

*Стрельченко І.І.,**к.е.н., доцент,**докторант кафедри економіко-математичного моделювання,
Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана*

ДОСЛІДЖЕННЯ ОСОБЛИВОСТЕЙ ДИНАМІКИ ВАЛЮТНОГО КУРСУ ПІД ЧАС КРИЗИ НА ФІНАНСОВИХ РИНКАХ

Анотація. Явище перенесення кризи між фінансовими ринками в різних країнах особливо помітне під час світової фінансової кризи 2007–2009 рр. У статті запропоновано та розглянуто можливість використання апарату нейронних мереж для дослідження особливостей динаміки валютного курсу під час різких змін на світових фінансових ринках. Побудована нейронна мережа типу карти Кохонена навчена відносити вхідний часовий ряд зміни валютного курсу до одного із шести кластерів, кожен з яких характеризується певним типом реакції обмінного курсу на різкі зміни зовнішнього середовища. Проведено візуальний та статистичний аналіз отриманих груп. Доведено високу якість побудованої моделі та значну подібність динаміки обмінних курсів усередині кластерів.

Ключові слова: міжнародний фінансовий ринок, світова фінансова криза, валютний курс, нейронна мережа, карта Кохонена, класифікація.

Постановка проблеми. В умовах постійної глобалізації, невпинного розширення та інтеграції світової економіки особливого значення набувають дослідження діяльності міжнародних ринків, зокрема ринку валют.

Міжнародні фінансові ринки є складними багатоеlementними системами, частини яких взаємодіють між собою нелінійно. Постійне ускладнення внутрішніх зв'язків та прискорення динаміки процесу обміну інформації між її складниками вимагає від дослідників використання більш складного математичного інструментарію, ніж традиційні засоби економетрики та імітаційного моделювання.

У статті проведено дослідження динаміки валютних курсів країн із різним рівнем економічного розвитку під час розгортання світової фінансової кризи. Для моделювання використано нейронну мережу Кохонена.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Виділяють три класичні підходи під час прогнозування будь-якого фінансового ринку: фундаментальний, технічний та психологічний аналіз [1].

Фундаментальний аналіз – аналіз економічного стану країн походження валют, політичних подій і чуток. Відповідно до цього підходу, вибір стратегії на валютному ринку залежить від економічних та фінансових індикаторів. Економічні індикатори надходять на ринок регулярно в суворо визначений термін. Вони друкуються щомісяця за винятком даних про валовий національний продукт та індекс зайнятості, які друкуються щоквартально. Фінансові фактори зазвичай починають діяти лише після економічних. Зміни у фінансовій або податковій політиці уряду призводять до змін в економіці, що відбивається на показниках валютних обмінних курсів.

Технічний аналіз у цілому можна визначити як метод прогнозування ціни, заснований на математичних, а не економічних викладеннях. Даний підхід полягає у дослідженні цінової динаміки ринку за допомогою аналізу закономірностей зміни трьох ринкових факторів: ціни, обсягу та, якщо вивчається ринок термінових контрактів, відкритого інтересу (обсягу відкритих позицій) [1]. При цьому первинними для аналізу вважаються ціни, а зміни інших факторів вивчаються для підтвердження правильності напрямку руху цін.

Поведінка учасників валютного ринку спирається на припущення стосовно поведінки інших учасників. Відповідно, відбувається саморегульований процес, що усереднює результат прийняття рішення на колективному рівні. Моделювання та прогнозування поведінки учасників на фінансових ринках – основне завдання теорії очікувань [2]. Очікування – це припущення або думки стосовно майбутніх значень економічних індикаторів. Існує кілька різновидів теорії очікувань. Найбільш розробленою є гіпотеза раціональних очікувань, створена в 1961 р. Дж. Мутом [3]. В її основі лежить принцип оптимізації придбання та обробки інформації для формування думки про майбутню динаміку ринку. Для аналізу валютного курсу велике значення мають два узагальнюючі висновки цієї гіпотези: 1) якщо змінюються коливання досліджуваного показника, то спосіб формування очікувань щодо нього також трансформується; 2) у середньому похибка передбачення дорівнює нулю і не може бути прогнозована заздалегідь.

Гіпотеза адаптивних очікувань базується на припущенні, що значення показника формується виключно на основі його минулих коливань. Основним поняттям цієї теорії є лаг очікувань – час перегляду очікуваного значення показника в результаті його поточних змін [4].

Проте більшість розглянутих методик не дає змоги моделювати та прогнозувати динаміку валютного курсу під час кризи на фінансових ринках.

Мета статті полягає у побудові нейронної мережі типу Кохонена, яка дасть змогу виділити схожі риси в динаміці обмінних курсів країн із різним рівнем розвитку економіки під час кризи на фінансових ринках.

Виклад основного матеріалу дослідження. Однією з важливих сфер застосування штучних нейронних мереж є класифікація. Часто такі задачі не містять кінцевих еталонних значень для навчання нейронної мережі. Їх мета – розділити вихідну вибірку на групи згідно з певними ознаками подібності. Для вирішення подібних завдань з успіхом застосовують нейронні мережі, що самоорганізуються [5].

Найбільш відомим алгоритмом побудови нейронної мережі такого типу є алгоритм WTA (від англ. Winner Take All), або «переможець отримує все». Нейронні мережі, що навчаються

без учителя за алгоритмом WTA та реалізують кластеризацію навчальної вибірки за певними ознаками, більш відомі як карти, котрі самоорганізуються – SOFM (від англ. Self-Organizing Feature Map) або карти Кохонена (за прізвищем фінського вченого Т. Кохонена, що запропонував відповідний метод у 80-х роках) [6].

Дана нейронна мережа являє собою один шар нейронів, організований у вигляді двовірної матриці. Це дає можливість отримати візуальне зображення багатомірних вхідних даних. Карта Кохонена дає змогу здійснити кластеризацію об'єктів дослідження та проводити подальший аналіз ваг нейронів та розподіл прикладів за кластерами.

Під час налаштування карти на її входи подаються навчальні приклади. На кожному етапі визначається нейрон, що має мінімальний скалярний добуток ваг зв'язків та вхідного вектора. Такий нейрон визначається переможцем і стає центром під час коригування ваг його зв'язків та нейронів-сусідів. За правилом Кохонена відбувається навчання нейронів з урахуванням їх відстані від «нейрона-переможця»:

$$w_p(t) = w_p(t-1) + \eta \cdot \Lambda \cdot [x_p(t) - w_p(t-1)], \quad (1)$$

де $w_p(t-1)$, $w_p(t)$ – р-й параметр нейрона карти Кохонена до та після корекції відповідно; $x_p(t)$ – р-й елемент вектора вхідних даних поданий на t-му кроці навчання; η – коефіцієнт швидкості навчання ($0 < \eta < 1$), який змінюється у процесі самоорганізації нейронної мережі (зазвичай початкове значення є ближчим до одиниці та поступово зменшується); Λ – функція сусідства між даним нейроном та нейроном-переможцем, яка визначає величину корегування ваг зв'язків кожного нейрона (для нейрона-переможця функція сусідства дорівнює одиниці та зменшується у разі віддалення від нього за лінійним або експоненціальним законом [6]).

Під час побудови нейронної мережі необхідно вирішити задачу оптимального співвідношення між кількістю нейронів у прихованому шарі і розміром навчальної вибірки. Емпіричні

дослідження показують, що для досягнення високих швидкостей синтезу і навчання нейронної мережі кількість елементів навчальної вибірки повинна задовольняти нерівність:

$$N_{nv} > \frac{N_w}{\%e}, \quad (2)$$

де N_w – кількість нейронів у прихованому шарі; N_{nv} – розмір навчальної вибірки; $\%e$ – відсоток помилки навчання. Остаточно маємо такі вхідні параметри майбутньої нейронної мережі: $N_w = 6$, $N_{nv} = 65$, $\%e = 10$.

Для нейронної мережі Кохонена кількість нейронів у прихованому шарі буде визначати кількість кластерів майбутньої карти.

Для поділу навчальної вибірки на шість груп, кожна з яких відображає особливості динаміки валютного курсу під час кризи на фінансових ринках, розмір навчальної вибірки буде визначатися зі співвідношення (3):

$$N_{nv} > \frac{6}{0,1} = 60. \quad (3)$$

Визначаємо, що розмір навчальної вибірки має включати статистику більше ніж 60 країн світу.

Остаточно маємо тренувальну вибірку з даними фінансової звітності Міжнародного валютного фонду 65 країн: Єврозона, Естонія, Литва, Австралія, Канада, Спеціальний адміністративний район Китаю Гонконг, Китай: Макао, Чехія, Данія, Ісландія, Ізраїль, Японія, Південна Корея, Нова Зеландія, Норвегія, Сінгапур, Швеція, Швейцарія, Великобританія, Сполучені Штати Америки, Бангладеш, Бутан, Бруней, Камбоджа, Китай, Фіджі, Індія, Індонезія, Кірибаті, Лаос, Малайзія, Монголія, М'янма, Непал, Папуа-Нова Гвінея, Філіппіни, Самоа, Соломонові острови, Шрі-Ланка, Таїланд, Тонга, Вануату, В'єтнам, Албанія, Боснія і Герцеговина, Болгарія, Хорватія, Угорщина, Латвія, Македонія, Чорногорія, Польща, Румунія, Сербія Республіка, Туреччина, Вірменія, Азербайджан, Білорусь, Грузія, Казахстан, Киргизька Республіка, Молдова, Росія, Таджикистан, Україна.

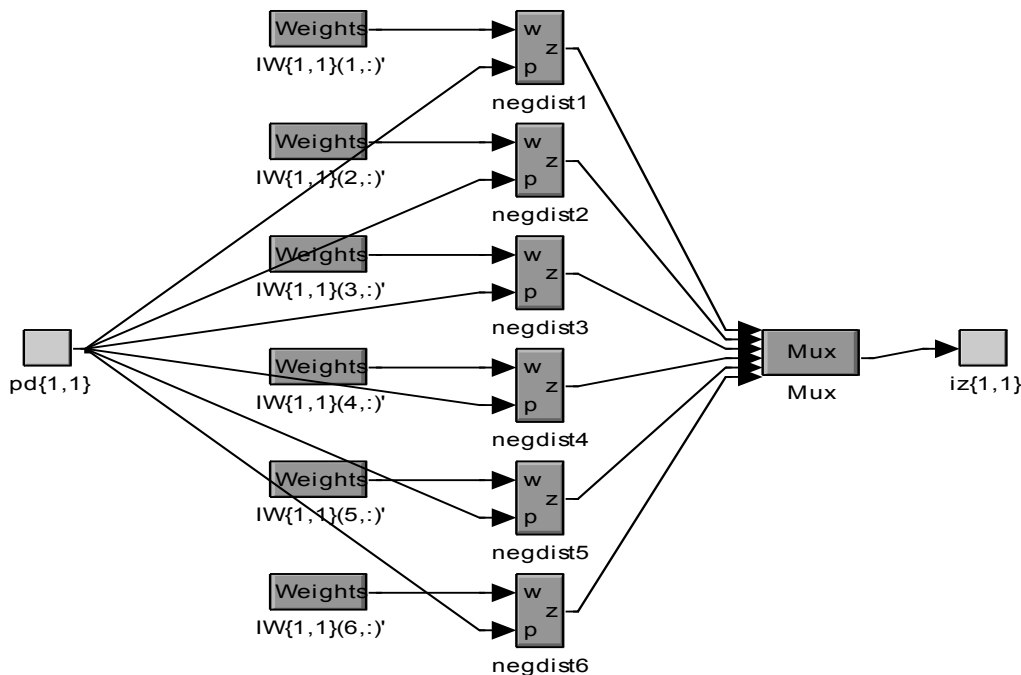


Рис. 1. Визначена структура нейронної мережі Кохонена, представлена за допомогою блоків додатку Simulink

До вибірки увійшли країни з розвинутою економікою та країни з економікою, що розвивається, згідно з класифікацією Міжнародного валютного фонду.

Уся використана під час розрахунків інформація знаходиться у вільному доступі на офіційному сайті МВФ [7].

Карта Кохонена, побудована в системі MatLab, має такий вигляд (рис. 1).

У результаті навчання нейронної мережі початкова вибірка була розподілена на шість кластерів за даними щодо динаміки квартальних значень курсів валют за період 2007–2009 рр. Нижче наведено результати класифікації, порядок відповідає структурі кластерів нейронної мережі.

1. Єврозона, Естонія, Литва, Чехія, Данія, Ізраїль, Сінгапур, Швейцарія, Сполучені Штати Америки, Бруней, Малайзія, М'янма, Філіппіни, Таїланд, Албанія, Боснія і Герцеговина, Болгарія, Хорватія, Латвія, Македонія, Чорногорія.

2. Австралія, Канада, Нова Зеландія, Норвегія, Швеція, Індонезія, Кірибати, Самоа, Тонга, Вануату, Угорщина, Польща, Сербія Республіка.

3. Бангладеш, Вірменія, Грузія, Молдова.

4. Ісландія, Південна Корея, Великобританія, Бутан, Індія, Непал, Соломонові острови, Румунія, Туреччина.

5. Спеціальний адміністративний район Китаю Гонконг, Китай, провінція Макао, Японія, Китай, Лаос, Папуа-Нова Гвінея, Азербайджан.

6. Камбоджа, Фіджі, Монголія, Шрі-Ланка, В'єтнам, Казахстан, Білорусь, Киргизька Республіка, Росія, Таджикистан, Україна.

Для візуалізації отриманих результатів побудуємо графіки динаміки курсів валют країн, що увійшли до кожного окремого кластера (рис. 2, 3). Відзначаємо високу подібність паттернів у поведінці досліджуваних показників під час світової фінансової кризи 2007–2009 рр.

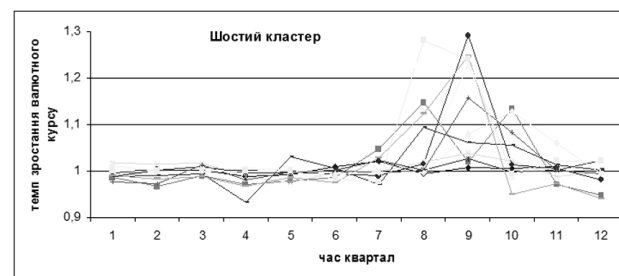
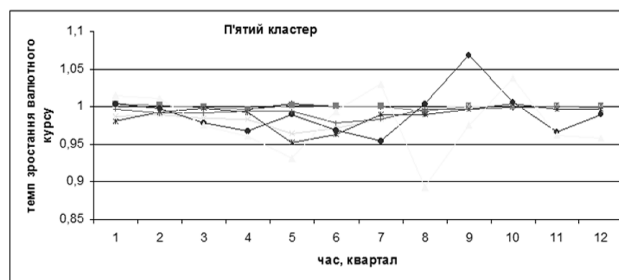
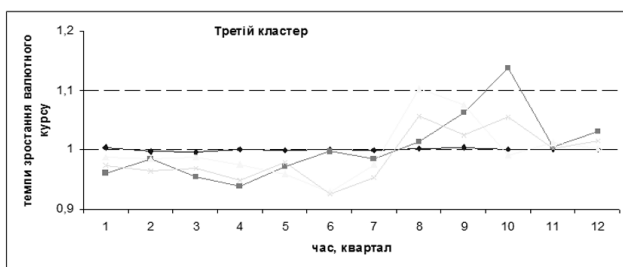
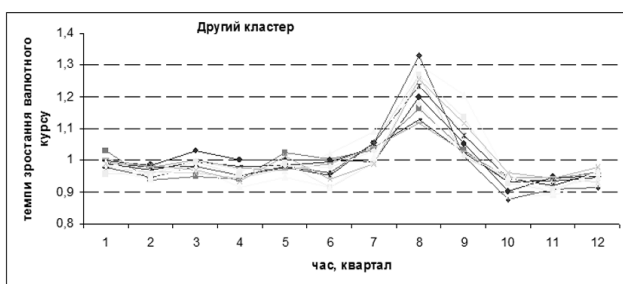
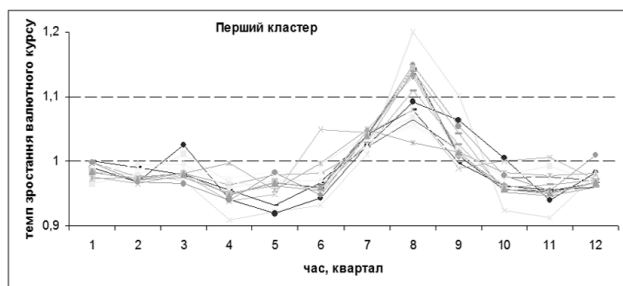


Рис. 2. Динаміка валютних курсів країн усередині кластерів 1–3

Рис. 3. Динаміка валютних курсів країн усередині кластерів 4–6

Таблиця 1

Статистичний аналіз кластеризації економік країн за динамікою валютних курсів під час світової фінансової кризи 2007–2009 рр.

Номер кластера	Середнє арифметичне	Середнє абсолютне відхилення	Середнє квадратичне відхилення	Асиметрія	Екссес
1	0,9920225	0,034502626	0,04813891	1,779259918	3,469508971
2	0,9967795	0,058116215	0,087141529	2,002692529	4,2134802
3	0,99774764	0,027612594	0,042534266	1,197549003	2,591973438
4	1,0142054	0,048722005	0,080503899	2,923056842	11,97127827
5	0,99106401	0,01395948	0,021346287	-1,025831482	6,690114877
6	1,01555148	0,034880978	0,059857837	2,925799797	9,138802588

Також на графіках добре видно, що розподіл початкової вибірки на шість кластерів за допомогою нейронної мережі дає змогу віднести до окремих груп країни, котрі характеризуються піком падіння курсів національних валют щодо долара США в однакові часові проміжки. Так, для кластерів 1, 2 та 4 – це четвертий квартал 2008 р. У середині кластерів 5, 6 максимальне падіння вартості національних грошових одиниць припадає на перший квартал 2009 р. Найдовший латентний період характерний для третього кластеру.

Виконаємо статистичну оцінку отриманих результатів для кожного кластера. Отримані результати наведені в табл. 1.

Отримані характеристики підтверджують високу якість класифікації побудованої нейронної мережі, здатної до розподілу економічних систем на групи відповідно до динамічних характеристик.

Висновки. У результаті проведеного дослідження спроектована та побудована нейронна мережа типу карти Кохонена, що складається із шести нейронів (за кількістю класифікаційних кластерів) та можливою похибкою навчання 10%. У результаті навчання нейронної мережі початкова вибірка, котра складалася з даних Міжнародного валютного фонду щодо прямих котирувань національних валют обраних країн до долара США, була поділена на шість груп. Кожний кластер характеризується високою подібністю в динаміці валютних курсів під час фінансової кризи 2007–2009 рр. Висока прогнозна якість побудованої моделі для оцінки динаміки валютних курсів підтверджується даними статистичного аналізу, що вказує на високу однорідність даних усередині кожного кластера.

Таким чином, побудована нейронна мережа може бути використана для оцінки та прогнозування динаміки курсу національної грошової одиниці до долара США всередині країни під час різких змін на світових фінансових ринках.

Література:

1. Мерфи Дж. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика / Дж. Мерфи. – М. : Диаграмма, 2000. – 479 с.
2. Оберлехнер Т. Динамика общественной стабильности на валютном рынке / Т. Оберлехнер // Валютный спекулянт. – 2006. – № 4. – С. 72–74.
3. Muth J. Rational expectations and the theory of price movements // Econometrica. – 1961. – № 29. – P. 315–335.
4. Моисеев С. Ожидания на валютном рынке / С. Моисеев // Валютный спекулянт. – 2002. – № 1. – С. 20–23.
5. Kohonen T. Self-Organizing Maps (Third Extended Edition). – New York, 2001. – 501 p.

6. Офіційний сайт Міжнародного валютного фонду [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://data.imf.org/>.

Стрельченко И.И. Исследование особенностей динамики валютного курса во время кризиса на финансовых рынках

Аннотация. Явление переноса кризиса между финансовыми рынками в разных странах особенно заметно во время мирового финансового кризиса 2007–2009 гг. В статье предложена и рассмотрена возможность использования аппарата нейронных сетей для исследования особенностей динамики валютного курса при резких изменениях на мировых финансовых рынках. Построенная нейронная сеть типа карты Кохонена обучена относить входной временной ряд динамики валютного курса к одному из шести кластеров, каждый из которых характеризуется определенным типом реакции обменного курса на резкие изменения внешней среды. Проведенный визуальный и статистический анализ полученных групп доказал высокое качество построенной модели и значительное сходство динамики обменных курсов внутри кластеров.

Ключевые слова: международный финансовый рынок, мировой финансовый кризис, валютный курс, нейронная сеть, карта Кохонена, классификация.

Strelchenko I.I. Research of features of the exchange rate dynamics during a crisis in financial markets

Summary. The phenomenon of transfer of crisis between financial markets in different countries is most noticeable during the global financial crisis of 2007–2009. The article proposed and considered the possibility of using neural networks to study the characteristics of the exchange rate dynamics during sudden changes in the global financial markets. Built neural network of Kohonen map type trained to attribute input time series changes in the exchange rate to one of the six clusters. Each of them is characterized by a certain type of exchange rate reaction to abrupt changes in the environment. Visual and statistical analysis of the groups is conducted. The quality of built models and significant similarity of dynamics of exchange rates in the clusters are proven.

Keywords: international financial markets, the global financial crisis, exchange rate, neural network, Kohonen map, classification.