshko@knute.edu.ua

ORCID: 0000-0001-6599-0808

Дане дослідження є актуальним в сфері ІТ в розрізі розробки штучної нейронної мережі (ШНМ) з використанням теорії ігор для керування процедурою купівлі та продажу цифрових активів у нечіткій обстановці. Запропонована ШНМ використовуватиме теорію ігор для моделювання взаємодії між трейдерами на ринку цифрових активів, що включатиме нечітку логіку для інтерпретації та прийняття рішень на основі неточної та невизначеної інформації, яка поширена на ринку. ШНМ навчатиметься за рахунок використання історичних ринкових даних і включатиме методи управління ризиками для мінімізації потенційних втрат. Ефективність ШНМ оцінюватиметься на основі її здатності генерувати прибуток і управляти ризиками на змодельованому ринку реального світу. Планується, що штучна нейронна мережа моделюватиме взаємодію між трейдерами та прийматиме обґрунтовані рішення про те, коли купувати та продавати цифрові активи і використовуватиме теорію ігор для оцінки поведінки інших трейдерів на ринку з відповідним коригуванням торгової стратегії. Згідно моделювання можна стверджувати, що ШНМ генеруватиме прибуток і ефективно керувати ризиками в нечітких умовах за допомогою теорії ігор. Це дослідження робить внесок у сферу торгівлі цифровими активами, розробляючи більш складну й адаптивну систему торгівлі, яка включає теорію ігор і нечітку логіку. Використання теорії ігор забезпечує краще розуміння взаємодії між трейдерами на ринку цифрових активів, що веде до кращого прийняття рішень і управління ризиками. Практична цінність запропонованої ШНМ в тому, що вона може бути використана трейдерами та інвесторами для управління купівлею та продажем цифрових активів у нечіткій обстановці з використанням теорії ігор. Це забезпечує ефективніший і результативний спосіб навігації на складному та нестабільному ринку цифрових активів. ШНМ, представлена в цьому дослідженні, забезпечує перспективно-ефективний підхід до управління купівлею та продажем цифрових активів у нечіткій обстановці з використанням теорії ігор. Використання теорії ігор покращує здатність ШНМ моделювати взаємодію між трейдерами та приймати обґрунтовані рішення на основі невизначеної та неточної інформації, що призводить до кращих інвестиційних результатів.

Ключові слова: інформаційна система, цифрові активи, цифрові криптовалюти, штучна нейронна мережа, теорія ігор, нечітка логіка.

Актуальність роботи. Цифрові активи, зокрема цифрові криптовалюти (ЦКВ) 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 активів як інвестиційного активу потребує обґрунтування можливості застосування класичних методів ризик-менеджменту, портфельного аналізу, ігрових моделей тощо. Класична портфельна теорія [1] 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 цифрових активів, зокрема цифрових криптовалют 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 [25].

Мета статті. Показати процес інтеграції ігрової моделі в розробку штучної нейронної мережі управління цифровими активами купівлі-продажу в нечіткій постановці.

Матеріал і результати досліджень. Існують різні методи аналізу поведінки фінансових ринків, зокрема фундаментальний та технічний аналіз. При цьому, у випадку ЦКВ, фундаментальний аналіз може включати в себе нову галузь науки

про дані, що стосується публічних блокчейн-даних, які називаються он-чейн метриками. Використовуючи безліч доступних даних про публічні блокчейни, аналітики можуть створювати складні технічні індикатори, які вимірюють певні аспекти загального стану ринків та прогнозують тренди. Проте слід зазначити, що фундаментальний аналіз, в даний час менше підходить для ринку ЦКВ. Цей клас активів настільки новий, що просто немає стандартної всеосяжної основи визначення ринкової ціни ЦКВ. Більше того, більша частина ринку рухається під впливом спекуляцій та наративів. Це свідчить, що фундаментальні чинники мають незначний вплив на ціни ЦКВ. При цьому можна відзначити, що, коли ринок дозріє, можуть бути розроблені точніші способи оцінки вартості крипто-активів [24–25].

Що стосується технічного аналізу, слід сказати, що основна ідея технічного аналізу полягає в тому, що історія «поведінки» ціни може вказувати на те, як ринок ймовірно поведеться в майбутньому. Технічний аналіз – це інструмент для прогнозу ймовірних майбутніх рухів ціни крипто-активів. Він корисний ще й тим, що пропонує схему управління ризиками. Як ми вже зазначали, на оцінку ринку цифрових активів дуже впливають спекуляції. І це робить цей ринок ідеальним майданчиком для технічних аналітиків, оскільки вони можуть отримувати зиск, враховуючи лише технічні чинники.

Як відомо, ціна активу визначається лише балансом попиту та пропозиції. Там, де пропозиція відповідає попиту, з'являється ринок. Це дає можливість вирішувати проблему підвищення вартості фінансового активу, у тому числі вартості криптоактивів, якщо цей ринок – ринок криптоактивів. На цьому ринку виникають різні тренди, що вказують напрямки руху ціни криптовалюти. Зокрема, основними ринковими трендами є «бичачий» та «ведмежий». «Бичий» відповідає ситуації, коли ціни постійно зростають, «ведмежий»-ситуації, коли ціни постійно знижуються. Крім того, можливі випадки, коли немає чітко вираженого тренду. Виникнення трендів є наслідком багатьох чинників, і, зокрема, чинника застосування торгових стратегій учасниками ринку. Постійне зростання капіталізації ринку ЦКВ веде до розробки моделей управління торгівлею ЦКВ та, зокрема, із застосуванням методів теорії ігор. У цьому параграфі дисертаційної роботи запропоновано саме таку модель управління процесом торгівлі парами ЦКВ. Вона виходить з представлення процесу торгівлі

ЦКВ як білінійної багатокрокової гри з нечіткою інформацією. Білінійність грає істотну роль, оскільки процес торгівлі вимагає використовувати процедуру розподілу ЦКВ. Така процедура визначає білінійну динаміку ЦКВ. Дана модель розширює можливості технічного аналізу ринку криптовалют, а конструктивне рішення білінійної багатокрокової гри дозволяє ефективно прогнозувати виникнення трендів ціни криптовалюти і, отже, приймати рішення або про купівлю або про продаж ЦКВ [22–25].

У процесі прийняття рішення про інвестиції в ЦКВ слід проводити аналіз характерних рис та особливостей ЦКВ у світі. Найчастіше потенційний інвестор використовує ЦКВ 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.

Хоча інвестиційної діяльності, на ринках ЦКВ, а також питанням аналізу та оцінки ефективності інвестицій у ЦКВ присвячена велика кількість наукової літератури, а питанням управління процедурою купівлі-продажу ЦКВ у нечіткій постановці на основі спільного застосування теорії ігор та нечіткої математики уваги, досі можна сказати, не приділялося. Тим більше, не вдалося виявити наукові публікації, які розглядають можливість вирішення таких ігор на основі використання апарату ШНМ. Як буде показано нижче, теоретико-ігрове моделювання в завданнях управління процедурами купівлі-продажу ЦКВ з урахуванням невизначеності, конфліктності та породженого ними економічного ризику для інвесторів дозволяє оцінити рівень надійності потенційних угод на ринку ЦКВ, і, отже, зменшити рівні економічних ризиків для інвесторів у ЦКВ [22–25].

Можна говорити про певну аналогію між класичною біржовою діяльністю та діяльністю бірж, що займаються угодами з ЦКВ. Однак динаміка зміни цін на ринку ЦКВ не співставна з динамікою зміни цін на класичних біржових майданчиках [1–15]. А це робить завдання прогнозування курсів ЦКВ та аналізу ризиків інвестування у ЦКВ надзвичайно актуальним. Власне, розгляду цього завдання і присвячено справжній параграф заключного розділу дисертації.

Аналіз наукових публікацій показує, що питання привабливості інвестицій у цифрові криптовалюти досліджено не до кінця. В основному дослідження зосереджені на такому питанні як волатильність ЦКВ, чому присвячені роботи [11–15]. Майже кожен із авторів робіт [8–15] розглядає BTC, як альтернативу традиційним грошам, підкреслюючи перспективи його подальшого поширення та використання економіки в ролі світової валюти. Водночас більшість учених та практиків відзначають значну волатильність криптовалюти. І це робить BTC та інші ЦКВ досить ризиковим об'єктом інвестування.

Хоча глобальна капіталізація ринку ЦКВ демонструє деяке просідання порівняно з 2021 роком, 22 грудня одразу три валюти продемонстрували зростання. Лідером дня стала ЦКВ Helium HNT \$1,91. На другому місці за прибутковістю опинилася ЦКВ Toncoin (TON) – активне зростання на 3,57% і торгується за \$2,53. На третьому місці опинилася ЦКВ Ethereum Classic ETC \$16.02 [16].

Вважаємо, що у торгових операціях на ЦКВ беруть участь два гравці. Це обумовлюється тим, що незважаючи на те, що ЦКВ досить багато, наприклад: ADA, BTC, DOT, EOS, ETC, ETH, LINK, LTC, XRP та інших, торгові сесії проводяться з парами ЦКВ, вибраних з тих чи інших міркувань.

Відмінність аналізованих торгових операцій від аналогічних операцій з повною інформацією полягає в тому, що першому гравцеві (далі за текстом використовується позначення PL_1) не відомо точно стан $y^{\xi}(0)$ (обсяг ЦКВ) другого гравця далі за текстом використовується позначення PL_2 . У PL_1 є лише інформація про те, що обсяг ЦКВ другого гравця належить нечіткій множині: $\{y, m(\cdot)\}$, (1)

де Y – підмножина R_+ ;

$m(\cdot)$ – функція приналежності стану $y^{\xi}(0)$ другого гравця множині Y ;

$m(y^{\xi}(0)) \in [0,1]$ для $y^{\xi}(0) \in Y$.

Крім того, в кожний момент $t(t = 0,1, \dots, T)$, T – натуральне число, першому гравцеві відомі його стани $x(\tau)$ (обсяги його ЦКВ) для $\tau \leq t$.

При цьому виконуються наступні умови:

$x(\tau) \geq 0$ при виконанні умови $x(\tau) < 0$ з достовірністю $< \rho_0 \cdot (0 \leq \rho_0 \leq 1)$;

$x(\tau) < 0$ при виконанні умови $x(\tau) < 0$ з достовірністю $\geq \rho_0$.

Також відомі величини реалізації торговельної стратегії PL_1 $u(\tau)$ ($\tau \leq t$) при проведенні торговельної сесії.

Роздуми виконані з позиції PL_1 , тобто про рівень інформованості другого гравця жодних передбачень не виконується, що еквівалентно тому, що PL_2 володіє будь-якою інформацією. Кроки гравцями проводяться одночасно.

Отже, PL_1 , маючи цифрову криптовалюту 1 (ЦКВ1) купує цифрову криптовалюту 2 (ЦКВ2) у 2-го гравця. Другий гравець, маючи ЦКВ2 продає (чи купує) ЦКВ 1.

Перед початком торговельної сесії встановлений спот-курс ЦКВ1 по відношенню до ЦКВ2: k_{bic1} . В момент $t = 0$ (початку торгів) гравець I має x (ЦКВ1) для купівлі ЦКВ2.

Другий гравець має y^{ξ} ЦКВ2 для купівлі ЦКВ1.

Наведемо опис моделі торгових операцій із обраними ЦКВ. Рішення подібного завдання у такій постановці може бути корисним для використання в ході навчання ШНМ, яку можна буде використовувати для більш глибокого аналізу та прогнозування трендів на біржових майданчиках, які здійснюють торгові операції з ЦКВ.

В момент $t = 0$ гравці I і II, поповнюють наявні в них обсяги ЦКВ $x(0)$ (ЦКВ1) та $y^{\xi}(0)$ (ЦКВ2) і мають у своєму розпорядженні наступні обсяги ЦКВ:

для $PL_1 - \alpha \cdot x(0)$;

для $PL_2 - \beta \cdot y^{\xi}(0)$,

де, відповідно, α та β – темпи зростання обсягів ЦКВ1 та ЦКВ2.

Далі гравці виділяють, відповідно, $\Phi = u(0) \cdot \alpha \cdot x(0)$ ($0 \leq u(0) \leq 1$) ЦКВ1 та $\Lambda = v(0) \cdot \beta \cdot y^{\xi}(0)$ ($0 \leq v(0) \leq 1$) ЦКВ2 на купівлю ЦКВ2 та ЦКВ1, відповідно. Передбачається, що в момент проведення торгової сесії курси купівлі та продажу ЦКВ2 склали k_{pok} та k_{prod} .

Тоді, обсяги ЦКВ1 та ЦКВ 2 у гравців I та II у момент часу $t = 1$ становитимуть $x(1)$ і $y^{\xi}(1)$ відповідно, де $x(1)$ і $y^{\xi}(1)$ визначаються із співвідношень:

$$x(1) = \alpha \cdot x(0) - \Phi \cdot [1 - (k_{bic1} / k_{prod})] + \Lambda \cdot [k_{bic1} - k_{pok}]; \quad (2)$$

$$y^{\xi}(1) = \beta \cdot y^{\xi}(0) - \Lambda \cdot [1 - (k_{pok} / k_{bic1})] + \Phi \cdot [(1 / k_{bic1}) - (1 / k_{prod})]; \quad (3)$$

Ці співвідношення означають – гравець I, керуючий ЦКВ1, виділяє частину криптовалюти ЦКВ1 $\Phi = u(0) \cdot \alpha \cdot x(0)$ для придбання ЦКВ2. На виділену величину криптовалюти ЦКВ1 він купує величину $[\Phi / k_{prod}]$ ЦКВ2, яку продає гравець II за курсом продажу криптовалюти ЦКВ2 k_{prod} . Цей курс склався на цій торговій сесії. Тобто, гравець I замість маси криптовалюти ЦКВ1 Φ , яку він виділив на купівлю криптовалюти ЦКВ2, придбав ЦКВ2, обсяг яких оцінюється

в $(k_{btcl}/k_{prod}) \cdot \Phi$ ЦКВ1. В результаті, перший гравець (далі) після проведення ним процедури купівлі ЦКВ2 має електронних фінансових ресурсів (далі ФР) в ЦКВ1-еквіваленті, що дорівнює $\alpha \cdot x(0) - \Phi \cdot [1 - (k_{btcl}/k_{prod})]$.

Крім покупки ЦКВ2 гравцем PL_1 , на торговій сесії відбувається продаж ЦКВ2 другим гравцем (далі PL_2). На покупку ЦКВ1 PL_2 виділяє $\Lambda = v(0) \cdot \beta \cdot y^{\xi}(0)$ ЦКВ2. Перший гравець (PL_1) купує у PL_2 за курсом купівлі k_{pok} .

Отже, після процедури продажу гравцем PL_2 ЦКВ2 в обсязі $\Lambda = v(0) \cdot \beta \cdot y^{\xi}(0)$, у гравця додається ФР на величину $\Lambda \cdot [k_{btcl} - k_{pok}]$ у PL_1 ЦКВ1-еквіваленті. Тоді, у гравця PL_1 після проведення торгової сесії, ФР, в ЦКВ1-еквіваленті, буде:

$$\alpha \cdot x(0) - \Phi \cdot [1 - (k_{btcl}/k_{prod})] + \Lambda \cdot [k_{btcl} - k_{pok}].$$

Аналогічно справи з фінансовими ресурсами (ФР) гравця PL_2 .

Завдання процедури торгових операцій гравців за допомогою співвідношень (2), (3) генерує в кожний момент часу сукупність пар нечітких множин $\{H_t, n_t(\cdot)\} \times \{F_t, m_t(\cdot)\}$. Ці нечіткі множини відображатимуть процеси переходу з початкових станів гравців $x(0)$, $y^{\xi}(0)$ у наступні стани.

Вирішення сформульованої задачі знаходиться за допомогою інструментарію теорії багатокрокових ігор якості [19–21]. Даний інструментарій дозволяє знаходити рішення за будь-яких співвідношеннях параметрів гри.

Розглянута в статті ігрова модель може дозволити формувати портфель ЦКВ шляхом послідовного відсікання тих, хто програв у процесі торгової сесії.

У ході обчислювальних експериментів нас більшою мірою цікавили лише два основні фактори, що впливають на вибір гравцями стратегій на ринку ЦКВ. А саме розміри їхніх фінансових ресурсів. Це продиктовано тим, що пріоритет у ході подібних обчислювальних експериментів віддавався лінійним ефектам. Однак зауважимо, що при подальшому вдосконаленні проекрованої нами ШНМ можна додатково розглянути квадратичні ефекти. Тоді слід задіяти три рівні. Відповідно для дослідження кубічних випадків необхідно буде вивчити чотири рівні тощо. Отже, кількість рівнів дорівнюватиме мінімальній кількості необхідних відновлення функцій точок. Аналіз даних за допомогою ШНМ суттєво спроститься. Однак це питання вимагає проведення окремих досліджень, що виходило за рамки споконвічно обумовлених завдань дослідження [22–25].

Також зауважимо, що при тактичному плануванні проведення обчислювальних експериментів ми врахували особливості проведення експерименту виходячи з:

1) наявних машинних ресурсів. Обчислювальні експерименти було проведено на ЕОМ з процесором I7, ОЗП 32ГБ;

2) визначення конкретних способів при яких були проведені випробування запропонованих математичних моделей (на першому етапі обчислювальні експерименти проведені із застосуванням пакетів математичного моделювання—MathCad 14 та Maple 7, на другому етапі були написані модулі алгоритмічною мовою Python).

На етапі тактичного планування обчислювальних експериментів були:

1) визначено початкові умови для проведення експериментів;

2) розглянуто питання впливу початкових умов на досягнення результатів, отриманих в ході моделювання;

3) забезпечені прийнятні показники точності та достовірність результатів моделювання;

4) зменшено показники дисперсії при оцінюванні характеристик процесів функціонування модельованих систем;

5) вибрано правила для автоматичної зупинки обчислювальних експериментів з моделями, представленими в роботі.

Виходячи із складності, що вивчається в дисертаційній роботі предметної галузі, можна констатувати наступне. Частково проблеми під час реалізації обчислювальних експериментів виникали внаслідок штучності характеру процесів функціонування наших моделей. Адже насправді наші моделі, викладені вище, працюють епізодично на відміну реальних систем властивих діючим торговим майданчикам, які здійснюють торгівлю ЦКВ. Таким чином, щоразу, коли ми запускаємо наші комп'ютерні моделі на прогін і проводимо фіксацію результатів експерименту, нам потрібен час для того, щоб досягти умов рівноваги. Ці умови рівноваги відповідатимуть умовам, у яких приблизно функціонує реальна система. Таким чином, початкові періоди роботи комп'ютерних моделей, створених на основі викладок, представлених у роботі, будуть спотворені внаслідок впливу початкових умов, що склалися під час запуску моделей. Для вирішення цієї проблеми було вирішено виключити розгляд інформації про модель, яка була отримана в початковій частині періодів моделювання торгів ЦКВ. Другий варіант, який передбачає, мож-

ливість зміни початкових умов таким чином, щоб можна домогтися скорочення часу досягнення встановленого режиму не розглядався.

Також слід згадати про вирішення ще однієї проблеми, що виникає під час планування обчислювальних експериментів. Це проблема, пов'язана з оцінюванням точності та достовірності результатів моделювання за заданих обсягів вибірки (або іншими словами з кількістю реалізацій обчислювальних експериментів). Фактично потрібно виконати оцінювання необхідної кількості реалізацій обчислювальних експериментів за заданими показниками точності та достовірності результатів моделювання. Виходячи із завдань досліджень було

прийнято рішення, що кількість реалізацій для варіантів статистичного моделювання було обрано виходячи з таких міркувань [22–25]:

- визначено витрати ресурсів на обчислювальні експерименти з моделями, описаними в роботі (сюди включені витрати часу на побудову моделі та її комп'ютерну реалізацію). Виходячи з цього міркування спочатку перевірка моделей була виконана із застосуванням математичного пакету MathCad. Оскільки MathCad спочатку має у своєму розпорядженні весь арсенал необхідний для вирішення систем диференціальних рівнянь його продуктивності та вбудованого інструментарію цілком достатньо для того, щоб перевірити працездатність моделі в цілому. А у разі успіш-

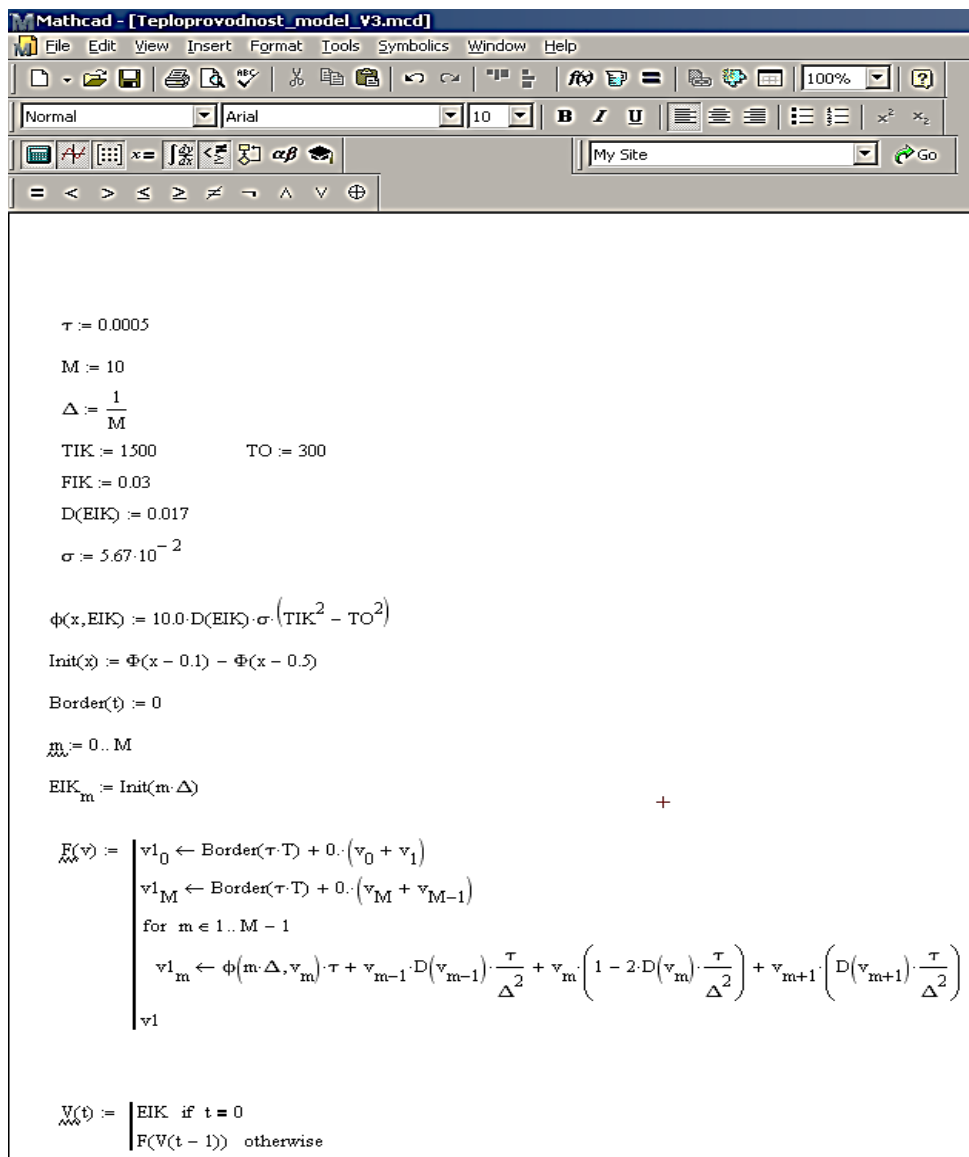


Рис. 1. Приклад застосування MathCAD для вирішення системи рівнянь, що описується виразами (2) та (3) (Фрагмент листингу)

ності таких обчислювальних експериментів можна переходити на опис моделей, запропонованих у роботі, алгоритмічними мовами високого рівня. Про це йтиметься у наступному параграфі третього розділу дисертаційного дослідження.

- оцінка точності і достовірності результатів обчислювальних експериментів за допомогою моделювання системи і при обмеженнях на ресурси, що задаються, як тимчасові, так і обчислювальні.

Обчислювальні експерименти завдання пошуку області переваги інвестора в ЦКВ2 проведено серед MahtCad, див. рис. 1.

Обчислювальні експерименти завдання пошуку області переваги інвестора в ЦКВ2 проведено серед MahtCad, див. рис. 1.

Цілі обчислювального експерименту:

- визначити безліч фінансових стратегій гравців на ринку ЦКВ та зібрати статистичні дані (дані для доповнення навчальної вибірки) за різних результатів гри для подальшого навчання ШНМ (це питання розглядатиметься в подальших дослідженнях);

- оцінити працездатність моделі, викладеної у цьому параграфі дисертації. Якщо модель є працездатною, то на наступному етапі дослідження при реалізації ШНМ та підготовці відповідної навчальної вибірки цю модель, поряд з моделлю, описаною в другому розділі роботи, можна буде реалізовувати алгоритмічними мовами високого рівня.

У термінах ШНМ функцію активації можна уявити, як раціональну стратегію економічних агентів у парадигмі оптимізації функцій корисності. Якщо аналізувати ШНМ 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. Наведену у цьому параграфі роботи ігрову модель торгової сесії над ринком ЦКВ з нечіткою інформацією можна як черговий етап (поряд із моделлю, викладеною у другому розділі роботи) для формування ШНМ. Досвід успішних реалізацій ШНМ у задачах прогнозування курсів ЦКВ дає

нам підставу з упевненістю стверджувати, що ШНМ через свої переваги в порівнянні з іншими підходами дозволить ефективно виявляти приховані статистичні та інші залежності на ринку ЦКВ, а також отримувати неочевидні та нетривіальні результати [22–25].

Функція активації (ФА) виконує виключно важливу роль в ШНМ. На основі значень ФА приймається рішення про передачу або затримку сигналів в ШНМ. Якщо в нейронній мережі (НМ) ФА відсутня, то ваги та зміщення виконуватимуть лінійні перетворення. НМ в якій ФА відсутня по суті є звичайними регресійними моделями.

З урахуванням робіт [16–18], а також викладок, наведених у другому розділі та поточному попередньому параграфі дисертаційної роботи ФА відповідає виразам (4) та (5)).

$$X_n = \{LOGR_{n+1}, LOGR_{n+2}, \dots, LOGR_{n+t}\}; \quad (4)$$

$$Y_n = \{LINR_{n+t+1, n+t+2, \dots, n+T}\}; \quad (5)$$

де $LOGR_i$ – рівень прибутковості ЦКВ у логарифмічній шкалі в i -й точці часового інтервалу t ;

$LINR_{i, k}$ – коефіцієнти рівняння регресії, що будуються за показниками прибутковості ЦКВ, ризиків та стратегій гравців;

n – номер спостереження.

Результати роботи штучної нейронної мережі, див. рис. 2, багато в чому залежали від обраної функції активації. Для виявлення залежностей найкраще використовувати нелінійні функції активації. Наприклад, можна використовувати функції (2.27) та (2.28), описані вище.

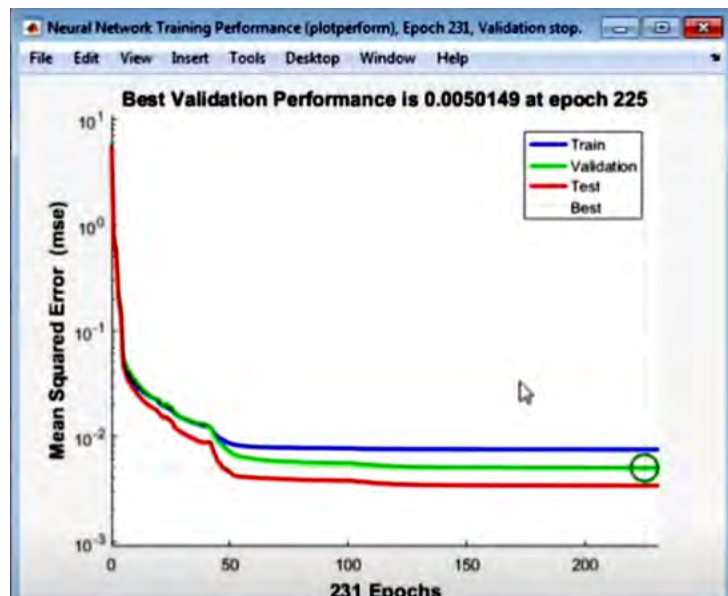


Рис. 2. Результати навчання штучної нейронної мережі

Висновки. У контексті завдань даного дослідження розглянуто ігрову модель торгової сесії на ринку цифрових активів, зокрема цифрових криптовалют (ЦКВ) з нечіткою інформацією. Показано, що керуваність процесу на торговій сесії може бути описана з погляду ігрового підходу на основі розв'язання системи дискретних рівнянь. Такий підхід не відкидає реалізацій гри з боку загального колективного контрагента. Він дозволяє розглянути випадки, що призводять до нестабільності відносин фінансових ресурсів гравців, наприклад, ЦКВ1 до ЦКВ2, і навпаки. Новизна моделі в тому, що вона відрізняється від існуючих підходів рішенням багатогранної багатокрокової гри якості з кількома термінальними поверхнями з нечіткою інформацією. Знайдено рішення нової багатогранної білінійної гри якості з залежними рухами. Знайдене рішення може бути використане в ході реалізації ШНМ, яка використовується для аналізу трендів на торгових майданчиках ЦКВ, про що йтиметься у наступному параграфі дисертації. Наведені в роботі результати можуть виявитися корисними для запобігання ситуацій курсової нестабільності на ринку інвестицій у ЦКВ в умовах нечіткої інформації, що, як правило, має місце на практиці. Відповідно, така модель може бути корисною для прогнозування ситуації на торгових майданчиках, що торгують ЦКВ. Також отримані результати можуть дати деякі рекомендації щодо вибору керуючих впливів для підтримки курсової стабільності на ринку інвестування в криптовалюти на рівні великих банківських гравців.

ЛІТЕРАТУРА

1. Simon Trimborn, Mingyang Li, Wolfgang Karl Härdle, Investing with Cryptocurrencies – a Liquidity Constrained Investment Approach, *Journal of Financial Econometrics*, Volume 18, Issue 2, Spring 2020, Pages 280–306. <https://doi.org/10.1093/jfincen/nbz016>.
2. Petukhina, Alla and Trimborn, Simon and Härdle, Wolfgang Karl and Elendner, Hermann, Investing with Cryptocurrencies – evaluating their potential for portfolio allocation strategies (October 23, 2020). *Quantitative Finance* (2021): 1-29., <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3274193>.
3. Martin Angerer, Christian Hugo Hoffmann, Florian Neitzert, Sascha Kraus, Objective and subjective risks of investing into cryptocurrencies, *Finance Research Letters*, Volume 40, 2021, 101737, ISSN 1544-6123, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101737>.
4. Vukovic, Darko & Maiti, Moinak & Krakovich, Victor & Pandey, Maneesh. (2020). How Integrated are Cryptocurrencies. *International Journal of Big Data Management*, 1(1), 64–80. 10.1504/IJBDM.2019.10023285
5. Hou, Ai Jun and Wang, Weining and Wang, Weining and Chen, Cathy Yi-Hsuan and Härdle, Wolfgang Karl, Pricing Cryptocurrency Options: The Case of Bitcoin and CRIX (June 12, 2019). *SSRN Electronic Journal*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3159130>.
6. Dirk G. Baur, Thomas Dimpfl, Asymmetric volatility in cryptocurrencies, *Economics Letters*, Volume 173, 2018, 148–151. ISSN 0165-1765, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.008>.
7. Yaohao Peng, Pedro Henrique Melo Albuquerque, Jader Martins Camboim de Sá, Ana Julia Akaishi Padula, Mariana Rosa Montenegro, The best of two worlds: Forecasting high frequency volatility for cryptocurrencies and traditional currencies with Support Vector Regression, *Expert Systems with Applications*, Volume 97, 2018, 177–192. ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.004>.
8. Lanouar Charfeddine, Youcef Maouchi, Are shocks on the returns and volatility of cryptocurrencies really persistent?, *Finance Research Letters*, Volume 28, 2019, 423–430. ISSN 1544-6123, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.06.017>.
9. Guglielmo Maria Caporale, Timur Zekokh, Modeling volatility of cryptocurrencies using Markov-Switching GARCH models, *Research in International Business and Finance*, Volume 48, 2019, 143–155. ISSN 0275-5319, <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.12.009>.
10. Glas, T. N. (2019). Investments in cryptocurrencies: Handle with care!. *The Journal of Alternative Investments*, Summer 2019, 22 (1) 96–113. DOI: <https://doi.org/10.3905/jai.2019.22.1.096>
11. Bianchi, Daniele, Cryptocurrencies As an Asset Class? An Empirical Assessment (June 6, 2018). *Journal of Alternative Investments*, forthcoming. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3077685>
12. Böyükaslan, Adem & Ecer, Fatih. (2021). Determination of drivers for investing in cryptocurrencies through a fuzzy full consistency method-Bonferroni (FUCOM-F'B) framework. *Technology in Society*. 67.101745.10.1016/j.techsoc.2021.101745.
13. Michael Dempsey, Huy Pham & Vikash Ramiah (2022) Investment in Cryptocurrencies: lessons for asset pricing and portfolio theory, *Applied Economics*, 54:10, 1137–1144. DOI: 10.1080/00036846.2021.1998321
14. Byradwaj, S., & Xka, S. (2021, Xcember). Beyvioural intention towards investment in cryptocurrency: an integration of Rogers' diffusion of innovation theory and the technology acceptance moxl. In *Forum Scientiae Oeconomia* (Vol. 9, No. 4, pp. 137–159).
15. Abadi, Joseph and Brunnermeier, Markus Konrad, Blockchain Economics (May 1, 2022). *FRB of Philadelphia Working Paper* No. 22–15, <http://dx.doi.org/10.21799/frbp.wp.2022.15>.
16. Law, T; Shawe-Taylor, J; (2017) Practical Bayesian support vector regression for financial time series prediction and market condition change detection. *Quantitative Finance*, 17 (9) pp. 1403–1416. 10.1080/14697688.2016.1267868
17. Shintate, Takuya, and Lukáš Pichl. 2019. "Trend Prediction Classification for High Frequency Bitcoin Time Series with Deep Learning" *Journal of Risk and Financial Management* 12, no. 1: 17. <https://doi.org/10.3390/jrfm12010017>

18. Alymova E. V., Kudryavtsev O. E. Neural networks usage for financial time series prediction. Abstracts of Talks Given at the 4th International Conference on Stochastic Methods. *Theory of Probability & Its Applications*, 2020, Vol. 65, № 1, pp. 122–123.

19. Malyukov, V.P., Linder, N.V. A multistep game of kind between two economic systems under complete information. *Cybern Syst Anal* 30, 545–554 (1994). <https://doi.org/10.1007/BF02366564>

20. Lakhno, V., Malyukov, V., Kasatkin, D., Chubaieskyi, V., Rzaieva, S., Rzaiev, D. (2023). Continuous Investing in Advanced Fuzzy Technologies for Smart City. In: Buyya, R., Hernandez, S.M., Kovvur, R.M.R., Sarma, T.H. (eds) Computational Intelligence and Data Analytics. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 142. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-3391-2_24

21. Kartbayev, T., Lakhno, V., Malyukov, V., Turgynbayeva, A., Alimseitova, Z.H., Malikova, F., Kasyganova, G. Moxl for the xcision support system during the procedure of investment projects assessment in the field of enterprise digitalization consirxing multifactorality (2022) *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 100 (7), pp. 1684–1692.

22. 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* 31st December 2022. Vol. 100. No 24 <http://www.jatit.org/volumes/Vol100No24/15Vol100No24.pdf>

23. Bebeshko, K. Khorolska and A. Desiatko, “Analysis and Modeling of Price Changes on the Exchange Market Based on Structural Market Data”, *2021 IEEE 8th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*, 2021, pp. 151–156. doi: 10.1109/PICST54195.2021.9772208.

24. Bebeshko, B. (2022). Аналіз методів та моделей прогнозування ринку цифрових криптовалют. *Електронне фахове наукове видання «Кибербезпека: освіта, наука, техніка»*, 2(18), 163–174. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2022.18.163174>

25. Bebeshko, B. (2023). Artificial neural network training based on performance and risks assessment data of the investment in digital assets. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 3(19), 135–145. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2023.19.135145>

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR MANAGING THE PROCEDURE OF BUYING AND SELLING DIGITAL ASSETS IN A FUZZY SETTING

Boghan Bebeshko

Senior Lecturer at the Department of Software Engineering and Cybersecurity

State University of Trade and Economics, 19, Kyoto str, 02156, Kyiv, Ukraine 02156, b.bebeshko@knute.edu.ua

ORCID: 0000-0001-6599-0808

This article focuses on the design of a game model of a trading session in the market of digital cryptocurrencies with a fuzzy statement. **Purpose:** The purpose of this research is to develop an artificial neural network (ANN) using game theory to manage the procedure of buying and selling digital assets in a fuzzy setting. **Methodology:** The proposed ANN will use game theory to model the interactions between traders in the digital asset market. It will incorporate fuzzy logic to interpret and make decisions based on the imprecise and uncertain information that is common in the market. The ANN will be trained using historical market data and incorporate risk management techniques to minimize potential losses. The effectiveness of the ANN will be evaluated based on its ability to generate profits and manage risk in a simulated real-world market. **Findings:** The proposed ANN is able to model the interactions between traders and make informed decisions about when to buy and sell digital assets. It uses game theory to assess the behavior of other traders in the market and adjust the trading strategy accordingly. The simulations show that the ANN can generate profits and manage risk effectively in a fuzzy setting with the use of game theory. **Originality:** This research contributes to the field of digital asset trading by developing a more sophisticated and adaptive trading system that incorporates game theory and fuzzy logic. The use of game theory provides a better understanding of the interactions between traders in the digital asset market, leading to better decision-making and risk management. **Practical value:** The proposed ANN can be used by traders and investors to manage the buying and selling of digital assets in a fuzzy setting with the use of game theory. It provides a more effective and efficient way to navigate the complex and volatile digital asset market. **Conclusions:** The ANN developed in this research provides a promising approach to managing the buying and selling of digital assets in a fuzzy setting with the use of game theory. The use of game theory enhances the ability of the ANN to model the interactions between traders and make informed decisions based on uncertain and imprecise information, leading to better investment outcomes. **Key words:** information system, digital assets, digital cryptocurrencies, artificial neural network, game theory, fuzzy logic.

REFERENCES

1. Simon Trimborn, Mingyang Li, Wolfgang Karl Härdle, Investing with Cryptocurrencies – a Liquidity Constrained Investment Approach, *Journal of Financial Econometrics*, Volume 18, Issue 2, Spring 2020, Pages 280–306. <https://doi.org/10.1093/jfinc/nbz016>.
2. Petukhina, Alla and Trimborn, Simon and Härdle, Wolfgang Karl and Elendner, Hermann, Investing with Cryptocurrencies – evaluating their potential for portfolio allocation strategies (October 23, 2020). *Quantitative Finance* (2021): 1–29. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3274193>.
3. Martin Angerer, Christian Hugo Hoffmann, Florian Neitzert, Sascha Kraus, Objective and subjective risks of investing into cryptocurrencies, *Finance Research Letters*, Volume 40, 2021, 101737, ISSN 1544-6123, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101737>.
4. Vukovic, Darko & Maiti, Moinak & Krakovich, Victor & Pandey, Maneesh. (2020). How Integrated are Cryptocurrencies. *International Journal of Big Data Management*, 1(1), 64-80. 10.1504/IJBDM.2019.10023285
5. Hou, Ai Jun and Wang, Weining and Wang, Weining and Chen, Cathy Yi-Hsuan and Härdle, Wolfgang Karl, Pricing Cryptocurrency Options: The Case of Bitcoin and CRIX (June 12, 2019). *SSRN Electronic Journal*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3159130>.
6. Dirk G. Baur, Thomas Dimpfl, Asymmetric volatility in cryptocurrencies, *Economics Letters*, Volume 173, 2018, 148–151, ISSN 0165-1765, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.008>.
7. Yaohao Peng, Pedro Henrique Melo Albuquerque, Jader Martins Camboim de Sá, Ana Julia Akaishi Padula, Mariana Rosa Montenegro, The best of two worlds: Forecasting high frequency volatility for cryptocurrencies and traditional currencies with Support Vector Regression, *Expert Systems with Applications*, Volume 97, 2018, 177–192, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.004>.
8. Lanouar Charfeddine, Youcef Maouchi, Are shocks on the returns and volatility of cryptocurrencies really persistent?, *Finance Research Letters*, Volume 28, 2019, 423–430. ISSN 1544-6123, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.06.017>
9. Guglielmo Maria Caporale, Timur Zekokh, Modelling volatility of cryptocurrencies using Markov-Switching GARCH models, *Research in International Business and Finance*, Volume 48, 2019, 143–155. ISSN 0275-5319, <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.12.009>.
10. Glas, T. N. (2019). Investments in cryptocurrencies: Handle with care!. *The Journal of Alternative Investments*, Summer 2019, 22 (1) 96–113. DOI: <https://doi.org/10.3905/jai.2019.22.1.096>
11. Bianchi, Daniele, Cryptocurrencies As an Asset Class? An Empirical Assessment (June 6, 2018). *Journal of Alternative Investments*, forthcoming. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3077685>
12. Böyükaslan, Adem & Ecer, Fatih. (2021). Determination of drivers for investing in cryptocurrencies through a fuzzy full consistency method-Bonferroni (FUCOM-F'B) framework. *Technology in Society*. 67. 101745. 10.1016/j.techsoc.2021.101745.
13. Michael Dempsey, Huy Pham & Vikash Ramiah (2022) Investment in Cryptocurrencies: lessons for asset pricing and portfolio theory, *Applied Economics*, 54:10, 1137–1144, DOI: 10.1080/00036846.2021.1998321.
14. Byradwaj, S., & Xka, S. (2021, Xcember). Beyvioural intention towards investment in cryptocurrency: an integration of Rogers' diffusion of innovation theory and the technology acceptance moxl. In *Forum Scientiae Oeconomia* (Vol. 9, No. 4, pp. 137–159).
15. Abadi, Joseph and Brunnermeier, Markus Konrad, Blockchain Economics (May 1, 2022). *FRB of Philadelphia Working Paper* No. 22–15, <http://dx.doi.org/10.21799/frbp.wp.2022.15>.
16. Law, T; Shawe-Taylor, J; (2017) Practical Bayesian support vector regression for financial time series prediction and market condition change detection. *Quantitative Finance*, 17 (9) pp. 1403–1416. 10.1080/14697688.2016.1267868
17. Shintate, Takuya, and Lukáš Pichl. 2019. “Trend Prediction Classification for High Frequency Bitcoin Time Series with Deep Learning” *Journal of Risk and Financial Management* 12, no. 1: 17. <https://doi.org/10.3390/jrfm12010017>
18. Alymova E. V., Kudryavtsev O. E. Neural networks usage for financial time series prediction. Abstracts of Talks Given at the 4th International Conference on Stochastic Methods. *Theory of Probability & Its Applications*, 2020, Vol. 65, № 1. pp. 122–123.
19. Malyukov, V.P., Linder, N.V. A multistep game of kind between two economic systems under complete information. *Cybern Syst Anal* 30, 545–554 (1994). <https://doi.org/10.1007/BF02366564>
20. Lakhno, V., Malyukov, V., Kasatkin, D., Chubaieskyi, V., Rzaieva, S., Rzaiev, D. (2023). Continuous Investing in Advanced Fuzzy Technologies for Smart City. In: Buyya, R., Hernandez, S.M., Kovvur, R.M.R., Sarma, T.H. (eds) *Computational Intelligence and Data Analytics. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol. 142. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-3391-2_24
21. Kartbayev, T., Lakhno, V., Malyukov, V., Turgynbayeva, A., Alimseitova, Z.H., Malikova, F., Kasyganova, G. Moxl for the xcision support system during the procedure of investment projects assessment in the field of enterprise digitalization consixring multifactorality (2022) *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 100 (7), pp. 1684–1692.
22. 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* 31st December 2022. Vol.100. No 24. <http://www.jatit.org/volumes/Vol100No24/15Vol100No24.pdf>
23. B. Bebeshko, K. Khorolska and A. Desiatko, “Analysis and Modeling of Price Changes on the Exchange Market Based on Structural Market Data”, *2021 IEEE 8th International Conference on Problems of Infocommunications*,

Science and Technology (PIC S&T), 2021, pp. 151–156. doi: 10.1109/PICST54195.2021.9772208.

24. Bebeshko, B. (2022). Analysis of digital cryptocurrency market forecasting methods and models. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 2(18), 163–174. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2022.18.163174>

25. Bebeshko, B. (2023). Artificial neural network training based on performance and risks assessment data of the investment in digital assets. *Electronic Professional Scientific Edition «Cybersecurity: Education, Science, Technique»*, 3(19), 135–145. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2023.19.135145>

Стаття надійшла 05.04.2023