

ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У СКОРИНГОВИХ СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

У статті запропоновано систему підтримки прийняття рішення для кредитування підприємства, яка поєднує вирішення завдання прогнозування та класифікації; для прогнозування були використані адаптивні методи, які є найбільш придатними для нестационарних часових рядів, для класифікації була використана нечітка нейронна мережа NEFClass. Запропоновано ієрархічну базу правил для поєднання декотрих вхідних факторів, у якій перший рівень виконує кластеризаційний алгоритм Fuzzy-C-Means, другий рівень – база правил нечіткої нейронної мережі, що дало можливість збільшити число вхідних змінних.

Ключові слова: нечіткі нейронні мережі, скорингові системи, класифікація, прогнозування, адаптивні методи.

В статье предложена система поддержки принятия решения для кредитования предприятия, которая сочетает решения задачи прогнозирования и классификации; для прогнозирования были использованы адаптивные методы, которые являются наиболее подходящими для нестационарных временных рядов, для классификации была использована нечеткая нейронная сеть NEFClass. Предложена иерархическая база правил для сочетания некоторых входных факторов, в которой первый уровень выполняет кластеризационный алгоритм Fuzzy-C-Means, второй уровень – база правил нечеткой нейронной сети, что позволило увеличить число входных переменных.

Ключевые слова: нечеткие нейронные сети, скоринговые системы, классификация, прогнозирование, адаптивные методы.

The article is devoted to designing of the Decision Support Systems for economic management using neural networks and fuzzy logic. The decision support system based on forecasting block and fuzzy neural networks NEFCLASS is proposed.

Key words: neural networks, fuzzy logic, scoring systems, classification, forecasting, adoptive methods.

Вступ. Процес фінансового менеджменту є досить складним та вимагає великих трудових затрат. Це завдання пов'язані з вибором стратегії розвитку фірм, рішення про надання кредиту особистим клієнтам та приватним підприємствам. Існують скорингові програми, які виконують завдання надання кредиту особистим клієнтам, але немає програмного забезпечення, яке вирішує питання про надання кредиту приватному підприємству, враховуючи прогноз його показників. На сьогодні існує різне програмне забезпечення для аналізу фінансового стану підприємства, але не існує програмного забезпечення для кредитування юридичних осіб, яка б обробляла фінансовий стан підприємства і допомагала прийняти рішення щодо кредитування юридичних осіб. Головним завданням такого програмного забезпечення є виявлення банкрутства за фінансовим станом підприємства. Нині розроблено багато методів для прогнозування банкрутства підприємства.

Класичними моделями є: двофакторна модель оцінки ймовірності банкрутства, оцінка ймовірності банкрутства на основі Z-рахунку Альтмана, модель Ліса для оцінки фінансового стану, метод рейтингової оцінки фінансового стану (рейтингове число), прогнозна модель Таффлера, модель Спрингейта, PAS-коефіцієнт [3; 4]. Упродовж багатьох років класичні статистичні методи широко використовувались для прогнозування ризиків банкрутства. Вони включають процедуру класифікації, яка зараховує ту чи іншу компанію до групи потенційних банкрутів або до групи компаній зі сприятливим фінансовим станом із певною мірою точності. Але економічні та статистичні методи мають суттєві недоліки: підбір фінансових коефіцієнтів суб'єктивний; звітність не завжди відбиває справжній стан речей. А головне, дуже велика помилка від 35 % [2-5].

Тому розробка програмного забезпечення для полегшення процесу прийняття рішень у цих

сферах є актуальним завданням. Нечіткі нейронні мережі, які включають переваги як нейронних мереж, так і систем нечіткої логіки, дуже придатні для цього. Таким системам притаманна властивість до навчання новим даним, яка є як властивістю нейронних мереж, так і можливістю утворення бази правил у формі, зрозумілій експертам. Але у відомих нечітких нейронних мережах є певні моменти, які потребують доробки. Так, база правил або формується експертом, або використовується повна база правил, що є надмірним та не завжди відповідає дійсності. Алгоритми навчання нейронної мережі розроблені

для Гауссовської функції належності [2] або мають емпіричний характер.

Запропонований підхід. Запропоновано систему підтримки прийняття рішення для кредитування підприємства, яка поєднує завдання прогнозування та класифікації; для прогнозування були використані адаптивні методи, які є найбільш придатними для нестационарних часових рядів, для класифікації була використана нечітка нейронна мережа NEFClass.

Структурну схему СППР наведено на рис. 1.

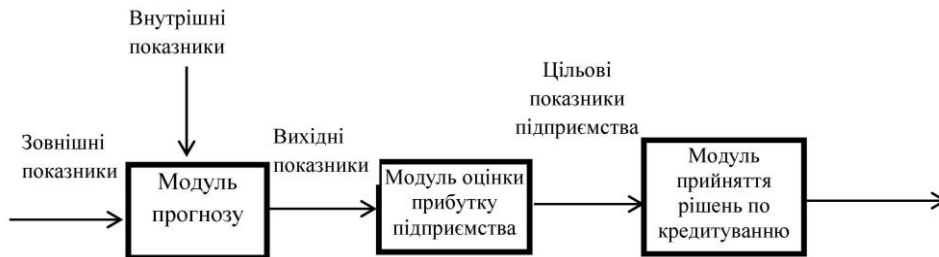


Рис. 1. Структурна схема СППР

Зовнішніми показниками є курс USD, рівень інфляції, облікова ставка НБУ, середній дохід населення, внутрішніми показниками роботи підприємства є дохід, витрати, необоротні активи, власний капітал. Цільовим показником роботи підприємства є чистий дохід, який оцінюється залежно від прогнозних курсу долара, рівня інфляції, облікової ставки та існуючих показників підприємства (дохід, витрати, необоротні активи, власний капітал) і відбувається методом адаптивної множинної регресії. Прийняття рішення про

надання кредиту є завданням класифікації і приймається за допомогою нечіткої продукційної мережі NEFClass [2; 6; 7]

Нечітка продукційна мережа NEFClass має 3-шарову послідовну архітектуру (рис. 2). Перший шар містить вхідні нейрони, в яких представляються вхідні зразки. Прихований шар містить нечіткі правила, і третій шар складається з вихідних нейронів кожного класу. Система нечіткого логічного висновку реалізує нечіткий висновок Мамдані.

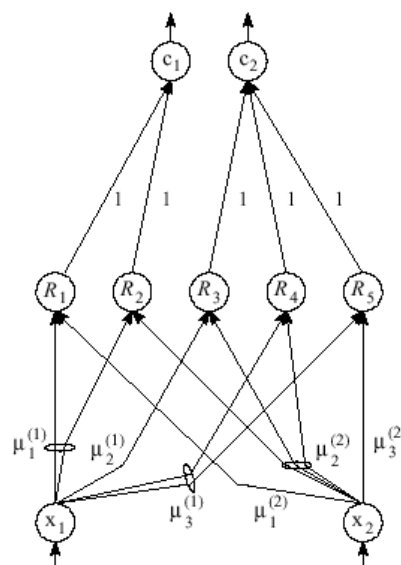


Рис. 2. Система NEFClass з двома входами та п'ятьма правилами

Спочатку відбувається фазифікація вхідних даних, де синоптичні ваги нейронів на вході прошарків правил є значеннями функції належності для вхідних змінних

$$\mu_{JJ}^{(i)} = \max\{\mu_j^{(i)}\},$$

де JJ – той терм, який відповідає максимальному значенню функції належності і-вхідної змінної.

Антецедент правил формується у такий спосіб.

Правило реалізує логічний висновок Мамдані і має вигляд:

$$W_R^{(i)} = \prod_i \{\mu_{JJ}^{(i)}\},$$

Якщо $X_1 \in JJ_1$, та $X_2 \in JJ_2$, та ..., то U належить класу C_1 .

Синаптичні ваги між нейроном правила та нейроном вихідного шару отримують значення 1, якщо поточний зразок навчальної вибірки дійсно належить цьому класу, і значення 0 для ваг з іншими класами. При надходженні всіх зразків навчальної вибірки для кожного антецедента

правила підраховується рейтинг $V_R = V_R + W_R^* e_R$,

де $e_R = 1$, якщо зразок класифіковано правильно, та $e_R = -1$, якщо зразок класифіковано неправильно.

Потім із суперечливих правил, тобто правил, які мають однакові антецеденти, але вказують на різні класи, залишаються правила із найбільшим рейтингом. При формуванні бази правил залишаємо K правил з найбільшим рейтингом.

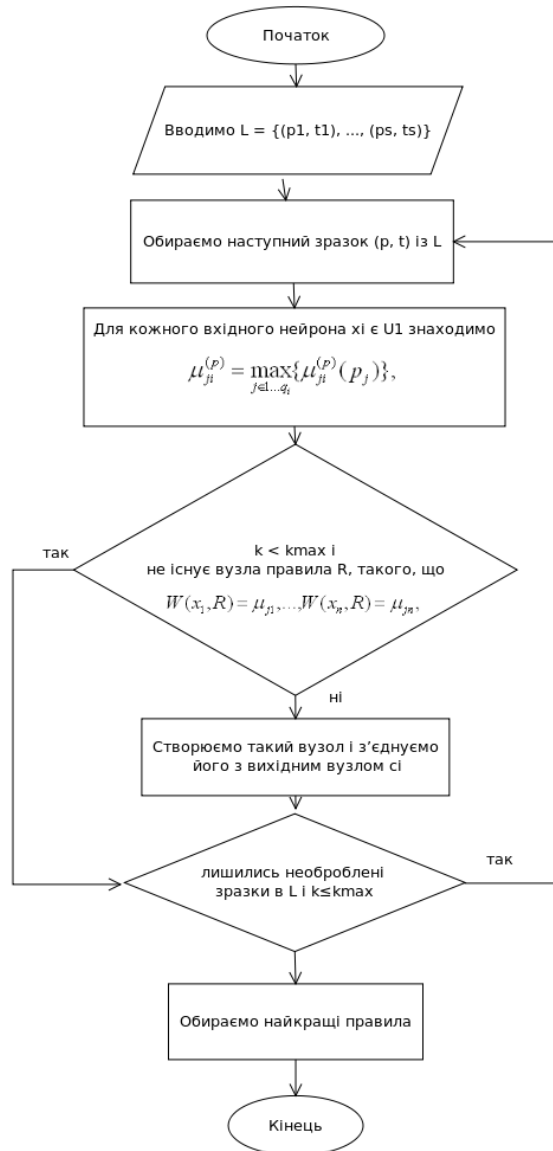


Рис 3. Блок-схема алгоритму навчання бази правил

Після формуванні бази правил відбувається навчання параметрів функцій належності.

Алгоритм навчання з учителем системи NEFClass повинен адаптувати нечіткі множини; алгоритм циклічно пробігає через всю навчальну вибірку L , виконуючи нижче перераховані кроки, доки не виконається один із критеріїв зупинки [2; 6; 7].

Кроки:

Обираємо наступний зразок (p, t) із L , розповсюджуємо його через систему NEFClass і визначаємо вихідний вектор c .

Для кожного вихідного нейрона c_i визначаємо значення похибки δ_{ci} :

$$\delta_{ci} = t_i - a_{ci},$$

де t_i – бажаний вихід, a_{ci} – фактичний вихід нейрона c_i .

Для кожного нейрона правил R, для якого вихід $a_R > 0$:

а) Визначаємо значення δ_R , що дорівнює:

$$\delta_R = a_R \cdot (1 - a_R) \cdot \sum_{C \in U_3} W(R, C) \delta_C.$$

б) Знаходимо таке x^* , що:

$$W(x^*, R)(a_{x^*}) = \min_{x \in U_1} \{W(x, R)(a_x)\}.$$

в) Для нечітких множин $W(x^*, R)$ визначаємо зміщення параметрів ФП $\Delta_a, \Delta_b, \Delta_c$, використовуючи швидкість навчання $\sigma > 0$:

$$\begin{aligned} \Delta_b &= \sigma \cdot \delta_R \cdot (c - a) \cdot \text{sgn}(a_{x^*} - b), \\ \Delta_a &= -\sigma \cdot \delta_R \cdot (c - a) + \Delta_b, \\ \Delta_c &= \sigma \cdot \delta_R \cdot (c - a) + \Delta_b, \end{aligned}$$

і виконуємо зміни $W(x^*, R)$.

г) Обчислюємо помилку правила:

$$E = a_R \cdot (1 - a_R) \cdot \sum_{c \in U_3} (2 \cdot W(R, c) - 1) \cdot |\delta_c|.$$

Кінець ітерації. Повторюємо вказані ітерації до виконання умов зупинки.

Як критерії зупинки можна взяти, наприклад, такі:

- помилка протягом n ітерацій не зменшується;
- припинити навчання при досягненні помилкою певного (бажано близького до нуля) значення.



Рис. 4. Алгоритм корегування параметрів функцій належності

Реалізовано ієрархічну базу правил для поєднання декотрих вхідних факторів, у якій перший рівень виконує кластеризаційний

алгоритм Fuzzy-C-Means, другий рівень – база правил нечіткої нейронної мережі NEFClass.

Проведено порівняння СППР для кредитування банком приватного підприємства з еконо-

метричними методами оцінки фінансового стану підприємства і визначено, що використання нечіткої мережі NEFClass має точність класифікації

98 %, у той час як економетричні методи (Альтмана и та Недосейкіна) мають точність 72 % та 80 %.

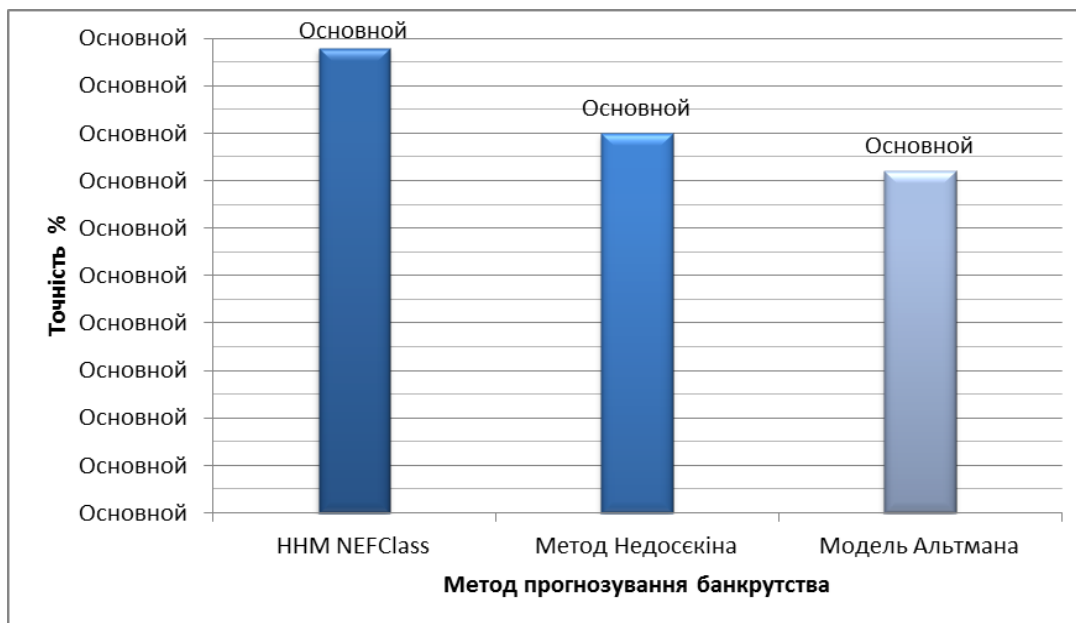


Рис. 5. Порівняння точності класифікації

Також розроблено скорингову програму надання кредиту приватним клієнтам. Договірні відносини між Банком і Клієнтом із кредитування закріплюються такими документами: анкета Позичальника, пам'ятка клієнта, довідка про умови кредитування та орієнтовну сукупну вартість, довідка про умови кредитування та орієнтовну сукупну вартість споживчого кредиту. На основі одержаних від клієнта даних кредитним експертом здійснює обробку заявки банк (у даному випадку Приват-Банк) використовує власну форму обробки заявки, яка складається з 3 розділів:

1. Загальні дані
2. Фінансові показники
3. Характеристика кредиту

Найбільш важливим розділом є другий розділ, оскільки він характеризує платоспроможність і кредитоспроможність позичальника. Питома вага розділу в загальній сумі складає 50 %. 30 % у загальній сумі складає третій розділ, в якому аналізується мета і строк кредитування, забезпечення, а також наявність поручителів. І 20 % складає перший розділ, який включає загальні дані про позичальника (вік, час проживання в цій місцевості, освіта, місце роботи, посада, стаж роботи на підприємстві, а також сімейний стан). До переліку даних, які необхідно знати про позичальника, входять такі показники:

- вік;
- сімейний стан;
- освіта;
- працевлаштування;
- посада;
- стаж роботи;
- розмір заробітної плати;
- загальний дохід сім'ї;

- розмір доходу з інших джерел;
- наявність автомобіля;
- володіння іншим майном;
- кредитна історія;
- позичаєма сума.

Ці дані, які піддаються кодуванню та нормуванню, є елементами вхідного вектора.

Для прийняття рішення також використана нечітка нейронна мережа NEFClass. У зв'язку з тим, що вхідний вектор має великий розмір, потрібна побудова ієрархічної бази даних, використовуючи кластеризаційний алгоритм Fuzzy-C-Means. На першому рівні декілька близьких за змістом показників (володіння майном та сімейний стан) можна об'єднати в групі вхідні показники. При цьому об'єкти розбиті на кластери. Кількість кластерів відповідає кількості термів інтегральних вхідних показників, а ступінь належності до кластера є значенням функції належності вхідного інтегрального показника, яка використовується на другому рівні бази правил.

Кількість навчальної та перевірконої вибірки – 50 прикладів. Похибка класифікації склала 90 %.

Висновки. Таким чином, застосування нечітких продукційних нейронних мереж дуже доцільне в скорингових системах підтримки прийняття рішення для фінансово-економічного менеджменту. Таким системам притаманна властивість до навчання новим даним, яка є властивістю нейронних мереж, так і можливість утворення бази правил у формі зрозумілої експертам. Запропоновано ієрархічну базу правил для поєднання декотрих вхідних факторів, у якої перший рівень виконує кластеризаційний алгоритм Fuzzy-C-Means, другий рівень – база правил нечіткої нейронної мережі, що дало можливість збільшити число вхідних змінних.

ЛІТЕРАТУРА

1. Takagi T. Fuzzy identification of system and its application for modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics. – 1995. – V. 15. – № 1. – P. 116–132.
2. Зайченко Ю. П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах / Ю. П. Зайченко. – К. : Слово, 2008. – 333 с.
3. Об классификациях стратегий компаний / Ю. А. Маленков // Эмитент Существенные факты, события, действия. Единое информационно-аналитическое обеспечение промышленности и предпринимательства Северо-Западного региона РФ. – 2006. – № 42 (173).
4. Основні чинники, що впливають на фінансову стійкість підприємства [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://www.analizplus.com/2/7_3.php. – Загол. з екрана.
5. Комплексная оценка риска банкротства корпорации на основе нечетких описаний [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин. – Режим доступу : <http://www.uprav.biz/materials/management/view/2440.html>. – Загл. с экрана.
6. Nauck D. NEFCLASS-X: A Soft Computing Tool to build Readable Fuzzy Classifiers / D. Nauck, R. Kruse // BT Technology Journal. – 1998. – Vol. 16. № 3.
7. Ulrike Nauck. Design and Implementation of a Neuro-Fuzzy Data Analysis Tool in Java / Nauck Ulrike ; Braunschweig technical University. – 1999.

© Кравець І. О., Форманюк А. А., 2014

Дата надходження статті до редколегії 12.06.2014 р.

КРАВЕЦЬ Ірина Олександрівна – кандидат технічних наук, доцент, Чорноморський державний університет імені Петра Могили.

Коло наукових інтересів: інтелектуальна обробка даних, нейронні мережі, нечітка логіка.

ФОРМАНЮК Алла Анатоліївна – магістр факультету комп'ютерних наук Чорноморського державного університету імені Петра Могили.

Коло наукових інтересів: методи математичного моделювання.