

УДК 339.7:339.13

ГАЛЕЩУК Світлана, к. е. н., викладач Тернопільського національного економічного університету

ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ У ПРОГНОЗУВАННІ ВАЛЮТНОГО РИНКУ

Проаналізовано переваги застосування обчислювальних методів, зокрема штучних нейронних мереж для побудови моделей прогнозування валютних курсів. Наведено результати експериментів з прогнозування обмінних курсів резервних валют та української гривні.

Ключові слова: стратегічне планування, прогнозування валютних курсів, засоби штучного інтелекту, нейронні мережі.

Галещук С. Искусственные нейронные сети в прогнозировании валютного рынка. Проанализированы преимущества применения вычислительных методов, в частности искусственных нейронных сетей для построения моделей прогнозирования валютных курсов. Приведены результаты экспериментов по прогнозированию обменных курсов резервных валют и украинской гривны.

Ключевые слова: стратегическое планирование, прогнозирование валютных курсов, средства искусственного интеллекта, нейронные сети.

Постановка проблеми. Актуальним завданням ефективного управління підприємством є зниження його чутливості до зміни реальних обмінних курсів. Коливання валютних курсів вимагає від фірм здійснення стратегічного аналізу та планування операцій в іноземній валюті з метою захисту від негативних змін валютного ринку для підтримки власної конкурентоспроможності. Основний інструмент такого довгострокового планування – прогнозування обмінних курсів валют та їх впливу на грошові потоки, що позначається на обсягах виробництва та закупівлі. Проте методи регресійного аналізу та відомі статистичні підходи не дають точних результатів, а часто неправильно прогнозують навіть тренди.

Стрімкий розвиток методів математичного моделювання дедалі глибше проникає в найрізноманітніші сфери людської діяльності, залучаючи до своєї теорії сучасні наукові розробки. Однією з таких інтеграційних моделей можна вважати застосування елементів штучного інтелекту для економічних досліджень, зокрема для прогнозування валютних курсів. Таке поєднання істотно розширює можливості методів математичного моделювання. Однією з перших вдалих спроб поєднання цих методів, виходячи з огляду наукової літератури, є праця

М. Лем [1]. При прийнятті управлінських рішень як на макро-, так і мікрорівні треба звертатися до такого математичного апарату, що, на відміну від класичних методів, пристосований враховувати нелінійності економічних процесів та нерациональність учасників ринку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У науковій літературі існує чимало статей щодо застосування нейронних мереж (НМ) в економіці. Порівняння ефективності НМ з іншими методами аналізу часових рядів здійснили Е. Ондер та ін. [2]. Спираючись на емпіричні дані, автори дійшли висновку, що НМ є універсальним методом для моделювання будь-яких неперервних та нелінійних функцій, які не передбачають жодних умов до вхідної інформації. У своїй статті, присвяченій поєднанню технічного та фундаментального аналізу з нейронними мережами, М. Лем [1] підкреслила кілька основних переваг останніх, виділивши числову природу НМ, що є необхідним для обробки числової інформації – фінансових даних та економічних індикаторів. Для створення моделі числові дані перед їх використанням мають бути представлені у номінальній вартості, отже, зникає проблема втрати даних, невідповідних інтервалів даних та різних методів трансформації інформації, що дають сумнівні результати. НМ працюють покроковим методом, який дає змогу використовувати нові дані для тренування мережі, щоб покращити попередні результати. Крім того, НМ є "вільними від заданих моделей", тобто змінні, які становлять вхідну інформацію, обробляються НМ без зовнішньовизначених формуляційних моделей. Фактично, чим більше схованих шарів має НМ, тим більш складний взаємозв'язок змінних може бути промодельовано.

Серед досліджень НМ для використання прогнозування фінансових ринків варто назвати праці К. Куана, Х. Уайта [3], Н. Свансона та Х. Уайта [4], які довели їх ефективність для аналізу часових рядів. Р. Гарсія, Р. Дженсі [5], М. Кі та Ж. Мандала [6] обґрунтували корисність НМ для аналізу трендів на фондовому ринку, а П. Джорйон [7] – для прогнозування валютного курсу. Автори праць [5; 7] довели, що використання значення середньої відносної похибки прогнозу є найбільш правильним для оцінки точності моделей прогнозування обмінних курсів. Разом з тим, аналіз числових значень середніх відносних похибок прогнозування обмінних курсів валют дає змогу зробити припущення, що за прийнятну точність прогнозування обмінних курсів валют на практиці можна вважати значення середньої відносної похибки прогнозу, яка не перевищує 4 % (усереднене значення середніх відносних похибок прогнозування обмінних курсів валют за проаналізованими працями становить 3.8 %).

Результати економічних досліджень (в основному [3]) свідчать, що НМ є кращими, ніж багато моделей інших підходів до досліджень часових рядів. Д. Флетчер, та Е. Госс [8], Л. Сальченгергер та ін. [9] емпірично довели, що НМ є кращими прогнозуючими методами по-

рівняно з традиційними статистичними моделями. Ф. Лісі та Р. Щіаво [10] здійснили емпіричне дослідження та порівняння НМ і хаотичних моделей для передбачення середньомісячних валютних курсів. Вони виявили більшу ефективність НМ, зокрема кращі результати прогнозування НМ, ніж за допомогою моделей випадкового блукання (*Random Walk*).

У закордонній науковій літературі НМ використовують для прогнозування різних економічних показників. Так, П. Фірміно та ін. [11] застосовували НМ як нелінійний прогнозуючий інструмент для передбачення коливань котировань акцій на міжнародних ринках та прогнозування макроекономічних факторів, що впливали на ринки Німеччини, Японії, Великобританії та США з місячним кроком з січня 1991 р. по грудень 2013 р. Науковець виявив, що результати нелінійних підходів є точніші в прогнозуванні, ніж лінійні, проте ця різниця є несуттєвою. Відомий експерт в економетрії Х. Уайт [12] використовував прості НМ для аналізу часових рядів на прикладі прогнозування щоденної зміни дохідності звичайних акцій компанії *IBM*.

За твердженням К. Кіані [13], перевагою застосування НМ порівняно з іншими підходами є вирішення нелінійних проблем, з чим не справляються класичні методи. На основі емпіричних досліджень С. Джонс та Дж. Неттер [14] констатують, що НМ ефективні в тих ситуаціях, коли класичні методи не можуть надати необхідної точності в результатах. Більшість класичних методів включають лінійну та нелінійну регресію, аналіз тимчасових рядів, логістичну регресію, кластерний та дискримінантний аналіз. Здебільшого ці методи передбачають участь людини для здійснення вибірки з десятків або сотень даних для визначення, які з них можуть бути корисними для отримання необхідних результатів.

На сьогодні чимало економістів погоджуються з тим, що валютні курси є нелінійними та гетероскедатичними. Емпіричні дослідження (Д. Хсієр [15], Р. Ду Гров та ін. [16], К. Брукс [17]) розкрили нелінійності у формуванні валютних курсів. У широкому сенсі штучні НМ є нелінійним, непараметричним підходом до управління даними. Це дає змогу користувачу повністю використовувати наявну інформацію, яка і визначає структуру та параметри моделі без жодних наперед заданих умов чи обмежень. Нейронні мережі є нестандартними підходами в економетрії. *По-перше*, НМ мають здатність до генерування гнучких нелінійних функцій, близьких до будь-яких неперервних функцій із бажаною точністю. *По-друге*, нейронні мережі не потребують кількості змінних порівняно з такими лінійними моделями, як поліноміальна, сплайн чи розклади в ряд Тейлора тригонометричних функцій.

Метою статті є експериментальна перевірка рівня точності прогнозування валютних курсів за допомогою НМ, необхідної для використання підприємствами у практичній діяльності. Для досягнення мети виокремлено такі *завдання*: проаналізувати успішність вико-

ристання НМ у прогнозуванні економічних параметрів; визначити функціональні характеристики НМ та їх переваги для прогнозування валютних курсів; порівняти прогнозні властивості НМ для обмінних курсів резервних валют та української гривні з використанням середньої відносної похибки прогнозу; порівняти точність прогнозування обмінних курсів за допомогою апарату НМ та інших відомих методів із застосуванням середньої відносної похибки прогнозу.

Матеріали та методи. Матеріалами статті є статистичні дані Національного банку України та Європейського центрального банку, довідково-інформаційні видання. Теоретико-організаційну основу дослідження становить системний підхід до розв'язання комплексних науково-практичних проблем з прогнозування валютних курсів. У процесі дослідження застосовано загальнонаукові та спеціальні методи пізнання економічних явищ і процесів.

Результати дослідження. Для побудови моделі прогнозування з НМ ретроспективні дані поділяються на три частини: для тренування (*training*), підтвердження (*validation*) та перевірки (*testing*). Тренувальна вибірка відповідно включає 70 % зібраної інформації, причому вибірки для підтвердження та перевірки – 20 % та 10 % відповідно. Різні методи створення вибірки застосовуються щоразу перед початком тренування, наприклад, метод фільтрації, заснований на інформаційній теорії (Н. Сет'йон і Р. Лью [18]). Інші методи базуються на визначенні значимості вхідних даних у процесі тренування, наприклад, за допомогою оцінювання чутливості вихідної інформації відносно вхідної доки не закінчиться потік неістотної інформації (Б. Белью та Х. Бавер [19]). Ці групи методів використовуються для вирішення складних проблем з численними вхідними даними та кількістю схованих шарів нейронів, так як вони допомагають спростити архітектуру НМ.

Після групування даних задається структура мережі з вибором кількості схованих шарів нейронів, вхідних нейронів та функції перетворення, що впливає на результативність функціонування нейронної мережі. Е. Ондер та ін. [2] зазначають, що вибір параметрів НМ здійснюється на основі певних критеріїв: кількості вхідних та вихідних змінних, складності та структури наявної інформації, теоретичних знань та фактів про діяльність, яка прогнозується, тощо.

Сигнали з вхідного шару нейронів передаються до прихованих шарів, які їх опрацьовують та перетворюють зазвичай за допомогою логістичної апроксимації на ступеневу або порогову функції. Потім одержаний сигнал передають до вихідного шару нейронів, де інформація обробляється знову для одержання фінального результату. Повнозв'язна НМ є такою, де кожен вхідний нейрон зв'язаний зі всіма схованими нейронами, і кожен зі схованих, у свою чергу, зв'язаний з наступними вихідними нейронами.

У проведених експериментах використано сигмоїдну функцію активації відповідно до теорії К. Кіані та ін. [13], які розглядають сигмоїдну функцію активації як основну для побудови алгоритмів нейрокомп'ютерних систем щодо опрацювання багатовимірних числових даних.

Багатошаровий перцептрон (БШП) використано як модель для прогнозування валютних курсів. Цей вид НМ має дві основні переваги – простота у застосуванні та забезпечення необхідних узагальнюючих властивостей. Вихідне значення тришарового перцептрона (рис. 1) обчислюється за виразом:

$$y = F_3 \left(\sum_{j=1}^n v_j h_j - b_3 \right), \quad (1)$$

де n – кількість нейронів у схованому шарі;

v_j – вага синапсу нейрона j схованого шару до вихідного нейрона;

h_j – вихідне значення нейрона j схованого шару;

b_3 – поріг вихідного нейрона;

F_3 – функція активації вихідного нейрона [20].

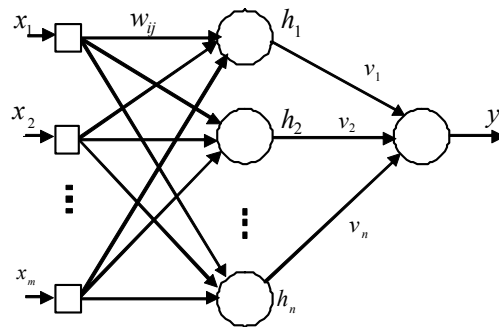


Рис. 1. Структура тришарового перцептрона

Вихідне значення нейрона j схованого шару визначається за формулою:

$$h_j = F_2 \left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_i - b_{2j} \right), \quad (2)$$

де w_{ij} – вага від i -го вхідного нейрона до j -го нейрона схованого шару; x_i – вхідні значення; b_{2j} – поріг j -го нейрона схованого шару. Сигмоїдну функцію активації $F(x) = 1/(1 + e^{-x})$ використано для нейронів схованого шару і вихідного нейрона.

Середньоквадратична помилка для навчальної ітерації t розраховується за формулою:

$$E^p(t) = \frac{1}{2} (y^p(t) - d^p(t))^2, \quad (3)$$

де для навчання вектора p , $y^p(t)$ – обчислене вихідне значення багат шарового персептрона на ітерації t ; $d^p(t)$ – бажане вихідне значення багат шарового персептрона на навчальній ітерації t [21].

Під час навчання узагальнена помилка навчання для всіх навчальних векторів обчислюється за формулою:

$$E(t) = \sum_{p=1}^P E^p(t). \quad (4)$$

Помилка вихідного нейрона для навчання вектора p розраховується за формулою:

$$\gamma_3^p(t) = y^p(t) - d^p(t), \quad (5)$$

а помилка нейрона i схованого шару за формулою [20]:

$$\gamma_i^p(t) = \sum_{j=1}^n \gamma_j^p(t) \cdot v_i(t) \cdot h_j^p(t) \cdot (1 - h_j^p(t)). \quad (6)$$

Для навчання багат шарового персептрона використано алгоритм зворотного поширення помилки, що складається з таких кроків [20]:

1. Задати крок навчання α ($0 < \alpha < 1$) і мінімальну середньоквадратичну помилку навчання багат шарового персептрона E_{\min} , яку необхідно досягти в процесі навчання.
2. Ініціювати ваги та пороги нейронів випадковими величинами з діапазону $(-0.5 \dots 0.5)$.
3. Для навчального вектора p обчислити вихідне значення багат шарового персептрона y , використовуючи формули (1–2).
4. Обчислити помилку вихідного нейрона за формулою (5).
5. Модифікувати ваги і пороги вихідного нейрона згідно з формулами:

$$v_j^p(t+1) = v_j^p(t) - \alpha \cdot \gamma_3^p(t) \cdot h_j^p(t) \cdot y^p(t) \cdot (1 - y^p(t)),$$

$$b_3^p(t+1) = b_3^p(t) + \alpha \cdot \gamma_3^p(t) \cdot y^p(t) \cdot (1 - y^p(t)).$$

6. Обчислити помилку нейронів схованого шару $\gamma_i^p(t)$ згідно з виразом (6).

7. Модифікувати ваги і пороги нейронів схованого шару відповідно до формул:

$$w_{ij}^p(t+1) = w_{ij}^p(t) - \alpha \cdot \gamma_j^p(t) \cdot h_j^p(t) \cdot (1 - h_j^p(t)) \cdot x_i^p,$$

$$b_{2j}^p(t+1) = b_{2j}^p(t) + \alpha \cdot \gamma_j^p(t) \cdot h_j^p(t) \cdot (1 - h_j^p(t)).$$

8. Розрахувати середньоквадратичну помилку для тренувальної ітерації t , використовуючи формулу (3).

9. Повторити кроки 3–8 для всіх векторів тренувальної вибірки.

10. Розрахувати узагальнену середньоквадратичну помилку $E(t)$ багатозарового перцептрона за допомогою (4).

11. Якщо $E(t)$ є все ще більшою за бажану мінімальну помилку E_{\min} , необхідно почати знову із кроку 3 або закінчити навчання в іншому випадку.

Відповідно до мети дослідження здійснено прогнозування обмінних курсів валютних пар (далі – валютні курси) *EUR/USD*, *GBP/USD*, *USD/JPY* та *USD/UAH* з щоденним, місячним та кварталним кроками багатозаровим перцептроном за допомогою пакета *Neural Network Toolbox* у середовищі моделювання МАТЛАБ для їх подальшого використання у практиці стратегічного аналізу валютних операцій.

Для кожної досліджуваної пари валютних курсів отримано 180 значень про щоденні курси за період з 3 вересня 2014 р. по 1 березня 2015 р., 72 значень середньомісячних курсів за період з березня 2009 р. по березень 2015 р. та 63 значення середньоквартальних курсів за період з 2-го кварталу 1999 р. по 1-й квартал 2015 р.

Для формування вибірок навчання та прогнозування у всіх експериментах застосовано метод "вікон". Для прогнозування використовується однокроковий метод, при якому прогноз здійснюється лише на один крок вперед. Точність цього методу зазвичай вища, ніж багатокрокового методу прогнозу. Для здійснення прогнозу за допомогою нейронних мереж використано мову програмування МАТЛАБ. Для прогнозування в усіх трьох експериментах (з щоденним, місячним та кварталним кроками) використано багатозаровий перцептрон 5-10-1 (5 нейронів вхідного шару, 10 нейронів схованого шару та один вихідний нейрон).

Прогнозування валютних курсів з щоденним кроком. З 180-ти значень про щоденні курси методом "вікон" сформовано вибірку даних зі 175 векторів, з яких 122 вектори використано для навчання БШП, а 53 – для перевірки точності прогнозування. Тобто значення обмінних курсів з 27 квітня 2015 р. по 31 серпня 2015 р. використовуються для навчання БШП, а значення з 1 вересня по 23 жовтня 2015 р. – для пере-

вірки точності прогнозу. Результати прогнозування для всіх чотирьох досліджуваних валютних курсів з щоденним кроком наведено на рис. 2. У цьому та всіх наступних *рисунок*х різними видами кривих позначено: реальний валютний курс відповідної пари; значення прогнозу на вибірці навчання; значення прогнозу на вибірці тестування (поза вибіркою навчання). Аналіз результатів прогнозування показує, що середні та максимальні похибки прогнозування однокроковим методом становлять 0.3 – 1.1 % для обмінного курсу EUR/USD, 0.2 – 0.7 % для GBP/USD, 0.2 – 1.0 % для USD/JPY та 0.6 – 2.1 % для USD/UAH, а метод вільного блукання забезпечує вищі значення похибок в усіх випадках.

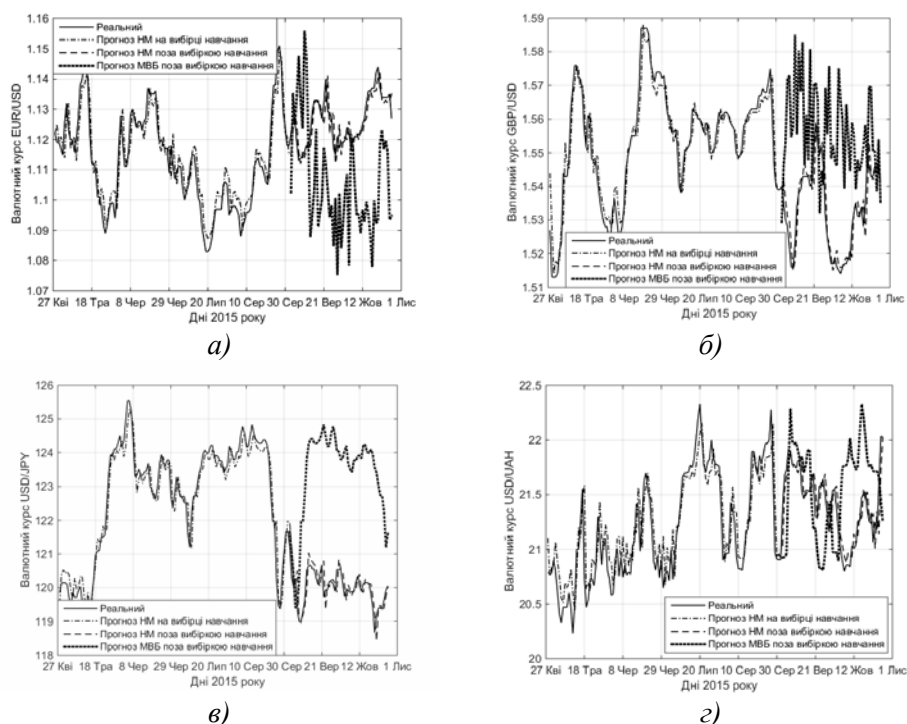


Рис. 2. Результати прогнозу обмінних курсів з щоденним кроком за допомогою НМ та моделі вільного блукання (МББ): а) EUR/USD; б) GBP/USD; в) USD/JPY; г) USD/UAH

Прогнозування валютних курсів з місячним кроком. З 80-ти значень про середньомісячні курси методом "вікон" сформовано вибірку даних із 75 векторів, з яких 51 вектор використано для навчання багатозарового перцептрона, а 24 – для перевірки точності прогнозування. Тобто значення валютних курсів з лютого 2009 р. по вересень 2013 р. використовуються для навчання БШП, а значення з жовтня 2013 р. по вересень 2015 р. – для перевірки точності прогнозу. Результати прогнозування для всіх чотирьох досліджуваних валютних курсів з

місячним кроком наведено на *рис. 3*. Аналіз результатів прогнозування показує, що середні та максимальні похибки прогнозування однокроковим методом становлять 1.9 – 5.9 % для обмінного курсу *EUR/USD*, 1.6 – 3.3 % для *GBP/USD*, 1.7 – 6.1 % для *USD/JPY* та 6.1 – 19.2 % для *USD/UAH*.

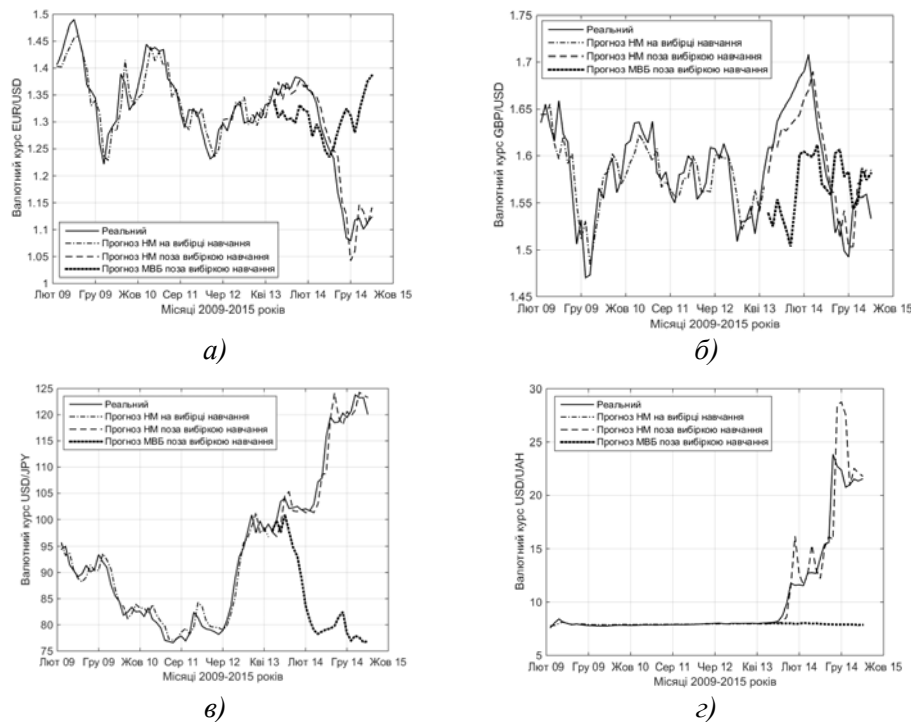
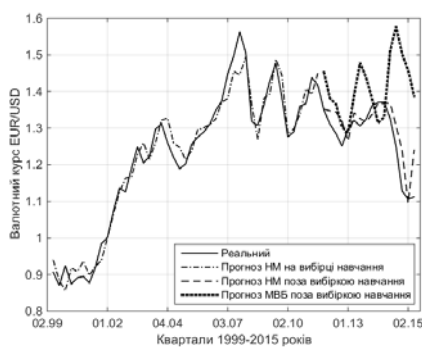
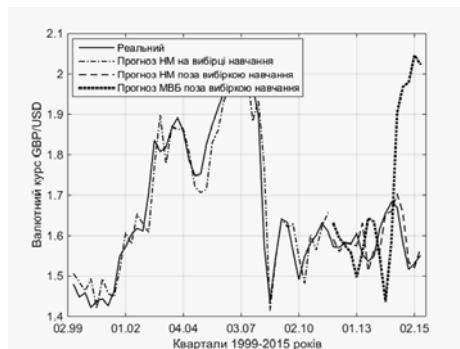


Рис. 3. Результати прогнозу обмінних курсів з місячним кроком за допомогою НМ та МВБ:
 а) *EUR/USD*; б) *GBP/USD*; в) *USD/JPY*; з) *USD/UAH*

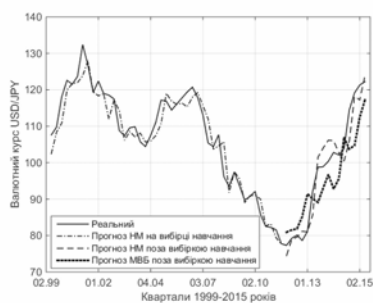
Прогнозування валютних курсів з квартальним кроком. З 66-ти значень про середньоквартальні курси методом "вікон" сформовано вибірку даних із 61 вектора, 45 з яких використано для навчання БШП, а 16 – для перевірки точності прогнозування. Тобто значення обмінних курсів з II кварталу 1999 р. по II квартал 2010 р. використовуються для навчання багатозарового перцептрона, а значення з третього кварталу 2010 р. по третій квартал 2015 р. – для перевірки точності прогнозу. Результати прогнозування за допомогою НМ і моделі вільного блукання для всіх чотирьох досліджуваних обмінних курсів з квартальним кроком наведено на *рис. 4*. Аналіз результатів прогнозування показує, що при використанні НМ середні та максимальні відносні похибки прогнозу однокроковим методом становлять 3.2 – 11.5 % для обмінного курсу *EUR/USD*, 1.6 – 5 % для *GBP/USD*, 3.1 – 7.5 % для *USD/JPY* та 6.6 – 22.4 % для обмінного курсу *USD/UAH*, а модель вільного блукання дає вищі значення похибок.



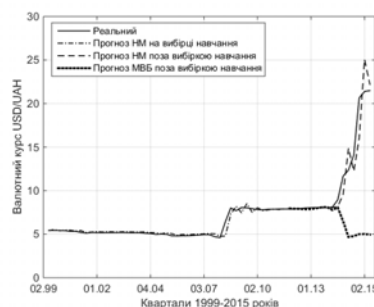
а)



б)



в)



г)

Рис. 4. Результати прогнозу обмінних курсів з квартальним кроком за допомогою НМ та МББ: а) EUR/USD; б) GBP/USD; в) USD/JPY; г) USD/UAH

Підсумки усіх трьох експериментів (з щоденним, місячним та квартальним кроками) зведено у *табл. 1* для експериментів з НМ.

Таблиця 1

Результати прогнозу обмінних курсів за допомогою НМ

Валютний курс	Щоденний крок		Місячний крок		Квартальний крок	
	відносна похибка прогнозу, %					
	сер.	макс.	сер.	макс.	сер.	макс.
EUR / USD	0.3	0.1	1.9	5.9	3.2	11.5
GBP / USD	0.2	0.7	1.6	3.3	1.6	5.0
USD / JPY	0.2	1.0	1.7	6.1	3.1	7.5
USD / UAH	0.6	2.1	10.3	39.6	6.6	22.4
Усереднена відносна похибка прогнозу НМ	5.7					

На основі одержаних результатів доведено точність прогнозування за допомогою НМ та можливість їх практичного використання. Разом з тим, точність прогнозування курсів до долара США, євро, японської єни та фунта стерлінгів є більшою ніж щодо обмінних курсів гривні,

що свідчить про вищу ефективність прогнозування в умовах розвинутого і малорегульованого ринку, чим на штучно регульованих. Проте ця гіпотеза передбачає здійснення подальших досліджень.

Порівняння з іншими відомими методами. У практиці прогнозування валютного курсу застосовують ряд прийомів, серед яких варто відмітити багатовимірні моделі часових рядів, що набули популярності протягом останніх років для передбачення економічних показників. Проте емпіричні дослідження Дж. Куаресма та Я. Глушкової [21], які здійснили порівняння таких економетричних інструментів, як векторна авторегресія (*VAR*), баєсова векторна авторегресія (*BVAR*), модель виправлення помилок (*VEC*), баєсова модель виправлення помилок (*BVEC*) з відомим методом випадкового блукання, запропонованим науковцями Р. Мізом та К. Рогофом [22] на основі гіпотези ефективного ринку для прогнозування обмінних курсів польського злотого, чеської крони, угорського форинта, довели більшу точність методу випадкового блукання для прогнозування обмінних курсів з кроком до 6 місяців. Це спонукало до проведення власного дослідження із застосування методу випадкового блукання для прогнозування валютних курсів та порівняння отриманих показників із результатами використання НМ.

Базова дефініція моделі випадкового блукання визначається як стохастичний процес, що описується рівнянням:

$$y(t) = y(t-1) + e(t),$$

де $y(t)$ – прогнозована величина у момент часу t ; $y(t-1)$ – величина часового ряду у попередній момент часу ($t-1$); $e(t)$ – випадкова складова, яку у науковій літературі називають ще "білим" (слабким) шумом (так, що $E(e(t)) = 0$ і $E(e^2) = \delta^2$). Для цього дослідження використано версію моделі випадкового блукання, вбудовану у середовищі *Matlab* (*Econometrics Toolbox > Model Selection > Specification Testing > vratiotest*), де наводиться такий її вираз:

$$y(t) = c + y(t-1) + e(t), \quad (10)$$

де c – випадкова величина.

Так як величина c допомагає дотримуватися тренду часових рядів, одним зі способів її обчислення є визначення середнього різниці між теперішнім та минулим значенням часового ряду на його n кроках:

$$c = \frac{\sum_{i=1}^n \Delta y(t)_i}{n}, \quad (11)$$

де $\Delta y(t)_i = y(t)_i - y(t-1)_i$ – різниця між теперішнім та минулим значенням часового ряду.

Для проведення експерименту використано ту ж саму часову вибірку, застосовану для прогнозування із НМ, що описано вище. Результати прогнозування обмінних курсів із денним, місячним та квартальним кроками за допомогою моделі вільного блукання відображено на *рис. 2, 3, 4*. Для якісного порівняння обох методів прогнозування у цілому доцільно обчислити відносну похибку прогнозу за всіма експериментами. Зведені результати прогнозування для 4 пар валютних курсів за допомогою моделі вільного блукання наведено у *табл. 2*. Як видно, відносна похибка прогнозу за всіма експериментами у випадку використання НМ менша від відносної похибки прогнозу за допомогою моделі вільного блукання, що свідчить про доцільність застосування апарату штучних НМ для прогнозування обмінних курсів валют та значно вищу точність прогнозування за допомогою НМ порівняно з моделлю вільного блукання, а отже, відповідно до [21; 23] – з деякими іншими відомими статистичними методами прогнозування обмінних курсів валют, досліджених у цій статті.

Таблиця 2

**Результати прогнозу обмінних курсів
за допомогою моделі вільного блукання**

Валютний курс	Щоденний крок		Місячний крок		Квартальний крок	
	відносна похибка прогнозу, %					
	сер.	макс.	сер.	макс.	сер.	макс.
EUR / USD	2.4	5.2	9.1	23.6	11.9	33.2
GBP / USD	1.6	4.1	4.2	9.6	11.4	33.6
USD / JPY	2.8	4.3	22.4	37.8	6.5	12.7
USD / UAH	2.3	5.6	38.2	66.8	26.4	77.0
Усереднена відносна похибка прогнозу МВБ	18.9					

Висновки. Емпіричні результати прогнозування валютних курсів за допомогою НМ доводять ефективність використання цього математичного апарату на рівні як підприємств для хеджування валютних ризиків та валютних трейдерів, так і для центрального банку. Апроксимізуючі властивості НМ показують можливість врахування психологічних бар'єрів та інших біхевіористичних факторів, що впливають на зміну валютних курсів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Lam M. Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis // Decision Support Systems. — 2004. — 37(4). — P. 567–581.
2. Önder E., Firat B. Hepsen A. Forecasting Macroeconomic Variables using Artificial Neural Network and Traditional Smoothing Techniques // Journal of Applied Finance & Banking. — 2013. — Vol. 3, no. 4. — P. 73–104.

3. *Kuan C. & White H.* Artificial neural networks: an econometric perspective // *Econometric Reviews*. — 1994. — 13 (1). — P. 1–91.
4. *Swanson N. & White H.* A model-selection approach to assessing the information in the term structure using linear models and artificial neural networks // *Journal of Business & Economic Statistics*. — 1995. — 13 (3). — P. 265–275.
5. *Garcia R. & Gençay R.* Pricing and hedging derivative securities with neural networks and a homogeneity hint // *Journal of Econometrics*. — 2000. — 94 (1). — P. 93–115.
6. *Qi M. & Madala G.* Economic factors and the stock market: a new perspective // *Journal of Forecasting*. — 1999. — 18. — P. 151–166.
7. *Jorion P.* Predicting volatility in the foreign exchange market // *The Journal of Finance*. — 1995. — 50 (2). — P. 507–528.
8. *Fletcher D. & Goss E.* Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data // *Information & Management*. — 1993. — 24 (3). — P. 159–167.
9. *Salchenberger L., Cinar E. & Lash N.* Neural networks: a new tool for predicting thrift failures / L. Salchenberger, E. Cinar & N. Lash // *Decision Sciences*. — 1992. — 23. — P. 899–916.
10. *Lisi F. & Schiavo R.* A comparison between neural networks and chaotic models for exchange rate prediction // *Computational Statistics & Data Analysis*. — 1999. — 30 (1). — P. 87–102.
11. *Firmino P., de Mattos Neto P. & Ferreira T.* Correcting and combining time series forecasters // *Neural Networks*. — 2014. — 50. — P. 1–11.
12. *White H.* A Reality Check for Data Snooping / H. White // *Econometrica*. — 2000. — 68. — P. 1097–1126.
13. *Kiani K.* Detecting business cycle asymmetries using artificial neural networks and time series models // *Computational Economics*. — 2005. — 26 (1). — P. 65–89.
14. *Jones S. & Netter J.* (2008). Efficient Capital Markets. In David R. Henderson (ed.). *Concise Encyclopedia of Economics* (2nd ed.).
15. *Hsieh D.* Testing for nonlinear dependence in daily foreign exchange rates / D. Hsieh // *Journal of Business & Economic Statistics*. — 1989. — 7 (3). — P. 307–317.
16. *De Grauwe P., Dewachter H. & Embrechts M.* Exchange Rate Theory: Chaotic forecasting and decision making // *International Journal of Forecasting*. — 1993. — № 10. — P. 177–191.
17. *Brooks C.* Testing for non-linearity in daily sterling exchange rates / C. Brooks // *Applied Financial Economics*. — 1996. — 6. — P. 307–317.
18. *Setiono N. & Liu R.* Improving backpropagation learning with feature selection. *Applied Intelligence* / N. Setiono & R. Liu // *The International Journal of Artificial Intelligence, Neural Networks, and Complex Problem-Solving Technologies*. — 1996. — № 62. — P. 129–139.
19. *Belue B. & Baver H.* Determining input features for multilayer perceptrons. *Neurocomputing*. — 1995. — V. 7, 2. — P. 111–121.
20. *Haykin S.* *Neural Networks and Learning Machines* / S. Haykin // New Jersey : Prentice Hall, 2008. — 936 p.
21. *Cuaresma J.-C.* Beating the Random Walk in Central and Eastern Europe / J.-C. Cuaresma & J. Hlouskova // *Journal of Forecasting*. — 2005. — 24. — P. 189–201.

22. Meese R. & Rogoff K. The out-of-sample failure of empirical exchange rate models: sampling error or misspecification? *Exchange Rates and International Macroeconomics*, 1983. — Т. 4 (1). — P. 67–112.
23. Galeshchuk S. Neural-Based Method of Measuring Exchange-Rate Impact on International Companies' Revenue // *Distributed Computing and Artificial Intelligence*, 11th International Conference. Springer International Publishing. — 2014. — P. 529–536.

Стаття надійшла до редакції 24.02.2016.

Galeschuk S. Artificial neural networks in foreign exchange market forecast.

Background. Effective risk management incorporates reduction of firm's sensitivity to changes in real exchange rates. Thus, author investigates methods of forecasting exchange rates for strategic planning. Research indicates that conventional statistical approaches suffer from unsatisfactory accuracy of forecasts. However, artificial neural networks have proven effective for difficult prediction problems in a variety of domains.

Analysis of recent publications in this realm of research has shown that despite significant scientific achievements modern economic conditions pose new challenges for international firms. Hence, tools for projection of operations in foreign currency need to be further investigated.

The **aim** of the article is an experimental justification of satisfactory neural networks accuracy for forecasting exchange rates (i.e. EUR / USD, GBP / USD, USD / JPY, USD / UAH) with daily, monthly and quarterly steps in order to be exploit by enterprises, central banks, and other end-users.

Materials and methods. The study employs following methods: comparison, approximation, abstraction as well as graphical and tabular tools.

Results. The choice of neural networks as a forecasting method is justified. They are capable to assess dynamics and nonlinearity of financial data better than other known methods. Presented experimental results bear these out. In particular, author uses a multilayered perceptron with a single hidden layer as a neural network model. Forecasting has been implemented with one-step approach where perceptron retrains on every step of experiment. The accuracy level achieved is acceptable for developing measures to manage currency risk.

Conclusion. Observed prediction accuracy of neural networks proves their advantages for firm's management of foreign exchange transactions, selection of the hedging methods and evaluating hedging results, varying the dates of payments in foreign currency, development of the intervention policy of the central bank, etc. Their approximation abilities show the possibility to analyze and consider psychological boundaries and other behavioral factors affecting exchange rates.

Integration of fundamental (macroeconomic) data into the experimental model yet represents another interesting area of future research.

Keywords: strategic planning, forecasting of exchange rates, artificial intelligence, neural networks.