

*Р. В. Шамрін,
к. е. н., старший викладач кафедри економічної кібернетики,
Криворізький факультет ДВНЗ "Запорізький національний університет"
Міністерства освіти і науки України, м. Кривий Ріг*

ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ БЕЗГОТІВКОВИХ КАРТКОВИХ РОЗРАХУНКІВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ПОПИТУ

R. Shamrin,
PhD in Economics, Senior Lecturer of Department of Economic Cybernetics, the Kryvyi Rih faculty of State Higher Educational Institution "Zaporizhzhya National University" of the Ministry of education and science of Ukraine, Kryvyi Rih

SIMULATION MODELING OF ECONOMIC SYSTEMS: SOFTWARE TOOLS AND AREAS OF IMPROVEMENT

З метою врахування впливу чинників макрооточення на значення попиту на карткові послуги у статті розглядаються методичні підходи до оцінювання ефективності системи безготівкових карткових розрахунків, що засновані на використанні нейронних мереж, на входи даної моделі подаються не тільки елементи економіко-математичної моделі, а й значення доходу комерційного банку від використання системи безготівкових карткових розрахунків та значення попиту на БПК дебетової і кредитної схеми обслуговування. Дана модель дозволить визначити елемент діяльності комерційного банку, який досить сильно підпадає під вплив макрооточення.

Для зниження рівня інформаційної невизначеності при прийнятті рішень щодо діяльності комерційного банку на ринку карткових платіжних інструментів у статті обґрунтовано доцільність застосування ситуаційного підходу до управління попитом на карткові послуги.

The article considers methodical approaches to evaluating the effectiveness of cashless card payments in order to take into account influencing macro factors. These methodical approaches are based on the use of neural networks; to the inputs of the model serves not only elements of economic and mathematical models, but the value of income of commercial bank from the use of cashless card payments and values of demand BOD debit and credit scheme of service. This model will determine the element of the commercial bank, which is pretty much influenced by macro.

To lower information uncertainty in decision making on the commercial bank market card payment instruments in the article the feasibility of situational approach to management of demand for card services is justified.

Ключові слова: система безготівкових карткових розрахунків, ринок карткових платіжних інструментів, економіко-математичне моделювання, попит на карткові послуги, базові тарифні параметри, інформаційна невизначеність.

Key words: system of non-cash card-table settlements, market of pay instruments, economic-mathematical design, demand on card-table services, base tariff parameters, informative vagueness.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Спрямування до процесу європейської та світової інтеграції, обране Україною, зумовлює, насамперед, орієнтацію на показники діяльності розвинутих світових ринків карткових платіжних інструментів та розробку державних програм щодо поширення безготівкових розрахунків з використанням спеціальних засобів.

Однак державний курс на розбудову системи безготівкових карткових розрахунків, з одного боку, відкрив нові перспективи фінансового обслуговування клієнтів і відповідно розширив можливості отримання банківського прибутку за рахунок комісійних від операцій з картками, збільшення кількості клієнтів шляхом надання послуг нового типу, зменшення витрат на обслуговування готівкового обігу тощо, а з іншого — сформував проблеми на ринку карткових платіжних інструментів стосовно попиту на карткові послуги ко-

мерційного банку в умовах невизначеності та мінливості зовнішнього середовища.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Питання аналізу стану й визначення перспектив розвитку ринку карткових платіжних інструментів розкрито в працях: О. Андрєєва, В. Белошопки, А. Братута, З. Васильченко та А. Демешко, М. Іванова, В. Кравця, О. Гризова, Н. Шульги, А. Поддєрьогіна, Т. Рубанової, А. Савченко, В. Усоскіна, С. Шишова, П. Тулуб'єва, Ю. Всяких, Л. Бистрова, О. Дубілета, В. Харченко, Л. Романенко; моделювання якості послуг досліджували В. Зейтамл, А. Паразьюраман, Л. Беррі, В. Васильєв; серед досліджень, які присвячені моделюванню економічних систем, можна виділити праці В. Порохні, Л. Сергєєвої, Р. Лепи, Т. Клебанової, С. Рамазанова, Н. Максишко, А. Ба-

курової, Є. Терехова, Р. Прокопенко, О. Захарової, Н. Єгорової.

Аналіз наукових праць дав змогу дійти висновку, що проблемам моделювання попиту на карткові послуги комерційного банку не приділялося достатньої уваги.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Процес взаємовідносин суб'єктів ринку карткових платіжних інструментів знаходиться під постійних впливом елементів макрооточення, що досить його ускладнює. Саме складні умови діяльності комерційного банку на досліджуваному ринку спонукають його не лише до ретельного аналізу власного економічного потенціалу та інших суб'єктів (банків — конкурентів і власних партнерів), а й до розробки економіко-математичної моделі попиту на карткові послуги, яка б була стійка до значних змін середовища, в якому відбувається даний процес.

Враховуючи необхідність урахування впливу чинників макросередовища на значення попиту на карткові послуги комерційного банку, прийнято рішення провести прогнозування досліджуваного показника із залученням нейронної мережі, на входи якої подавалися б не тільки елементи економіко-математичної моделі, а й значення попиту при відповідних значеннях базових тарифних параметрів, тобто нелінійної авторегресійної моделі із зовнішніми входами (NARX).

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ

Типовий алгоритм прогнозування, який здійснюється з використанням нейронної мережі можна представити наступним чином [1, с. 87].

Для визначення впливу факторів мікро- та макрооточення на досліджувані показники діяльності комерційного банку на ринку карткових платіжних інструментів: дохід від використання системи безготівкових карткових розрахунків, попит на БПК дебетової та кредитової схем обслуговування, нами буде використовуватися нелінійна авторегресійна модель з зовнішніми входами (NARX) [2].

На рисунку 2 показана архітектура узагальненої рекурентної мережі [3, с. 204 — 225, яка побудована на базі багатошарового перцептронну. Ця модель має єдиний вхід, який буде пристосовуватися до пам'яті на лініях затримки, що складаються з q елементів. Дана модель має єдиний вихід $u(n)$, який замкнений на вхід $y(n+1)$ через пам'ять на лініях затримки, яка також складається з q елементів. Вміст цих двох блоків пам'яті використовується для живлення вхідного шару перцептронну.

Вектор сигналу, що подається на вхід перцептронну, складається з даних, до складу яких входять:

Поточне та попередні значення вхідного сигналу: $u(n)u(n-1), \dots, u(n-q+1)$ які представляють межі, що мають зовнішнє походження;

Значення вихідного сигналу $y(n)y(n-1), \dots, y(n-q+1)$ в попередні моменти часу, від яких залежить вихід моделі $y(n+1)$.

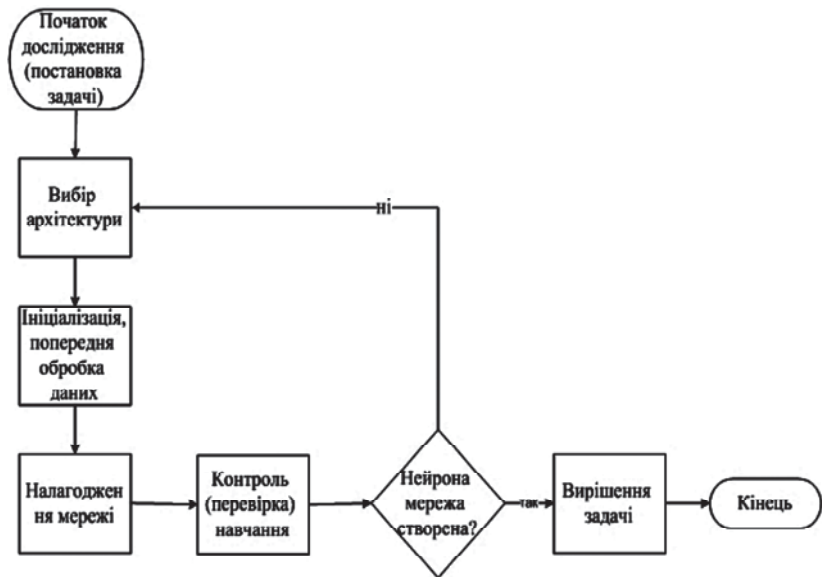


Рис. 1. Структурна схема побудови нейронної мережі

Тому дану рекурентну мережу можна розглядати як модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами.

Загальний математичний вираз моделі NARX можна представити наступним чином [4]:

$$\hat{y}(n+1) = F(y(n), \dots, y(n-q+1), u(n), \dots, u(n-q+1)) \quad (1),$$

де $\hat{y}(n+1)$ — вихід моделі;

$u(n)u(n-1), \dots, u(n-q+1)$ — поточне та попереднє значення вхідного сигналу, які представляють мережі, що мають зовнішнє походження;

$y(n)y(n-1), \dots, y(n-q+1)$ — значення вихідного сигналу в попередні моменти часу, від яких залежить вихід моделі $y(n+1)$.

Оскільки однією з важливих особливостей нейронної мережі є здібність до узагальнення отриманих знань, то нейронна мережа виконує тренування на деякій множині навчальних вибірок, при цьому вона генерує очікувані результати при поданні на її вхід даних, що відносяться до тієї ж самої множини, але які не брали участь у процесі навчання [5, с. 208].

Особливість розподілу вхідних та вихідних даних на навчальну, тестову та контрольну підмножини полягає в наступному: "Множина даних, на якій вважається істинним деяке правило R' , розбите на підмножини L' і G' , при цьому в складі L' , в свою чергу, можна виділити відповідну підмножину контрольних даних V' , які використовуються для верифікації ступеня навчання мережі. Навчання проводиться на даних, які входять до складу підмножини L' . Властивість віддзеркалювання мережею елементів L' може вважатися показником ступеня накопичення навчальних даних, тоді як властивість розпізнавання даних, що входять до множини G' і не використаних для навчання, характеризує її можливість генералізації знань. Дані, які входять як в L' , так і в G' , повинні бути типовими елементами множини R' . В навчальній підмножині не повинно бути унікальних даних, властивості яких відрізняються від очікуваних (типових) значень" [5, с. 148].

У процесі підбору навчальних даних важливу роль відіграє інформація щодо кількості областей, за якими розподілені ці дані [5, с. 162—165].

Якщо максимальну кількість областей, на які N^n — мірний простір розподіляється η^n гіперплощинами, позначити $R^n(n^n, N^n)$, то

$$R^n(n^n, N^n) = \sum_{i=0}^{N^n} C_{i^n}^{n^n} \quad (2),$$

$$C_{i^n}^{n^n} = \begin{cases} \frac{n^n!}{i^n \cdot (n^n - i^n)!} \text{ для } n^n \geq i^n \\ 0 \text{ для } n^n < i^n \end{cases} \quad (3).$$

А якщо задача, яка підлягає розв'язанню, складається з m^n класів даних, то підбір мінімальної кількості нейронів повинен виконуватися таким чином, щоб одночасно виконувалися наступні вимоги:

$$R^n(n^n, N^n) \geq m^n \text{ і } R^n(n^n - 1, N^n) < m^n \quad (4).$$

Визначення кількості нейронів в кожному з шарів нейронної мережі дозволяє не тільки визначити кількість областей, але й кількість сегментів гіперплощин, які обмежують ці області. Слід зазначити, що оцінювання кількості сегментів гіперплощин досить важливе для визначення обсягу множини навчальної вибірки.

Згідно з твердженням теореми Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нільсена можна визначити необхідну кількість синаптичних ваг Lw в багатошаровій мережі [6, с. 302—308]:

$$\frac{m' \cdot N'}{1 + \log_2 N'} \leq Lw \leq m' \cdot \left(\frac{N'}{m'} + 1 \right) \cdot (n' + m' + 1) + m' \quad (5),$$

де n' — розмірність вхідного сигналу;
 m' — розмірність вихідного сигналу;
 N' — число елементів навчальної вибірки.

А кількість нейронів в прихованих шарах L^n можна визначити наступним чином:

$$L^n = \frac{Lw}{n' + m'} \quad (6),$$

де L^n — кількість нейронів в прихованих шарах нейронної мережі.

Після визначення архітектури нейронної мережі виконується процес ініціалізації мережі та попередня обробка даних. Ініціалізація мережі здійснюється за допомогою функцій ініціалізації, кожна з яких має власне ім'я та привласнює відповідні значення елементам матриці ваг і компонентам вектору зміщення кожного шару.

Перед процесом навчання нейронної мережі виконують нормалізацію вхідних векторів, що дозволить перетворити їх в одиничні вектори у відповідності з наступними виразом:

$$u(n')^* = \frac{u(n')}{\sqrt{u_1^2 + \dots + u_n^2}}, \quad y(n')^* = \frac{y(n')}{\sqrt{y_1^2 + \dots + y_n^2}} \quad (7),$$

де $u(n')^*$ та $y(n')^*$ — нормалізовані поточні значення вхідного та вихідного сигналів.

Визначення сигналу похибки $e(n' + 1)$ відбувається шляхом віднімання оцінки $\hat{y}(n' + 1)$ від $y(n' + 1)$. Для зменшення даного значення необхідно досить точно підібрати метод навчання нейронної мережі, тобто метод оптимізації функціонала якості.

Для розв'язання задач оптимізації при навчанні нейронних мереж можуть бути використанні наступні методи:

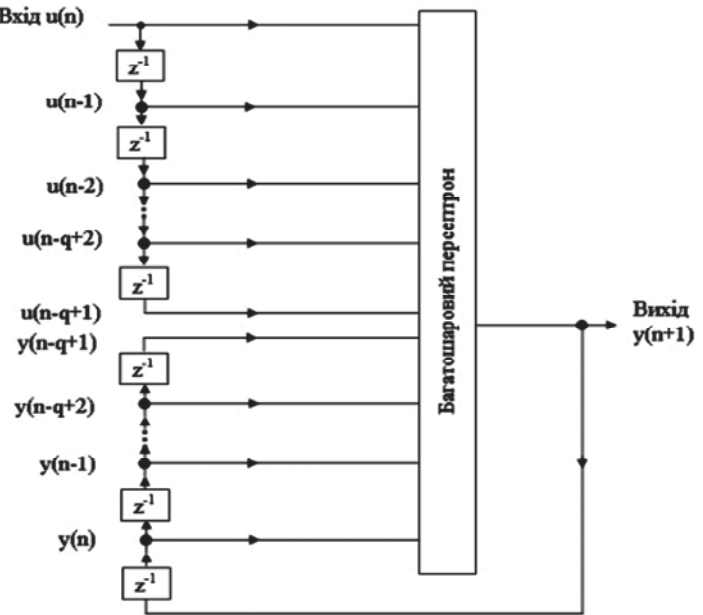


Рис. 2. Архітектура моделі нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (NARX)

- локальної оптимізації з розрахунком оцінок градієнту;
- локальної оптимізації з розрахунком часткових похідних першого та другого порядку;
- стохастичної оптимізації;
- глобальної оптимізації.

Але стохастичні алгоритми потребують досить великої кількості кроків навчання, а в алгоритмах глобальної оптимізації при відсутності апріорної інформації щодо характеру цільової функції експоненційно зростає важкість перебору із зростанням розмірності задачі, яка розв'язується. Метод спряжених градієнтів дуже чутливий до точності обчислень. У методі, який враховує напрям антиградієнта та методи, що включає розрахунок матриці Гессе на декількох кроках алгоритму, також зростає кількість додаткових змінних, а це ускладнює їх використання для навчання нейронних мереж великих розмірів. Тому для пошуку оптимуму функціонала якості в багатошарових мережах досить часто використовують метод Гаусса-Ньютона та метод Левенберга-Марквардта. Але метод Левенберга-Марквардта виступає комбінацією простого градієнтного методу та

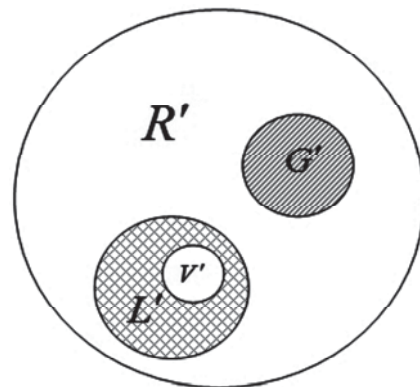


Рис. 3. Ілюстрація розподілу даних, який відповідає правилу R' , на навчальну L' , тестову G' та контрольну V' підмножини

метода Гаусса-Ньютона, що дозволило позбутись їхніх основних недоліків.

Формальну оцінку ступеня навчання нейронної мережі можна виконати за допомогою функції помилок, на основі показників якої роблять висновки щодо якості налагодження мережі для вирішення встановленої задачі. Тобто функції помилок виступають критерієм якості процесу навчання нейронної мережі. Досить часто використовують наступні критерії якості: сума квадратів відхилень, середня квадратична похибка (*MSE*), комбінована похибка, середня абсолютна похибка (*MAE*).

Слід зазначити, що середня квадратична похибка навчальної вибірки не повинна перевищувати її значення для тестової.

У роботі [7, с. 245] автор наголошує, що показники кореня з середньоквадратичної похибки (*RMSE*) та середньої абсолютної похибки у відсотках (*MAPE*) дозволяють визначити загальний рівень адекватності моделі:

<i>RMSE, MAPE</i>	Точність прогнозу
Менше 10%	Висока
10% - 20%	Добра
20% - 40%	Задовільна
40% - 50%	Погана
Більше 50%	Незадовільна

Нейромережева модель попиту на карткові послуги припускає повну детермінованість усіх її елементів, які характеризують діяльність комерційного банку на ринку карткових платіжних інструментів України, але використання науково-технічного потенціалу та невизначеність ситуації на досліджуваному ринку, що породжує інформаційну невизначеність, обумовлює необхідність розробки нечіткої моделі попиту на основі теорії нечіткої логіки.

ВИСНОВКИ З ПРОВЕДЕНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

Розвиток ринку карткових платіжних інструментів в умовах нестабільності нормативно-правової бази, економічної ситуації, відсутність одностайної думки банківських аналітиків щодо динаміки значень базових тарифних параметрів та множини інших чинників призводить до інформаційної невизначеності показників, які характеризують попит на карткові послуги комерційного банку. Все це викликає необхідність використання відповідного математичного апарату, який забезпечить врахування специфіки інформаційного відображення досліджуваного процесу при визначенні його ефективності.

Література:

1. Кизим Н.А. Нейронные сети: теория и практика применения: монография / Н.А. Кизим, Е.Н. Ястремская, В.Ф. Сенчуков. — Х.: ИД "ИНЖЭК", 2006. — 240 с.
2. Макаркина Г.В. Моделирование попиту на карткові послуги із застосуванням нейронної мережі NARX / Г.В. Макаркина, О.Ю. Івченко. — Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Дала. — 2010. — № 8 (150). — С. 158—162.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: пер. с англ. — М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. 1104 с.

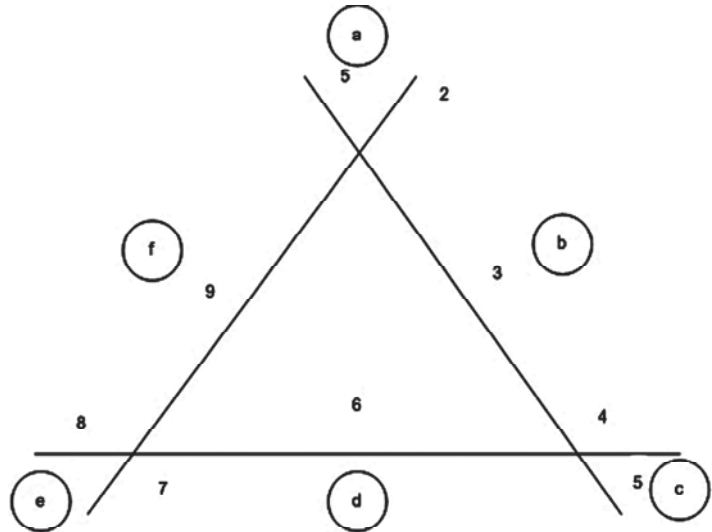


Рис. 4. Ілюстрація способу створення нейронною мережею гіперплощин та областей даних

4. Степаненко А.І., Чамара І.М. Економічна сутність і зміст потенціалу банківської системи [Електронний ресурс]. — Режим доступу: http://www.nbu.gov.ua/portal/Soc_Gum/VUbsNbU/2011_1/VUBSNBU10_p233-p236.pdf

5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: пер. с польск. / С. Осовский. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 344 с.

6. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. — 2-е изд. / В.В. Круглов, В.В. Борисов. — Изд-во: Горячая линия-Телеком, 2002. — 382 с.

7. Присенко Г.В., Равікович Є.І. Прогнозування соціально-економічних процесів: навч. посіб. — К.: КНЕУ, 2005. — 378 с.

References:

1. Kizim, N.A. (2006), *Nejronnye seti: teorija i praktika primenenija: Monografija* [Neural Networks: Theory and Practice: Monograph], ID "INZhJeK", Kharkiv, Ukraine.
2. Makarkina, H. V. (2010), "Modeling demand for card services using neural network NARX", *Visnyk Skhidnoukrains'koho natsional'noho universytetu imeni Volodymyra Dalia*, vol. 8 (150), pp. 158—162.
3. Hajkin, S. (2006), *Nejronnye seti: polnyj kurs* [Neural networks: full course], Izdatel'skij dom "Vil'jame", Moscow, Russia.
4. Stepanenko, A.I. and Chamara, I.M. "The economic essence and content capacity of the banking system", available at: http://www.nbu.gov.ua/portal/Soc_Gum/VUbsNbU/2011_1/VUBSNBU10_p233-p236.pdf
5. Osovskij, S. (2002), *Nejronnye seti dlja obrabotki informacii: per. s pol'sk.* [Neural networks for information processing: translation from Polish], *Finansy i statistika*, Moscow, Russia.
6. Kruglov, V.V. (2002), *Iskusstvennye nejronnye seti. Teorija i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice], Izd-vo: Gorjachaja linija-Telekom, Russia.
7. Prysenco, H. V. and Ravikovych, Ye. I. (2005), *Prohnozuvannia sotsial'no-ekonomichnykh protsesiv: Navch. posib.* [Prediction of socio-economic processes: Tutorial], KNEU, Kyiv, Ukraine.

Стаття надійшла до редакції 14.01.2016 р.