

ВИБІР ОПТИМАЛЬНОЇ ТОПОЛОГІЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ КЛАСИФІКАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ

І. І. Стрельченко

Кандидат економічних наук, доцент,
докторант кафедри економіко-математичного моделювання
Державний вищий навчальний заклад «Київський національний
економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
iistrelchenko@gmail.com

Стаття висвітлює головні ускладнення в процесі побудови та застосування нейронних мереж, які пов'язані, перш за все, з підбором оптимальної внутрішньої структури, а для мереж типу карти Кохонена – кількості нейронів у прихованому шарі. Показано, що процес оптимізації нейронних мереж полягає в ітераційному знаходженні деяких параметрів, що забезпечують екстремум функції якості, яка, як правило, не має властивості неперервності та гладкості. Тому істотним недоліком такого підходу є неможливість забезпечення гарантій оптимальності застосовуваних методів і алгоритмів.

Відповідно, у статті розроблено покроковий алгоритм конструювання карт Кохонена, призначених для вирішення задачі класифікації динамічних економічних систем відповідно до обраного критерію. У роботі вперше запропоновано використання рангового коефіцієнта конкордації в якості критерію оптимальності для побудови нейронної мережі-класифікатора, який характеризує ступінь узгодженості у наборі вхідних змінних.

Експериментально протестовано покроковий алгоритм побудови карти Кохонена, котра має оптимальну топологію за обраним критерієм і розбиває вихідну вибірку на шість груп. Відповідно до значень коефіцієнта конкордації реакція ключових макроекономічних індикаторів усередині отриманих кластерів характеризується високим рівнем подібності.

Ключові слова. *Динамічна економічна система, фінансова криза, макроекономічний індикатор, класифікація, ранговий коефіцієнт конкордації, нейронна мережа, карта Кохонена.*

ВЫБОР ОПТИМАЛЬНОЙ ТОПОЛОГИИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ЗАДАЧАХ КЛАССИФИКАЦИИ ДИНАМИЧЕСКИХ ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

И. И. Стрельченко

Кандидат экономических наук, доцент,
докторант кафедры экономико-математического моделирования
Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный
экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
iistrelchenko@gmail.com

Статья посвящена решению проблем, возникающих в процессе построения и применения нейронных сетей, которые связаны, прежде всего, с подбором их оптимальной внутренней структуры, а для сетей типа карты Кохонена – количества нейронов в скрытом слое. Показано, что процесс оптимизации нейронных сетей заключается в итерационном определении некоторых параметров, обеспечивающих экстремум функции качества, которая, как правило, не имеет свойства непрерывности и гладкости. Поэтому существенным недостатком такого подхода является невозможность обеспечения гарантий оптимальности применяемых методов и алгоритмов.

Соответственно, в статье разработан пошаговый алгоритм конструирования карт Кохонена, предназначенных для решения задачи классификации динамических экономических систем в соответствии с выбранным критерием. В работе впервые предложено использование рангового коэффициента конкордации в качестве критерия оптимальности при построении нейронной сети-классификатора, который характеризует степень согласованности в наборе входных переменных.

Экспериментально протестирован пошаговый алгоритм оптимизации топологии карты Кохонена согласно выбранному критерию, разбивающий в результате исходную выборку на шесть групп. В соответствии со значениями коэффициента конкордации реакция ключевых макроэкономических индикаторов внутри полученных кластеров характеризуется высоким уровнем сходства.

Ключевые слова. *Динамическая экономическая система, финансовый кризис, макроэкономический индикатор, классификация, ранговый коэффициент конкордации, нейронная сеть, карта Кохонена.*

SELECTION OF A NEURAL NETWORK OPTIMUM TOPOLOGY IN PROBLEMS OF DYNAMIC ECONOMIC SYSTEMS CLASSIFICATION

Inna Strelchenko

PhD in Economics, Docent,
DSc Candidate, Department of Economic and Mathematical Modeling

State Higher Educational Establishment
«Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine

iistrelchenko@gmail.com

The article is dedicated to solve the main disadvantage, which arise in the process of constructing and applying neural networks and associated primarily with the selection of optimal internal structure, and for the Kohonen maps – with the number of neurons in the hidden layer. It is shown that the process of optimization of neural networks consists in iterative finding of some parameters that provide an extremum of the quality function, which, as a rule, does not have the property of continuity and smoothness. Therefore, a significant drawback of this approach is the inability to ensure the guarantees of the optimality of applied methods and algorithms.

Accordingly, in the article a step-by-step algorithm for constructing Kohonen maps is developed, which intended to solve the problem of classifying dynamic economic systems in accordance with the chosen criterion. For the first time, it was proposed to use the rank coefficient of concordance as an optimality criterion for constructing a neural network-classifier that characterizes the degree of coherence in a set of input variables.

It was experimentally tested step-by-step algorithm for constructing the Kohonen map, which has the optimal topology according to the chosen criterion and splits the original sample into six groups. In accordance with the values of the concordance coefficient, the reaction of key macroeconomic indicators within the obtained clusters is characterized by a high level of similarity.

Keywords. *Dynamic economic system, financial crisis, macroeconomic indicator, classification, ranking coefficient of concordance, neural network, Kohonen map.*

JEL Classification: C45, F36, G15, G17

Вступ

На етапі первинного аналізу великих масивів неструктурованої економічної інформації актуальною є задача узагальнення,

класифікації та візуалізації вихідних даних, яка надасть можливість виявити внутрішні закономірності для коректнішої побудови економіко-математичних моделей.

У випадку, коли кожна точка простору вимірів описується двома або трьома показниками, побачити подібність між окремими елементами вибірки можна за допомогою графіків і діаграм. Набагато складніше виконати класифікацію масивів багатовимірних даних. Для вирішення такого класу задач найчастіше використовують проєкційні методи, кластерний аналіз і методи, засновані на використанні карт Кохонена.

Серед основних переваг карт, що самоорганізуються, відзначимо простоту реалізації, високу апроксимаційну здатність, можливість обробки нових даних у режимі реального часу.

У загальному випадку процес моделювання на основі карти, що самоорганізується, включає в себе такі етапи:

- 1) збір даних для навчання;
- 2) підготовка даних (вибір єдиної шкали, нормалізація);
- 3) вибір топології майбутньої карти (кількість нейронів прихованого шару);
- 4) експериментальний підбір характеристик мережі;
- 5) навчання;
- 6) перевірка адекватності нейронної мережі та коригування параметрів;
- 7) вербалізація (словесний опис) отриманих результатів.

Найбільш дискусійним і складним питанням у процесі побудови нейронних мереж типу карти Кохонена є вибір кількості нейронів у прихованому шарі. Адже ускладнення архітектури нейронної мережі дає покращення апроксимації лише до певної межі, потім відбувається процес, що отримав назву «деградації» [1].

Тому для вибору найраціональнішої структури мережі постає питання чисельної оцінки оптимальності отриманого розв'язку. В задачах кластеризації, у тому числі на основі карт Кохонена, коли об'єктом дослідження виступають економічні процеси, порівняти отримані результати групування з певним еталонним значенням неможливо в принципі. У випадку, якщо потрібно оцінити подібність динаміки множини макроекономічних індикаторів за певний проміжок часу для вибірки з кількох десятків країн, рецептів оцінки оптимальності отриманої класифікації не існує.

Мета і завдання дослідження

Враховуючи зазначене, постає актуальна задача розробки адекватного критерію оптимальності процесу кластеризації, який визначатиме відповідну топологію нейронної мережі типу карти Кохонена, що обумовлює мету дослідження.

Досягнення мети передбачає необхідність розв'язання таких завдань:

1) обрати критерій оптимальності, котрий відповідає таким вимогам:

- може бути вимірний чисельно та знаходиться в межах певного інтервалу;
- має зрозумілу вербальну інтерпретацію;
- дозволяє працювати з неоднорідними вихідними даними;
- дає можливість визначити подібність реакції динамічних економічних систем всередині визначеного кластеру;

2) побудувати нейронну мережу типу карти Кохонена з топологією, оптимальною за обраним критерієм;

3) провести моделювання з отриманням відповідних висновків та рекомендацій.

Виклад основного матеріалу дослідження

Дослідження впливу критерію оптимальності на результат кластеризації із застосуванням карт Кохонена здійснюватимемо на прикладі країн із різним рівнем розвитку економіки у період протікання світової фінансової кризи 2007–2009 рр. З цією метою сформовано вибірку з 65 країн, представлену макроекономічними індикаторами: валовий внутрішній продукт, зовнішні зобов'язання резидентів країни перед нерезидентами, валютний курс, обсяг золотовалютних резервів, вартість державних облигацій. Таким чином, масив вихідних даних складається з $65 \times 5 \times 12 = 3900$ елементів.

Якщо розглянути розмірність даних, то кожна країна характеризується п'ятьма координатами – значеннями макроекономічних індикаторів, які, у свою чергу, мають глибину в дванадцять щоквартальних замірів. Загалом така система характеристик вкладається у шість вимірів: час і п'ять макроекономічних показників.

Задача кластеризації полягає у розподілі заданої сукупності країн за групами, в межах яких динаміка обраних індикаторів

протягом зазначеного періоду буде подібною. Вище було встановлено вимоги до критерію «подібності» (зрозуміла інтерпретація, відсутність обмежень на однорідність даних, числова оцінка в границях обмеженої шкали рівня подібності реакції динамічних систем).

Розглянемо існуючі підходи до визначення поняття «обґрунтованості кластеризації» на предмет відповідності даним вимогам.

Перший підхід визначає якість кластеризації як міру відповідності між отриманим розподілом і реально існуючими класами елементів навчальної вибірки [2]. Для поставленої задачі такий вид оцінки є неможливим через відсутність еталонної кластерної структури вибірки за визначеними показниками.

Друге визначення якості кластеризації ґрунтується на оцінюванні характеристик отриманої структури кластерів. З цією метою визначають дві так звані властивості обґрунтованості кластеризації (англійський термін «cluster validity») [2–4]:

1) компактність кластерів – елементи кожного кластеру мають бути розташовані якомога ближче один до одного. Вимірюють за допомогою показників математичної статистики (середня відстань між елементами кластера, середньоквадратичне відхилення), індексів обґрунтованості (RMSSD-індекс, SD-індекс);

2) відокремленість кластерів – кластери мають бути чітко відокремлені один від одного. Вимірюють за допомогою показників математичної статистики (середня відстань між об'єктами з різних кластерів), індексів обґрунтованості (індекс Данна, SD-індекс, RS-індекс).

Проте показники обґрунтованості кластеризації не дають відповіді на принципове питання: «Чи характеризуються країни всередині кожного окремого кластера подібністю в коливаннях визначених макроекономічних індикаторів протягом досліджуваного періоду, і в якій мірі?».

Зважаючи на це, автор пропонує використати в якості критерію «подібності» ранговий коефіцієнт конкордації Кендала [5–7]. Він характеризує ступінь узгодженості між набором змінних, що є оцінками множини вихідних даних:

$$W = \frac{12S}{m^2(n^3 - n)}, \quad (1)$$

де n – кількість об'єктів, що підлягають ранжуванню; m – кількість вибірок; S знаходиться за формулою:

$$S = \sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2, \quad (2)$$

де R_i – сума рангів i -го об'єкту ($R_i = \sum_{j=1}^m R_{ij}$); \bar{R} – середнє суми рангів за всіма об'єктами.

У термінах вирішуваної задачі змінні, що увійшли до виразів (1) і (2), мають таку інтерпретацію: n – довжина часового ряду ($n = 12$); m – кількість країн, що увійшли до конкретного кластеру (приймає значення від 1 до 65).

R – вектор рангів від 1 до 12, що проставляються по рядках кожної з п'яти матриць індикаторів окремо для кожної країни таким чином, щоб максимальному значенню індикатора призначався ранг 1, а найменше значення показника отримувало ранг 12. Така процедура повторюється для всіх рядків матриць (m разів за кількістю країн кластера). За таких умов i -ий об'єкт у формулах (1) і (2) описується вектором елементів R_{ij} , які є рангами всіх країн даного кластеру у i -му періоді.

Розраховане значення коефіцієнта конкордації вказує, чи існує схожість у тому, як змінювався цільовий показник у межах даної групи країн. Значення коефіцієнта конкордації знаходиться в інтервалі $0 \leq W \leq 1$. Якщо $W = 0$, то послідовності рангів різних країн кластеру у відповідні періоди є абсолютно неузгодженими (несхожими). У випадку $W = 1$ результат інтерпретується як повний збіг у динаміці досліджуваних показників. Чим ближче W до 1, тим більша узгодженість спостерігається у вихідних рядах даних за різними країнами в межах одного кластеру.

Використання коефіцієнта конкордації на початковій фазі дослідження має ряд переваг:

- 1) він немає обмежень щодо типу розподілу вхідних даних;
- 2) не потрібно попередньо обробляти вихідні дані, щоб співвіднести їх до спільної шкали;
- 3) відсутні обмеження на розподіл оцінок у рядках матриці рангу, наприклад, нормальний розподіл або лінійні співвідношення;

4) має просту та інтуїтивно зрозумілу інтерпретацію.

Значення коефіцієнта конкордації дозволить оцінити рівень подібності у динаміці відібраних індикаторів у кризовий період.

Для того аби протестувати ефективність використання коефіцієнта конкордації для визначення оптимальної топології карти Кохонена, розрахуємо певні його стартові значення для подальшого порівняння. Зокрема, розділимо вихідну вибірку вручну на дві групи відповідно до загальноприйнятої класифікації Міжнародного валютного фонду на країни з розвинутою економікою та групу країн з економікою, що розвивається. Обчислимо значення коефіцієнта конкордації для кожного з п'яти індикаторів. Результати розрахунків представлено у вигляді пелюсткової діаграми на рис. 1.

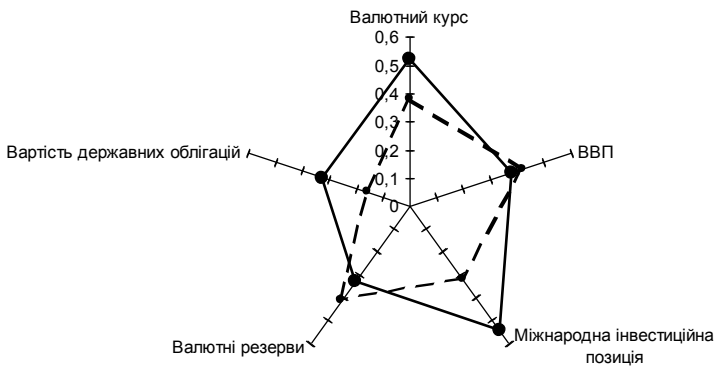


Рис. 1. Пелюсткова діаграма рангового коефіцієнта конкордації для двох груп країн за класифікацією МВФ:
країни з розвинутою економікою – суцільна лінія;
країни з економікою, що розвивається – переривчаста лінія

Значення коефіцієнта конкордації свідчать про низький рівень подібності динаміки досліджуваних індикаторів у межах кожної групи. Зокрема, для групи країн з розвинутою економікою лише два з п'яти показників мають значення коефіцієнта конкордації трохи більші за 0,5: для валютного курсу $W_1 = 0,5183$ і міжнародної інвестиційної позиції $W_3 = 0,5426$. Що стосується групи країн з економікою, котра розвивається, значення коефіцієнта для всіх

показників не перевищує 0,4. Це вказує на те, що процес проходження світової фінансової кризи 2007–2009 рр. різними країнами не залежав від того, чи вони належать до групи країн з розвинутою економікою або таких, що розвиваються.

Отже, відповідно до мети дослідження постає питання розбиття множини досліджуваних країн на групи, однорідні за процесом проходження через фінансову кризу. Це вимагає вирішення задачі побудови нейронної мережі типу карти Кохонена з топологією, оптимальною за обраним критерієм. Для вибору оптимальної структури майбутнього класифікатора на основі рангового коефіцієнта конкордації розроблено та програмно реалізовано в системі MATLAB алгоритм, що складається з таких кроків:

1) задається кількість кластерів n нейронної мережі. Верхня межа показника визначається з емпіричного співвідношення [8]:

$$N_{nv} > \frac{N}{\%e}, \quad (3)$$

де N_{nv} – розмір навчальної вибірки ($N_{nv} = 65$); $\%e$ – відсоток помилки навчання ($\%e = 0,1$). Звідси максимально можлива кількість кластерів $\max(N) = 6$;

2) відбувається попередня нормалізація даних;

3) будується нейронна мережа із заданою на першому кроці кількістю кластерів N ;

4) обчислюються коефіцієнти рангової конкордації для отри-

маної кластерної структури
$$\begin{pmatrix} W_{11}^k, & \dots & W_{1j}^k, & \dots & W_{1l}^k \\ & \ddots & & & \\ W_{i1}^k, & \dots & W_{ij}^k, & \dots & W_{il}^k \\ & & \ddots & & \\ W_{N1}^k, & \dots & W_{Nj}^k, & \dots & W_{Nl}^k \end{pmatrix}, \text{ де } l -$$

кількість макроекономічних індикаторів ($l = 5$), k – номер ітерації алгоритму;

5) розраховується критерій оптимальності $PO_N^k = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^l W_{ij}^k$;

6) відбувається порівняння параметрів оптимальності – поточної та отриманої на попередній ітерації: якщо $PO_N^k > PO_N^{k-1}$, то

структура нейронної мережі, що має більше значення параметра оптимальності, зберігається окремо в робочій області;

7) ітерації алгоритму продовжуються до тих пір, доки не будуть перевірені всі можливі кластерні структури.

Кілька структур нейронної мережі, що були отримані під час моделювання, наведено на рис. 2.

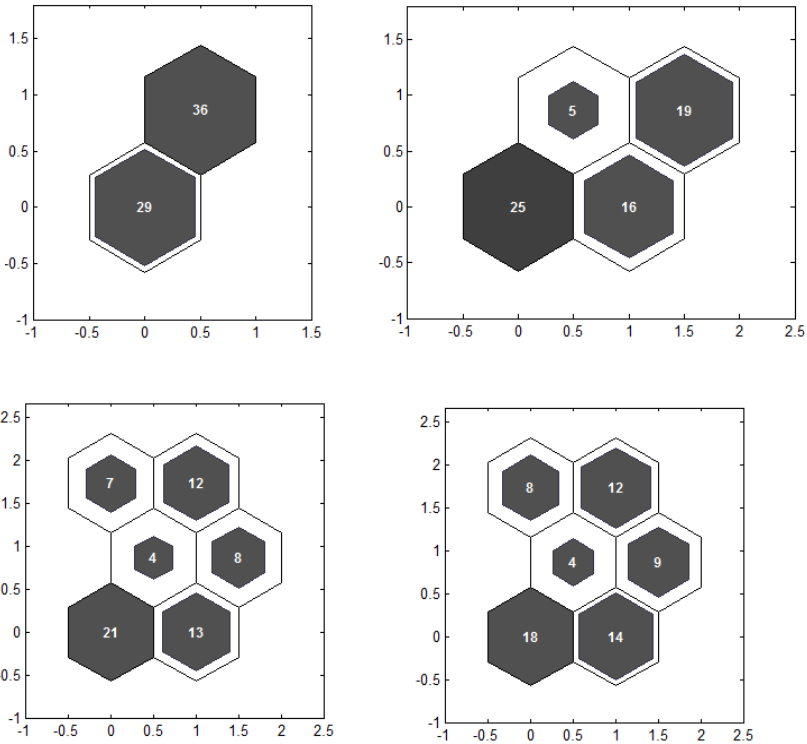


Рис. 2. Структура карти Кохонена, отримана на різних ітераціях роботи алгоритму

Результатом роботи оптимізаційного алгоритму стала карта Кохонена, що розбиває початкову вибірку на шість груп і має топологію, оптимальну за обраним критерієм. Візуалізацію підсумкової кластерної структури наведено на рис. 3.

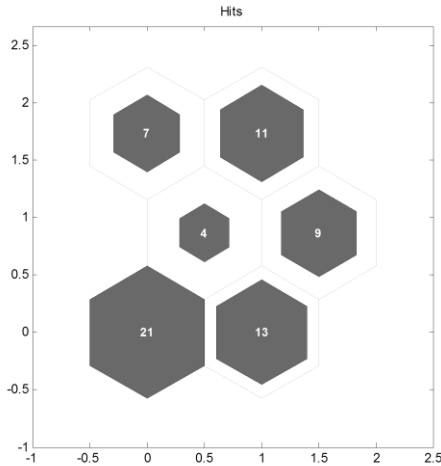


Рис. 3. Кластерна структура нейронної мережі типу карти Кохонена, оптимальна за обраним критерієм

На рис. 4 зображено пелюсткову діаграму рангового коефіцієнта конкордації, що відповідає нейронній мережі з оптимальною топологією.

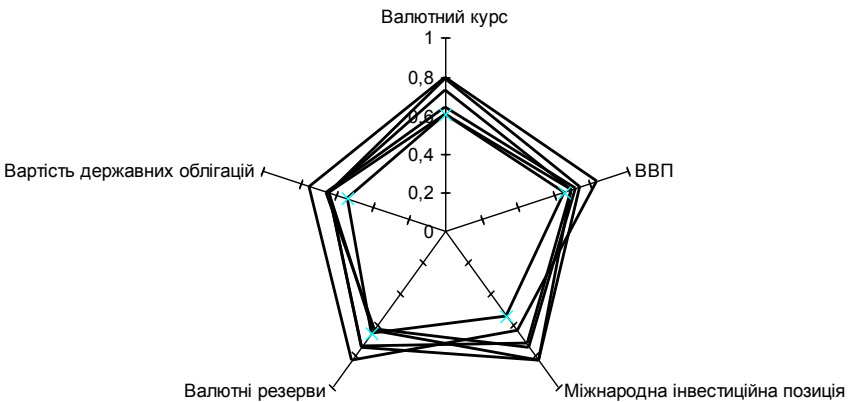


Рис. 4. Пелюсткова діаграма рангового коефіцієнта конкордації, що відповідає оптимальній кластерній структурі нейронної мережі-класифікатора

Порівнюючи отримані значення коефіцієнта робимо висновок про суттєве зростання подібності в динаміці макроекономічних індикаторів (валовий внутрішній продукт, зовнішні зобов'язання резидентів країни перед нерезидентами, валютний курс, обсяг золотовалютних резервів, вартість державних облігацій) всередині кожної з шести груп у порівнянні зі стартовою класифікацією.

Так, значення коефіцієнта конкордації не опускається нижче 0,5 і в 50 % випадків знаходиться у межах від 0,7 до 0,9, що свідчить про високий рівень подібності у реакції досліджуваних динамічних економічних систем зі сформованих груп на протікання світової фінансової кризи 2007–2009 рр.

Для перевірки зроблених висновків щодо адекватної роботи алгоритму побудовано графіки динаміки темпів змін валютного курсу для 1-го та 2-го кластерів, котрі характеризуються високими значеннями коефіцієнта конкордації – $W_{11}^{18} = 0,7832$ і $W_{21}^{18} = 0,7962$, відповідно (рис. 5). А також для третього кластера, що характеризується трохи нижчим рівнем подібності: $W_{31}^{18} = 0,6052$.

З отриманої візуалізації на рис. 5 чітко видно схожість у динаміці валютного курсу, що була притаманна економікам країн всередині кожного кластера під час фінансової кризи 2007–2009 рр. Щільність розташування графіків динаміки відповідає абсолютним значенням коефіцієнта конкордації. Так, кластер номер два (Австралія, Канада, Нова Зеландія, Норвегія, Швеція, Індонезія, Кірибаті, Самоа, Тонга, Вануату, Угорщина, Польща, Сербська Республіка), котрий має найвище значення коефіцієнта, демонструє настільки високу подібність, що подекуди лінії графіків збігаються. А період максимального падіння валютного курсу для всіх країн даної групи є ідентичним і припадає на четвертий квартал 2008 року.

Трохи розмитішою виглядає сукупність графіків динаміки темпів зміни валютного курсу в кластері номер один (Євразія, Естонія, Литва, Чехія, Данія, Ізраїль, Сінгапур, Швейцарія, Сполучені Штати Америки та ін.). Проте на рисунку чітко видно точку максимального просідання вартості національних грошових одиниць по відношенню до долара США – це четвертий квартал 2008 року. Та, на відміну від другого кластера, йому передувало

помітне зростання валютного курсу у четвертому кварталі 2007 року – першому кварталі 2008 року.

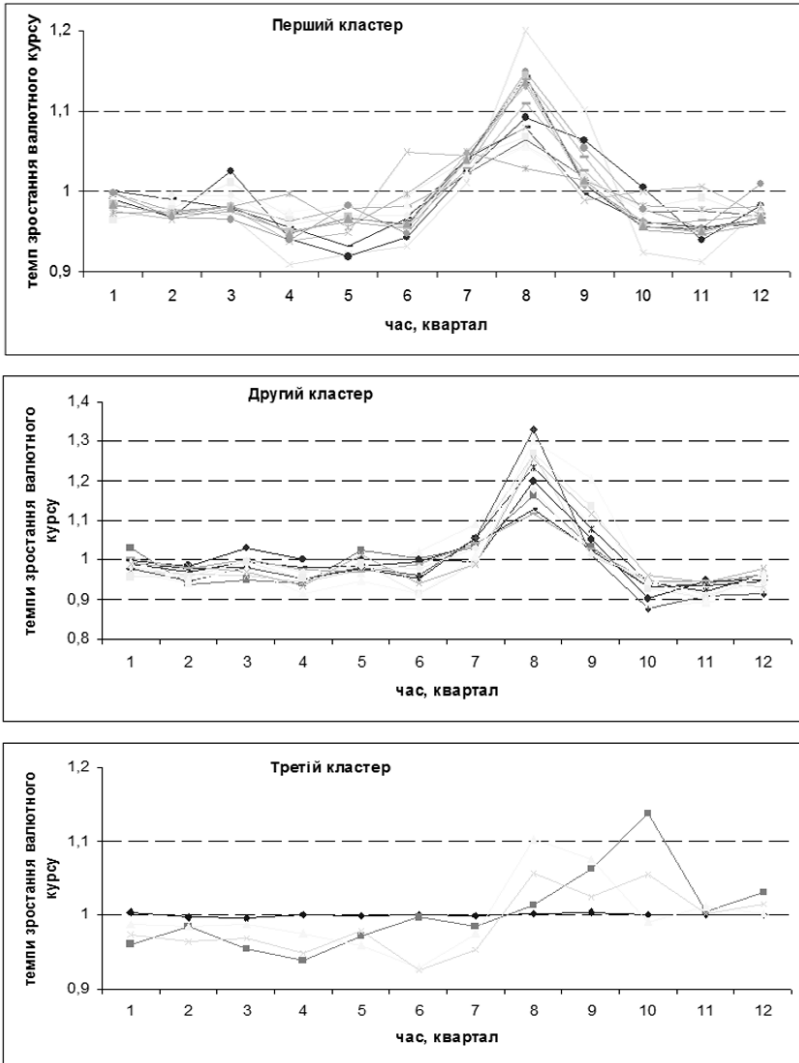


Рис. 5. Графіки динаміки темпів змін валютного курсу для країн, що потрапили у перший, другий і третій кластери, відповідно

Інша динаміка характеризує країни, що увійшли до третього кластера (Бангладеш, Вірменія, Грузія, Молдова). Він характеризується довшим латентним періодом [9] і максимальним падінням показника у першому півріччі 2009 року. Значення коефіцієнта конкордації $W_{31}^{18} = 0,6052$ очікувано супроводжується ще меншою близькістю розташування ліній у просторі, проте їх форма, що відповідає напрямку реакції економічних систем країн на протікання світової фінансової кризи, є дуже подібною.

Висновки і перспективи подальших досліджень у даному напрямку

У результаті проведеного дослідження запропоновано та вперше обґрунтовано використання непараметричного критерію – рангового коефіцієнта конкордації – для застосування в задачах класифікації динамічних економічних систем. Він відповідає вимогам щодо зрозумілої інтерпретації, відсутності обмежень на однорідність даних, числової оцінки в границях обмеженої шкали рівня подібності реакції динамічних систем.

Розроблено покроковий алгоритм побудови нейронної мережі типу карти Кохонена, призначеної для вирішення задачі класифікації вихідної вибірки відповідно до обраного критерію.

Отримані переконливі результати щодо коректності застосування рангового коефіцієнта конкордації для вирішення класу задач класифікації багатовимірних даних, коли кожний досліджуваний об'єкт характеризується набором характеристик у динаміці на певну хронологічну глибину.

Проведене експериментальне дослідження дозволило розподілити вихідну вибірку з шістдесяті п'яти країн на шість кластерів за максимальним значенням критерію оптимальності. В середині кожної групи динаміка кожного індикатора характеризується високим рівнем подібності, що підтверджено абсолютними значеннями коефіцієнта конкордації та графічною візуалізацією отриманих результатів.

Розроблений підхід може бути використаний під час вирішення задач розподілу на кластери інших об'єктів, котрі мають схожі особливості класифікаційних ознак. Зокрема, в задачах медичної

сфери (для роботи з кардіограмами пацієнтів із серцево-судинними захворюваннями, що мають тривалу історію хвороби), соціальної сфери (для оцінки стану розвитку країн за рівнем життя населення, станом медичного обслуговування, смертності та ін.), машинного навчання (пошуку закономірностей в інтернет-запитах користувачів, підбору контекстної реклами тощо).

Література

1. *Jothi S.* Avoiding Network Performance Degradation Problem in Zigbee / S. Jothi, D. Daniel, J. Durairani, A. Rekha // International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering. – 2015. – Vol. 3. – Is. 3. – P. 1438–1445.
2. *Hammah E.* Validity Measures for the Fuzzy Cluster Analysis of Orientations / E. Hammah, E. Reginald, J. Curran // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2000. – Vol. 22. – Is. 12. – P. 1467–1472.
3. *Chen Li.* Clustering for Approximate Similarity Search in High-Dimensional Spaces / Chen Li, E. Y. Chang, H. Garcia-Molina, G. Wiederhold // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2002. – Vol. 14. – No. 4. – P. 792–808.
4. *Kanth K.* Dimensionality reduction for similarity searching in dynamic databases / K. Kanth, D. Agrawal, A. Singh // Proceedings of the 1998 ACM SIGMOD international conference on Management of data (Seattle, Washington, USA), 1998. – P. 166–176.
5. *Kendall M. G.* Rank correlation methods / M. G. Kendall // New York: Hafner Publishing Co. – 1955. – 160 p.
6. *Kendall M. G.* The problem of m rankings / M. G. Kendall, B. S. Babington // Annals of Mathematical Statistics. – 1939. – No. 10. – Vol. 3. – P. 275–287.
7. *Legendre P.* Species associations: The Kendall coefficient of concordance revisited / P. Legendre // Journal of Agricultural, Biological, & Environmental Statistics. – 2005. – Vol. 10. – P. 226–245.
8. *Hush D.* Progress in supervised neural network / D. Hush, B. Horne // IEEE Signal Processing Magazine. – 1993. – No. 10. – Vol. 1. – P. 8–39.
9. *Матвійчук А. В.* Використання системи випереджальних індикаторів для прогнозування негативних зрушень на фінансовому ринку України / А. В. Матвійчук, І. І. Стрельченко // Фінанси України. – 2015. – № 8. – С. 74–87. – Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Fu_2015_8_7.

References

1. Jothi, S., Daniel, D., Durairani, J.A., & Rekha, A. (2015). Avoiding Network Performance Degradation Problem in Zigbee. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, 3(3), 1438–1445.
2. Hammah, E., Reginald, E., & Curran, J. (2000). Validity Measures for the Fuzzy Cluster Analysis of Orientations. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22(12), 1467–1472.
3. Chen, Li, Chang, E. Y., Garcia-Molina, H., & Wiederhold, G. (2002, July). Clustering for Approximate Similarity Search in High-Dimensional Spaces. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 14(4), 792–808. doi: 10.1109/TKDE.2002.1019214
4. Kanth, K., Agrawal, D., & Singh, A. (1998, June 01–04). Dimensionality reduction for similarity searching in dynamic databases. *Proceedings of the 1998 ACM SIGMOD international conference on Management of data (Seattle, Washington, USA)*, 166–176. doi: 10.1145/276304.276320
5. Kendall, M. G. (1955). *Rank correlation methods*. New York: Hafner Publishing Co.
6. Kendall, M. G., & Babington, B. S. (1939). The problem of m rankings. *Annals of Mathematical Statistics*, 10(3), 275–287.
7. Legendre, P. (2005). Species associations: The Kendall coefficient of concordance revisited. *Journal of Agricultural, Biological, & Environmental Statistics*, 10, 226–245.
8. Hush, D., & Horne, B. (1993). Progress in supervised neural network. *IEEE Signal Processing Magazine*, 10(1), 8–39.
9. Matviychuk, A. V., & Strelchenko, I. I. (2015). Vykorystannya systemy vyperedzhauchikh indyikatoriv dlya prognozuvannya negatyvnykh zrushen' na finansovomu rynku Ukrainy. *Finansy Ukrainy (Finance of Ukraine)*, 8, 74–87. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/Fu_2015_8_7 [in Ukrainian].

Стаття надійшла до редакції 13.06.2017