

МОДИФІКАЦІЯ МЕТОДУ НАВЧАННЯ РАДІАЛЬНОЇ БАЗИСНОЇ МЕРЕЖІ ТА ЇЇ ПОРІВНЯННЯ З НЕЧІТКОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ МАМДАНІ ТА ННМАННKP

В статті представлена модифікація методу навчання нейронної мережі на радіальних базисних функціях та досліджено властивості модифікованого методу. Проводиться порівняльний аналіз радіальної базисної мережі, навченої за наведеною модифікацією, та нейронної мережі Мамдані, і мережі ННМАННKP на значеннях денних котирувань фінансових інструментах з фінансових ринків різного типу й на денних значеннях світових фінансових індексів.

Radial basis function network training method modification is presented in this paper and features of the modified method are investigated. Comparative analysis of radial basis network, trained with the modification, Mamdani neural network and FNNAITER is conducted on values of financial instrument daily quotes and on world financial indexes daily values.

Вступ

В даній роботі запропоновано модифікацію методу навчання нейронної мережі на радіальних базисних функціях ([1, С. 57-60, С. 231-241; 2, С. 342-416; 3]). Ця модифікація полягає у тому, що поряд з навчанням ваг радіальної базисної мережі, відбувається паралельне навчання параметру σ нейронів мережі. Метод навчання дозволяє налаштувати мережу за кінцеву кількість кроків. В роботах [1, С. 231-241; 2 С. 239-403; 3] вже були запропоновані методи навчання всіх параметрів мережі, однак це були – генетичні алгоритми та градієнтний метод, що збігаються до прийнятного результату дуже довго, а радіальна базисна мережа відома своєю швидкістю навчання. В роботі запропоновано метод оцінки вищенаведених параметрів, що застосовує МНК для встановлення залежності виходу блоку від одного входу. Це дозволяє вирішити проблему швидкого навчання параметру. Даний факт обумовлює актуальність роботи. Мережу було апробовано на денних котируваннях валютних пар EUR/GBP, EUR/USD, USD/JPY, USD/CHF, що були взяті з [4], та на денних значеннях S&P40, DAX, DJIA, HANG SENG, NASDAQ, індекс ММББ, RTS2 та на денних котируваннях фінансових інструментів COM-

EX GOLD, ММББ GSZP, ICE.BRN, котрі були взяті з [5]. На першій групі даних проводився порівняльний аналіз даної радіальної базисної мережі, мережі, запропонованої в [6], та нечіткої нейронної мережі Мамдані ([7 С. 161-166; 8 С. 100-114]). На першій та другій групі – порівняльний аналіз радіальної базисної мережі та нечіткої нейронної мережі Мамдані.

Робота складається з трьох розділів: «Опис модифікацій», де описується, власне, метод навчання, що пропонується; «Дослідження властивостей запропонованої модифікації», де вивчаються характеристики методу, що пропонується; та – «Порівняльний аналіз нейронних мереж», в якому приводяться результати порівняння вищенаведених мереж та аналіз даних результатів.

Цільовою аудиторією статті є аналітики фінансових ринків, спеціалісти в галузі систем штучного інтелекту та спеціалісти в галузі аналізу часових рядів.

1. Опис модифікації

Радіальна базисна мережа – це нечітка нейронна мережа, з класу мереж, що вико ристовують нечіткий логічний вивід Такагі-Сугено. Її архітектуру можна побачити на Рис. 1.

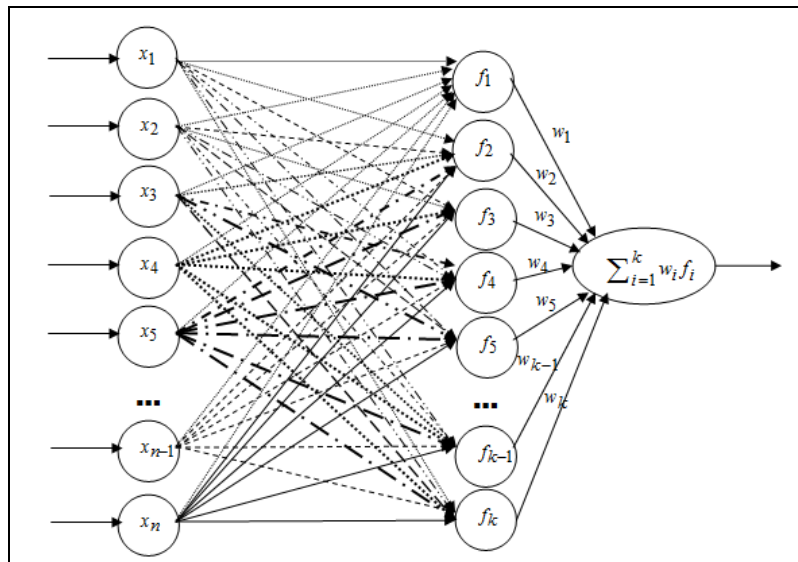


Рис. 1. Архітектура радіальної базисної нейронної мережі

На Рис.1 використані наступні позначення. x_1, \dots, x_n – це входи нейронної мережі. $f_i, i=1, \dots, k$ – радіальні базисні функції, значення котрих залежать від входів нейронної мережі. В роботі дані функції взяті гаусівського вигляду (1):

$$f_i(\vec{x}) = \exp\left\{-\frac{\|\vec{x} - \vec{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right\}. \quad (1)$$

У формулі (1) використані наступні позначення. $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$ – вектор аргументів функції (входів нейронної мережі). $\vec{c}_i = (c_{i1}, \dots, c_{in})$ – «центр» радіальної базисної функції, та σ_i – «розкид» радіальної базисної функції.

Значення входів мережі подаються до блоків розрахунку радіальних базисних функцій. Отримані на виходах значення множаться на відповідні ваги та додаються один до одного. Так отримується вихід радіальної базисної мережі.

В якості «центрів» радіальних базисних функцій прийнято вибирати вхідні значення навчальної вибірки даних, а «розкиди» вибираються експертом рівними один одному ([1, С.57-60; 2, С. 396-398]).

Якщо позначити вихід нейронної мережі через y , то він визначається формулою (2):

$$y = \sum_{i=1}^k w_i f_i(\vec{x}). \quad (2)$$

Нехай ϵ навчальна вибірка даних $(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}, y_j), j=1, \dots, L$. Якщо ввести матрично-векторні позначення $\vec{y} = (y_1, \dots, y_L)$ – вектор бажаних виходів мережі;

$F = \|f_i(x_{1j}, \dots, x_{nj})\|_{i=1, \dots, k}^{j=1, \dots, L}$ – матриця відповідних виходів блоків радіальних базисних функцій; $\vec{w} = (w_1, \dots, w_k)$ – відповідний вектор ваг, то формулу (2) можна переписати у вигляді (3):

$$\vec{y} = F\vec{w} \quad (3)$$

Так як можна вибрати $L=k$, то в такому випадку F – квадратна, та за теоремою Мічеллі, до неї завжди буде існувати обернена матриця ([2, С.352-353]). Якщо зафіксувати σ_i , то задача навчання нейронної мережі зводиться до обертання матриці F та множення її та вектор \vec{y} . Саме так пропонується робити у роботах ([1, С.57-60; 2, С. 396-398]).

«Розкиди» зазвичай вибираються рівними один одному. Однак відразу ж помітна вада такого підходу – вибір «розкидів» залежить від конкретної задачі. Окрім того обертання матриці пов'язано зі значними обчислювальними витратами. Для розв'язання цієї проблеми у роботі [1, С. 231-241] для навчання мережі пропонується використовувати генетичний алгоритм. Це – вирішення проблеми, але воно зводить нанівець основну перевагу ради-

альної базисної мережі – висока швидкість навчання.

По-перше, навчання ваг. Пропонується зафіксувати значення «розкидів» для ясності викладень (далі це обмеження буде усунуто), при йому навчання зводиться до застосування методу найменших квадратів ([9, С.49-57]) для відновлення лінійної залежності від одної змінної. В даній роботі буде використано саме цей метод навчання ваг радіальної базисної мережі, а також буде запропоновано метод навчання значень «розкидів», який теж зводиться до застосування МНК для відновлення залежності від однієї змінної.

У подальших викладеннях буде використуватися позначення (4):

$$k_i = \frac{1}{2\sigma_i^2} \quad (4)$$

Далі у роботі k_i з формули (4) буде називатися коефіцієнтом звуження.

Отже у роботі пропонується з вибірки даних вибрати дві точки, що розташовані якнайдалі одна від одної за Евклідовою метрикою. Ці дві точки беруться за центри двох радіальних базисних функцій, які утворюють нову мережу. Значення коефіцієнтів звуження для гаусівських функцій вибираються рівними та, за допомогою підходу з використанням теореми Мічеллі, відновлюються обидва ваги радіальної базисної функції. Далі всі виміри навчальної вибірки даних пропускаються через отриману нейронну мережу. Якщо загальна помилка роботи мережі виявилася меншою за допустиме значення, то синтез та навчання мережі завершується, інакше – наступний крок. На кожному кроці значення отриманих раніше ваг не змінюються, а кожна нова вага – мінімізує похибку, що видає мережа на попередньому рівні. Далі пояснюється зміст цього речення.

Нехай вже відновлено p ваг. З вимірів вибірки даних, що ще не брали участь у синтезі мережі та навчанні ваг, вибирається той вимір, що дає найбільшу похибку (ця методика була запропонована у роботі [10, С. (13-177) – (13-180)]). Вхідні значення вибраного виміру ініціюють центр нового нейрона радіальної базисної мережі (нового блоку розрахунку значень радіальної базисної функції). Коефіцієнт

звуження вибирається рівним, до коефіцієнтів інших нейронів (далі в роботі це обмеження буде усунуто). Вся вхідна частина вимірів навчальної вибірки даних, що вже брали участь у синтезі та навчанні мережі, та новий вимір, пропускаються через мережу, що була синтезована та навчена на попередньому кроці та отримується $p+1$ відхилень виходів мережі від бажаних значень виходів:

$$e_1 = y_1 - d_1, \dots, e_{p+1} = y_{p+1} - d_{p+1}. \quad (5)$$

В позначеннях (5): e_i – відхилення отриманого значення виходу нейронної мережі – y_i від реального значення – d_i .

Мета навчання – знайти таке w_{p+1} , що виконується загалом несумісна система рівнянь (6):

$$f_{p+1}(\vec{x}_i) w_{p+1} = -e_i, i = 1, \dots, p+1. \quad (6)$$

Слід ще раз зазначити, що індекс i показує не номер виміру в навчальній вибірці даних, а номер нейрону радіальної базисної мережі та \vec{x}_i за домовленістю – це центр відповідного нейрона.

Застосовуючи метод найменших квадратів, можна отримати формулу:

$$w_{p+1} = -\frac{\sum_{i=1}^{p+1} f_{p+1}(\vec{x}_i) e_i}{(f_{p+1}(\vec{x}_i))^2}. \quad (7)$$

Виміри вибірки даних, що не брали участь у синтезі та навчанні «пропускаються» через мережу. Якщо загальна помилка виявляється меншою за задане допустиме значення, то процес синтезу мережі завершується, інакше – на наступний крок.

Розглянутий вище алгоритм навчання нейронної мережі дозволяє швидко навчити нейронну мережу, не витрачаючи час на обертання великих матриць та дозволяє відмовитися від методів навчання, що забезпечують збіжність процесу навчання за нескінченну кількість ітерацій навчання.

Але у застосованого методу залишається одна вада – задана однаковість значень коефіцієнтів звуження.

Далі пропонується наступна ідея для розв'язання цієї проблеми. По перше, очевидно, що загальний вихід радіальної базисної нейронної мережі має незначний вплив на зна-

чення коефіцієнтів звуження (як буде показано далі в експериментальних дослідженнях, коефіцієнт звуження же сильно впливає на значення загального виходу мережі). Таким чином, і значення ваг w_i можна не брати до уваги при навчанні k_i . Також, можна сказати, що частина радіальної базисної мережі до множення на ваги (див. Рис. 1) виконує класифікацію вектора поданого на вхід мережі. Таким чином, в ідеалі хотілося б, щоб при подачі на вхід певного вектора з навчальної вибірки даних, нейрон, що відповідав цьому входу давав найбільше значення – 1, а інші нейрони – інше значення рівне для всіх, скажімо, ev . З урахуванням формул (1), (4) та приведених в даному абзаці міркувань, можна скласти систему рівнянь (8):

$$\exp\left\{-k_i \cdot \|x_i - c_j\|^2\right\} = \begin{cases} 1, i = j, \\ ev, i \neq j. \end{cases} \quad (8)$$

В даній системі i та j змінюються від одиниці до значення кількості нейронів в нейронній мережі.

Якщо тепер ввести позначення $h_{ij} = \|x_i - c_j\|^2$, прологарифмувати за натуральною основою кожне рівняння в системі (8) та виключити з системи тотожні рівняння, то можна отримати систему (9):

$$-k_i h_{ij} = \ln ev, i \neq j. \quad (9)$$

Значення коефіцієнтів звуження можна отримати, застосовуючи МНК:

$$k_i = -\frac{\sum_{z=1}^p h_{iz} \ln ev}{(h_{ij}^2)}, \quad (10)$$

де p – кількість нейронів в нейронній мережі.

Якщо усереднити всі коефіцієнти, то можна отримати класичний випадок, коли у всіх нейронів коефіцієнти звуження рівні.

Слід зазначити, що далі в даній роботі буде досліджуватись поведінка критеріїв якості роботи мережі в залежності від кількості нейронів, і тому, при додаванні нової точки вибірки до процесу навчання нейронної мережі буде створюватися ще один нейрон та мережа буде донавчатись за вищенаведеним методом. При практичному застосуванні ж пропонується створювати нейрони вибірково. Якщо додавання нейрону дійсно значно покращує якість

функціонування мережі, то необхідно застосувати наведений вище алгоритм. У іншому випадку (приріст якості функціонування мережі незначний при додаванні нейрона) – або донавчити мережу за допомогою РМНК без створення нового нейрону, або взагалі знехтувати цією інформацією.

2. Дослідження властивостей запропонованої модифікації

В даній частині приводяться результати дослідження залежності якості навчання та функціонування радіальної базисної мережі від конкретного значення величини ev . Слід відразу зазначити, що, якщо не буде зазначено інше, аналіз отриманих у роботі результатів буде проводитися на значеннях критеріїв (які будуть описані нижче) на перевірочній вибірці. В якості даних для дослідження було вибрано денні котирування валютних пар EUR/USD, EUR/GBP, USD/JPY, USD/CHF за річний період, котрі були взяті з джерела [4]; денні значення світових індексів Dow&Jones, NASDAQ, CAC40, DAX, Hang Seng, індекс ММББ та RTS2, також досліджувалися денні котирування фінансових інструментів COMEX GOLD, ICE Brent, та денні котирування ММББ «Газпром Нефть», що були взяті з джерела [5]. Дослідження дозволило виявити ряд цікавих результатів, що наводяться нижче.

Перш, ніж переходити до опису власне результатів досліджень, необхідно описати сам експеримент, що проводився. Попередні дослідження показали, що кращих значень показників якості функціонування мережі вдається добитися при співвідношенні навчальної та перевірочної 70%:30%. Саме для цих значень і проводилися дослідження. Параметрами експерименту були: кількість входів мережі (2, 3 та 4) та коефіцієнт ev (коефіцієнт змінювався в межах від 0,1 до 0,9 з кроком 0,1 та з подальшим уточненням). Якість мережі оцінювалася за допомогою значень критерію $MAPE$, що в даній роботі буде визначатися формулою (11):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - d_i|}{d_i}, \quad (11)$$

де y_i – значення, отримане на виході мережі при подачі на її вхід i -х вхідних вимірів вибірки даних; d_i – бажаний вихід мережі; та n – об'єм вибірки даних.

Вибірki даних формувалися наступним чином. В залежності від кількості входів мережі, що досліджувалась, входами мережі бралися відповідні попередні значення часового ряду досліджуваного фінансового інструменту, а виходом – дане значення. Така процедура проводилася для усього часового ряду. Після виконувалося перемішування порядку замірів вибірки даних та починався експеримент. Така рандомізація вибірки (перемішування порядку вимірів вибірки) повторювалася певну кількість разів та для кожної реалізації перемішування проводився свій експеримент за принципом, описаним в попередньому абзаці. Це дозволило виділити декілька стійких у сенсі

малого значення критерію (11) значень показника ev .

Результати проведених експериментів наведені в Табл. 1. Дана таблиця складається з чотирьох стовбців. В першому стовбці наводяться офіційні позначення фінансових інструментів та індексів, що досліджуються. У другому стовбці наводиться кількість входів мережі, що використовувалася для експерименту на відповідному фінансовому інструменті та індексі. Третій стовбець містить відповідні значення досліджуваного параметра ev , що дозволяли отримувати в ході експериментів найкращі значення критеріїв якості, а четвертий – відповідне краще значення критерію $MAPE$, що було отримано в ході експериментів на відповідному фінансовому інструменті чи індексі на перевіірочній вибірці.

Табл. 1. Результати досліджень поведінки параметра ev

Фінансовий інструмент чи індекс	Кількість входів мережі	Краще значення ev (якщо їх декілька, то розділяються крапкою з комою)	Найкращі значення критерію $MAPE$, що вдалося отримати
CAC40	2	0,995	0,008
	3	0,3; 0,995	0,01
	4		
COMEX GOLD	2	0,3; 0,99< ev <1	0,0721
	3		
	4	0,3; 0,995	
DAX	2	0,995	0,0091
	3		
	4		
DJIA	2	0,995	0,008
	3	0,3; 0,995	0,01
	4		
HANG SENG	2	0,3; 0,995	0,0108
	3		
	4	0,995	
ICE.BRN	2	0,3; 0,995	0,0132
	3	0,995	
	4		
GAZP	2	0,09; 0,3; 0,995	0,0231
	3		
	4		
MMBБ	2	0,09; 0,3; 0,995	0,012
	3	0,995	
	4		
NASDAQ	2	0,995	0,0089
	3	0,09; 0,3; 0,995	
	4		
RTS2	2	0,995	0,0087
	3		
	4		
EUR/USD	2	0,995	
	3		
	4		

EUR/GBP	2	0,3; 0,995	0,004
	3		
	4		
USD/JPY	2	0,995	
	3		
	4		
USD/CHF	2	0,995	
	3		
	4		

Якщо підсумувати наведені в таблиці дані, то можна прийти до висновку, що на практиці (але слід відмітити, що дослідження проводилися лише для фінансових ринків) краще за все використовувати $ev=0,3$ та $ev=0,995$. Інколи непогані результати давали випадки рівності $ev : 0,9; 0,1; 0,2; 0,4$, але ці випадки давали досить погані значення критерію *MAPE* та були наслідками невдалої рандомізації. Через те, що $ev=0,995$ частіше за все виявлявся взагалі кращим варіантом, то автор даної роботи буде використовувати саме це значення для подальших досліджень. Окрім того, аналізуючи значення критерію якості (*MAPE*) на перевірочній вибірці, можна прийти до висновку про високі прогностичні властивості мережі. Так, наприклад, найкраще значення критерію для валютних пар було трохи нижче за 0,004, що всередньому свідчить про відхилення реальних значень від оцінок на 40 пунктів, а якщо ще прийняти до уваги, що в реальному застосуванні мережі тільки 50% всередньому чинять негативний вплив, то це значення слід поділити ще на два (якщо похибки в кращу сторону не враховувати), що є досить солідним результатом.

Також проводилися аналогічні дослідження тих же фінансових інструментів, але перетворених за формулою (12):

$$z_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (12)$$

де x_i – значення котирування фінансового інструменту у момент часу i , x_{\min} – мінімальне значення по вибірці фінансового інструменту, x_{\max} – максимальне значення по вибірці фінансового інструменту. Область значень z_i – інтервал $[0;1]$. Очевидно, що внаслідок можливості ділення на 0, застосовувати критерій *MAPE* для оцінки z_i неможливо. Тому для оцінки використовувався критерій *RMSE* (13):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - d_i)^2}, \quad (13)$$

де позначення відповідають позначенням у формулі (1).

Дослідження перш за все показали, що якість оцінок зменшилася на порядок (так як z_i змінюється в інтервалі $[0;1]$, то (13) помножене на 100%, як і (1) дають відсоток похибок) – в залежності від конкретного фінансового інструменту, значення критерію *RMSE* змінювались в межах від 0,02 до 0,62 для кращих випадків. Також було встановлено, що у випадку двох входів мережі отримувалися найкращі результати. Було підмічено важливу закономірність. При оцінці (12) досить стабільних котирувань фінансових інструментів найкращі значення критерію *RMSE* лежали стабільно біля $ev=0,9$, а при оцінці нестабільних фінансових інструментів $ev=0,3$ був найкращим вибором. Так що читачу при практичній реалізації мережі для свого фінансового інструменту рекомендується провести RS-аналіз ([11; 12]) даного інструменту.

3. Порівняльний аналіз нейронних мереж

Для оцінки якості функціонування та інших важливих характеристик запропонованої модифікації методу навчання нейронної мережі на радіальних базисних функціях (далі – Радіальна базисна мережа модифікована, або – РБМ) був проведений порівняльний аналіз даної мережі на валютних парах взятих з [4] з мережею, що використовує нечіткий логічний вивід Мамдані ([7 С. 161-166; 8 С. 100-114]) та з мережею, представленою в [6], котра в даній роботі буде називатися Нечітка нейромережева архітектура з незалежним навчанням кожного правила (ННМАННКП). Також був проведений порівняльний аналіз мережі Мамдані та РБМ на значеннях котирувань САС40,

COMEX GOLD, DAX, DJIA, MMBB GAZP (нафта), Hang Seng, ICE.BRN, індекс MMBB, NASDAQ, RTS2. Для навчання мережі Мамдані використовувалася модифікація градієнтного методу – super SAB ([7, С. 103-104]), методика навчання ННМАННKP представлена в роботі [6].

План експериментів для порівняльного аналізу був наступний. Параметрами експерименту були: співвідношення навчальної і перевіркової вибірки, та кількість входів ней-

ронної мережі. Порівняльний аналіз буде базуватися на значеннях критерію (11), чи (13), в залежності від обставин, що будуть обумовлені нижче. Співвідношення навчальної та перевіркової вибірок (Навч.: пер.) вибрано наступними: 10:90, 20:80, 30:70, 40:60, 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10. Кількість входів було вибрано – 2, 3 чи 4.

Результати експериментів першого порівняльного аналізу наведені в Табл. 2.

Табл. 2. Результати порівняльного аналізу мережі ННМАННKP, Мамдані та РБМ

Значення критерію якості функціонування мережі для котирування	Мережі									
	Кількість входів мережі	ННМАННKP			Радіальна базисна модифікована			Мамдані		
		Навч.: пер.	MAPE навч.	MAPE пер.	Навч.: пер.	MAPE навч.	MAPE пер.	Навч.: пер.	MAPE навч.	MAPE пер.
EUR/GBP	2	70:30	0,0043	0,0033	40:60	0,0048	0,0051	80:20	0,0038	0,0039
	3	70:30	0,0038	0,0033	70:30	0,0075	0,0067	40:60	0,0031	0,0044
	4	50:50	0,0039	0,0036	30:70	0,0073	0,0072	70:30	0,0032	0,0045
EUR/USD	2	80:20	0,0045	0,0037	80:20	0,0048	0,0043	60:40	0,0035	0,0044
	3	70:30	0,0044	0,0046	80:20	0,0056	0,0055	70:30	0,0032	0,005
	4	70:30	0,0051	0,0053	80:20	0,008	0,0062	70:30	0,0033	0,0045
USD/JPY	2	70:30	0,0055	0,0046	60:40	0,0054	0,0049	40:60	0,0043	0,0053
	3	70:30	0,0052	0,0047	80:20	0,0061	0,0049	60:40	0,0036	0,006
	4	80:20	0,007	0,0039	80:20	0,0065	0,0063	80:20	0,0039	0,0054
USD/CHF	2	60:40	0,0049	0,0036	70:30	0,0045	0,0048	80:20	0,0041	0,0037
	3	80:20	0,0049	0,0045	40:60	0,005	0,0054	80:20	0,0037	0,004
	4	70:30	0,0054	0,0033	80:20	0,0056	0,0048	80:20	0,0033	0,0041

В Табл. 2 в колонках «Навч.:пер.» приведені співвідношення навчальної та перевіркової вибірок, що дали найкращі результати. Зліва від цих колонок розташовані колонки «MAPE навч.» та «MAPE пер.» – відповідно до цього співвідношення вибірок значення критерію (11) на навчальній та перевіркової вибірках. На основі аналізу Табл. 1, можна прийти до висновку, що найкраще функціо-

нуючою виявилась ННМАННKP – в більшості випадків вона дала найкращі результати. «На другому місці» – нечітка нейронна мережа Мамдані, а найгірші результати були отримані після застосування РБМ.

В Табл. 3 наведена друга група експериментів, що присвячена порівняльному аналізу мережі Мамдані та РБМ на даних з [5].

Табл. 3. Результати експериментів по прогнозуванню фінансових інструментів

Значення критерію якості функціонування мережі для котирування	Мережі						
	Кількість входів мережі	Радіальна базисна модифікована			Мамдані		
		Навч.: пер.	MAPE навч.	MAPE пер.	Навч.: пер.	MAPE навч.	MAPE пер.
CAC40	2	80:20	0,0147	0,0127	50:50	0,0094	0,0117
	3	80:20	0,0165	0,0128	70:30	0,0037	0,0177
	4	50:50	0,0153	0,0155	60:40	0,0073	0,0118
COMEX GOLD	2	80:20	0,008	0,0087	60:40	0,0066	0,0058
	3	60:40	0,0115	0,0096	50:50	0,0058	0,0074
	4	50:50	0,0125	0,0127	80:20	0,0053	0,0077
DAX	2	70:30	0,0098	0,0103	80:20	0,0077	0,0076

	3	70:30	0,0118	0,0115	80:20	0,0064	0,0096
	4	80:20	0,0122	0,0109	70:30	0,0051	0,0105
DJIA	2	70:30	0,0103	0,0078	80:20	0,0066	0,0072
	3	70:30	0,0123	0,0109	80:20	0,0054	0,011
	4	80:20	0,0133	0,0132	50:50	0,0031	0,0121
HANG SENG	2	50:50	0,0097	0,0097	70:30	0,0077	0,0096
	3	80:20	0,014	0,0121	40:60	0,0081	0,009
	4	30:70	0,0121	0,0119	50:50	0,005	0,011
ICE.BRN	2	70:30	0,0141	0,0123	40:60	0,0123	0,0112
	3	80:20	0,0157	0,0137	80:20	0,0102	0,0159
	4	80:20	0,0165	0,015	70:30	0,0075	0,0155
GAZP	2	70:30	0,0182	0,0158	80:20	0,0122	0,0182
	3	80:20	0,0255	0,0256	60:40	0,0105	0,0167
	4	50:50	0,0278	0,029	60:40	0,0116	0,0186
MMBB	2	40:60	0,0127	0,0125	60:40	0,0092	0,0123
	3	30:70	0,0139	0,0156	70:30	0,0105	0,0096
	4	80:20	0,0159	0,0143	80:20	0,0065	0,0166
NASDAQ	2	80:20	0,0102	0,011	70:30	0,0083	0,008
	3	80:20	0,0135	0,0145	80:20	0,0072	0,0101
	4	80:20	0,015	0,012	60:40	0,066	0,0122
RTS2	2	30:70	0,0091	0,0094	70:30	0,0058	0,0061
	3	40:60	0,0091	0,0105	60:40	0,0053	0,0073
	4	30:70	0,0103	0,0125	40:60	0,0039	0,008

Позначення в Таблиці 3 аналогічні позначенням Таблиці 2. Аналізуючи результати, приведені в Таблиці 3, можна прийти до висновку, що кращою за значеннями критерію (11) все одно залишається мережа Мамдані, однак десь у 50% результатів і РБМ була не гіршою за нечітку мережу Мамдані.

В Таблиці 4 приведені результати порівняльного аналізу мережі Мамдані та РБМ на даних [4] та [5], однак значення цих інструментів були перетворені за допомогою (12), і тому

в даній групі експериментів порівняльний аналіз базувався на значеннях критерію (13) (при цьому перетворенні він має той самий сенс, що і (11), як було зазначено раніше). Цікавість цієї групи експериментів, на противагу групі експериментів направлених на аналіз власне котирувань, в тому, що перетворення (12) дозволяє працювати з реальними коливаннями фінансових інструментів, усунувши вплив тренду та масштабу.

Табл. 4. Результати експериментів по прогнозуванню перетворення (12) фінансових інструментів

Значення критерію якості функціонування мережі для котирування	Кількість входів мережі	Мережі					
		Радіальна базисна модифікована			Мамдані		
		Навч.: пер.	RMSE навч.	RMSE пер.	Навч.: пер.	RMSE навч.	RMSE пер.
EUR/GBP	2	60:40	0,0532	0,0514	40:60	0,0442	0,0498
	3	70:30	0,0721	0,0692	80:20	0,0403	0,056
	4	30:70	0,0578	0,0681	70:30	0,0433	0,0498
EUR/USD	2	30:70	0,0354	0,042	50:50	0,0311	0,0365
	3	30:70	0,046	0,0415	70:30	0,0329	0,0337

	4	70:30	0,049	0,042	80:20	0,0332	0,0361
USD/JPY	2	70:30	0,0432	0,0418	40:60	0,0334	0,0436
	3	80:20	0,0521	0,0453	60:40	0,0346	0,0404
	4	70:30	0,0523	0,0553	80:20	0,0301	0,0445
USD/CHF	2	80:20	0,0386	0,0379	80:20	0,0333	0,0349
	3	40:60	0,0481	0,0471	60:40	0,0319	0,0379
	4	50:50	0,0497	0,043	70:30	0,0237	0,0477
CAC40	2	40:60	0,0776	0,0855	80:20	0,0556	0,088
	3	30:70	0,0854	0,0949	80:20	0,049	0,0816
	4	50:50	0,1014	0,0952	80:20	0,0351	0,0989
COMEX GOLD	2	80:20	0,0328	0,0339	80:20	0,0289	0,0265
	3	50:50	0,0471	0,0466	60:40	0,0261	0,0296
	4	30:70	0,0451	0,0409	80:20	0,0246	0,0354
DAX	2	80:20	0,0471	0,0456	80:20	0,0357	0,0409
	3	30:70	0,0481	0,0523	70:30	0,0307	0,0437
	4	30:70	0,0583	0,0518	60:40	0,0323	0,041
DJIA	2	80:20	0,0503	0,0504	80:20	0,041	0,0388
	3	70:30	0,0545	0,0502	60:40	0,035	0,0706
	4	60:40	0,0632	0,061	80:20	0,0219	0,0729
HANG SENG	2	80:20	0,0568	0,0409	80:20	0,0385	0,0383
	3	70:30	0,0482	0,0476	70:30	0,0378	0,0388
	4	30:70	0,0507	0,0544	70:30	0,0329	0,0445
ICE.BRN	2	80:20	0,0452	0,0387	80:20	0,0361	0,0445
	3	80:20	0,0486	0,051	50:50	0,0283	0,0556
	4	30:70	0,0556	0,0536	70:30	0,0266	0,0538
GAZP	2	80:20	0,0522	0,0418	80:20	0,0343	0,0443
	3	50:50	0,0594	0,0642	80:20	0,0316	0,056
	4	80:20	0,0621	0,0454	40:60	0,0177	0,0615
MMBF	2	50:50	0,0436	0,0421	40:60	0,0247	0,0415
	3	70:30	0,0456	0,0415	60:40	0,032	0,038
	4	80:20	0,0492	0,0371	80:20	0,0233	0,052
NASDAQ	2	70:30	0,0412	0,0444	80:20	0,0375	0,034
	3	30:70	0,0484	0,0475	70:30	0,0296	0,0462
	4	60:40	0,0594	0,051	80:20	0,0256	0,0475
RTS2	2	80:20	0,0283	0,0202	70:30	0,0179	0,018
	3	30:70	0,0378	0,0286	70:30	0,017	0,0195
	4	60:40	0,0382	0,034	50:50	0,0115	0,0217

Детально проаналізувавши Таблицю 4, можна прийти до висновку, що мережа Мамдані в більшості випадків виявилася краще за РБМ (грунтуючись на значеннях критерію *RMSE*).

Бігло оглянувши всі результати з експериментів, можна прийти до висновку, що найгіршою виявилася РБМ. Однак це – хибний висновок. Якщо уважно придивитися до значень критеріїв, то можна помітити, що значення мережі Мамдані та РБМ відрізняються

на 1-5% в гіршому випадку. В той же час, можна помітити, що кращі результати у РБМ були досягнуті часто при співвідношеннях вибірок 30:70, що свідчить про кращі апроксимаційні властивості РБМ у порівнянні з іншими мережами (значно менше даних потрібно, щоб зробити адекватний висновок і для цього необхідно створювати не дуже багато нейронів). Також в ході експериментів було підмічено, що РБМ виявилася найстабільнішою з мереж,

тобто якщо після навчання отримано значення критерію на навчальній вибірці, то для РБМ можна очікувати, що від цього значення близько буде розташовано значення на перевіірочній вибірці, що повинно симпатизувати практикам. В той же час, мережа Мамдані, наприклад, при значенні 0,0454 критерію (13) на навчальній вибірці, дала при одному з експериментів значення 2,0217 на перевіірочній вибірці. З цього можна зробити висновок про нестабільність поведінки нечіткої нейронної мережі Мамдані. ННМАННКП навчалася довше за інші дві мережі, що розглянуто в даній роботі. Автор ставив одні і ті ж експерименти на тому ж комп'ютері на мережі Мамдані втричі довше, ніж на РБМ і цей показник більш об'єктивний ніж вимірювання мілісекунд виконання окремої операції.

Що ж стосується донавчання, то уважний читач повинен був помітити, що, як можна побачити в частині «Опис модифікації», механізм до навчання вже закладено в алгоритм навчання РБМ. ННМАННКП донавчити легше за мережу Мамдані внаслідок не залежного навчання правил та антецедентів і консиквентів правил. Важче за все донавчити мережу Мамдані.

Загальний висновок можна зробити наступний: кожна мережа є кращою за інші в залежності від умов, в яких доводиться працювати.

Висновки

В роботі були наведені результати чисельних експериментів по застосуванню РБМ, мережі Мамдані та ННМАННКП до аналізу значень світових фінансових індексів та котирувань фінансових інструментів. Найточніші результати дала ННМАННКП, також якість фу-

нкціонування при збільшенні входів даної мережі залишалася приблизно на одному рівні. В той же час дана нейронна мережа навчалася довше за інші дві. Нечітка нейронна мережа на базі нечіткого виводу Мамдані була «на другому місці» по точності та по швидкості навчання. РБМ виявилася найстабільнішою (варто считати – найнадійнішою) та навчалася найшвидше за інші розглянуті мережі і, в той же час, якість її функціонування була незначно гірше за інші дві мережі. На підставі цього було зроблено висновок про те, що кожному мережу варто застосовувати в залежності від конкретних обставин на час застосування. Що ж стосується фінансових показників, що аналізувалися, то найскладнішими для аналізу (через їх нестабільність) виявилися закордонні фінансові індекси та російський індекс ММВБ, а більш легкими – російський індекс RTS2, золото та валюти. Ціна акцій «Газпром нефть» та ціна північноморської нафти Brent була «посередині» у сенсі складності аналізу. Слід відмітити, що дані результати відповідають результатам роботи [12].

Дана робота була присвячена оцінці здатності екстраполювати мережами часові ряди на крок вперед на підставі передісторії. Хоча, навчивши мережу екстраполювати дані на крок вперед, а потім застосовувати отримані результати для повторення цього процесу є вирішенням проблеми екстраполяції значень на декілька кроків вперед, це є не економічно. У зв'язку з цим, а також у зв'язку з можливістю отримання значно кращих результатів одна з наступних робіт автора буде присвячена саме оцінці здатності нейронних мереж, що були розглянуті у даній роботі до екстраполяції значень фінансових часових рядів на декілька кроків вперед.

Література

1. Снитюк В.Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми. – К.: «Маклаут», 2008. – 364 с.
2. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
3. Adrian G. Bors. Introduction of the Radial Basis Function (RBF) Networks. <http://www-users.cs.york.ac.uk/~adrian/Papers/Others/OSEE01.pdf>. - 7 p.
4. Денні котирування валютних пар EUR/GBP, EUR/USD, USD/JPY, USD/CHF за період з 25.03.2009 по 24.03.2010. <http://www.finam.ru/analysis/export/default.asp>.

5. Щоденні значення світових індексів CAC40, DAX, DJIA, HANG SENG, NASDAQ, RTS2, індекс ММВБ та денні котирування фінансових інструментів COMEX GOLD, ICE.BRN, ММВБ «Газпром нефть» - GAZP за період з 1.02.2010 по 1.02.2011. <http://www.finam.ru/analysis/export/default.asp>.
6. Мурга Н.А. Нейросетевая архитектура на частичных обученях // New Trends in Classification and Data Mining. ITHEA (Sofia, Bulgaria). – 2010. – № 16 – С. 170-184.
7. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем. – К.: Видавничий Дім «Слово», 2004. – 352 с.
8. Зайченко Ю.П. Нечёткие модели и методы в интеллектуальных системах. – К.: «Издательский Дом «Слово», 2008. – 344 с.
9. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана-Бьюси: детерменированное наблюдение и стохастическая фильтрация – пер. с нем. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1982. – 200 с.
10. Mark Hudson Beale, Mavtin T. Hagan, Howard B. Demuth. Neural Network Toolbox 7: User's Guide. – MATLAB. MathWorks, 2010. – 951 p.
11. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории хаоса в инвестициях и экономике. – М.: Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
12. Мурга Н.А. Нечёткий логический вывод Херста // Вісник Черкаського державного технологічного університету. Сер. Технічні науки. – 2010. - № 4 – С. 36-41.