

Застосування нечіткої мережі NEFClass для оцінки кредитоспроможності позичальників банків

Циба Т.А., Гузнак Г.

Національний технічний університет «Київський політехнічний інститут», науково-навчальний комплекс «Інститут прикладного системного аналізу», кафедра математичних методів системного аналізу, УКРАЇНА, м.Київ-056, пр. Перемоги 37, корп.35, E-mail: tanyulka@list.ru

A possible solution of problem of estimation of physical persons' solvency with the usage of modified NEuro-Fuzzy CLASSifier(NEFClass), that is based on the generalized architecture of fuzzy pertseptron is offered. A short description of architecture and principle of work of the original and modified NEFClass are examined. The practical application of the system for the estimation of physical persons' solvency and the result of this research are shown.

Ключові слова – кредитоспроможність, нечіткі правила, нечіткий перцептрон, NEFClass, функції приналежності, нечіткі множини, база правил.

I. Вступ

Проблема своєчасного повернення кредитів актуальна для банків і вирішення в значній мірі залежить від якості оцінки кредитоспроможності потенційних позичальників. В системі кредитування великої кількості банків оцінка кредитоспроможності позичальників проводиться експертом, який в основному спирається на власний досвід та інтуїцію. Внаслідок цього надмірну вагу може набирати суб'єктивна думка експерта і витікаюча із нього некомпетентна оцінка, що може призвести до прийняття рішення, збиткового для банку.

Для вирішення задачі зниження впливу оцінки експерта на рішення про видачу кредиту позичальнику і підвищення в ньому ролі об'єктивних факторів запропонована нечітка нейронна мережа NEFClass (NEuro-Fuzzy CLASSifier), заснована на узагальненій архітектурі нечіткого перцептрона. [1].

II. Базова модель NEFClass

Як оригінальна, так і модифікована модель NEFClass є похідними від загальної моделі нечіткого перцептрона. Мета моделі - виведення нечітких правил з набору даних, які можна розділити на деяку кількість (чітких) класів, що не перетинаються.

Завданням НМ NEFClass - визначити ці правила, а також вигляд функцій приналежності для нечіткої множини.

Система NEFClass має 3-шарову послідовну архітектуру (рис. 1). Перший шар містить вхідні нейрони, в яких представляються вхідні зразки. Прихований шар містить нечіткі правила, і третій шар складається з вихідних нейронів кожного класу.

Активация для нейронів правил і для нейронів вихідного шару із зразком x обчислюється так:

$$a_R^{(p)} = \min_{x \in U_1} \{W(x, R), a_x^{(p)}\} \quad (1)$$

$$a_c^{(p)} = \sum_{R \in U_2} W(c, R) \cdot a_R^{(p)} \quad (2)$$

чи альтернативно

$$a_c^{(p)} = \max_{R \in U_2} \{a_R^{(p)}\} \quad (3)$$

де $W(x, R)$ - нечітка вага з'єднання вхідного нейрона x з нейроном правил R , а $W(R, c)$ - нечітка вага з'єднання нейрона правил R з нейроном вихідного шару c .

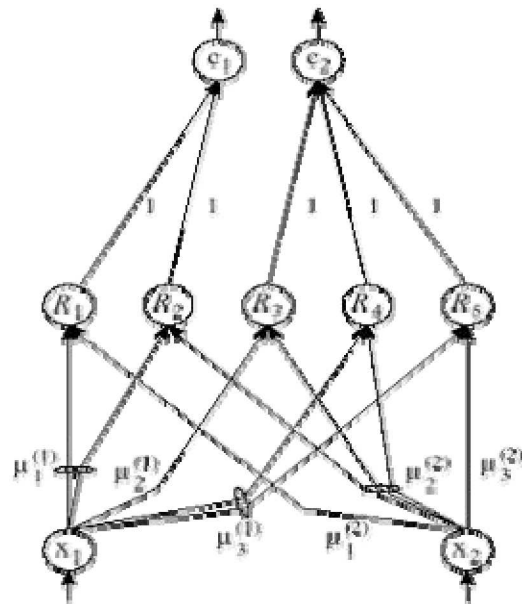


Рис. 1. Система NEFClass з двома входами і п'ятьма правилами

База правил є апроксимацією невідомої функції $\varphi: R^n \rightarrow \{0,1\}^m$ і описує класифікаційну задачу, де $\varphi(x) = (c_1, \dots, c_m)$ така, що $c_i = 1, c_j = 0$ ($j = 1..m, \forall j \neq i$) і x належить класу c_i .

Система NEFClass може бути побудована по часткових знаннях про зразки. Користувач повинен визначити кількість початкових нечітких множин для кожної з ознак об'єкту і задати значення k_{max} - максимальне число вузлів правил, які можуть бути створені в прихованому шарі. Для навчання використовуються трикутні функції приналежності.

Навчальний алгоритм складається з двох етапів: генерації бази правил і навчання параметрів функцій приналежності нечіткої множини.

НМ NEFClass володіє рядом безперечних переваг, що виділяють її серед інших систем. Серед найважливіших слід згадати простоту реалізації, високу швидкість роботи алгоритмів навчання, а також, що є найбільш важливим, високу точність

класифікації даних - на рівні кращих систем в даній області. В той же час базова система NEFClass має ряд недоліків: використовувані формули для навчання параметрів носять емпіричний характер, крім того, неясно, як вибирати в алгоритмі навчання параметр швидкості навчання σ .

III. Модифікована модель NEFClass

Рандомізація і ретельний підбір константи швидкості навчання є відмінними властивостями реалізації модифікованої системи NEFCLASS. Ці властивості повинні пом'якшити вплив деяких недоліків оригінальної моделі і дозволили домогтися помітного поліпшення якості класифікації.

Також аналіз приведених недоліків показує, що їх причиною значною мірою є недосконалість алгоритму навчання нечіткої множини NEFCLASS. Тому природним підходом, покликаним виправити ситуацію, з'явилася заміна емпіричного алгоритму навчання на строгий алгоритм чисельної оптимізації зі всіма витікаючими звідси наслідками для архітектури і алгоритмів навчання мережі.

Використання чисельних методів оптимізації вимагає диференційованості функцій приналежності нечіткої множини - умова, якій трикутні функції приналежності не задовольняють. Тому в модифікованій моделі нечітка множина має гаусівську функцію приналежності, що описується як:

$$\mu(x) = \exp\left\{-\frac{(x-a)^2}{2b^2}\right\} \quad (4)$$

Конкретна функція приналежності задається, таким чином, двома параметрами - a і b .

Вимога диференційованості диктує також вигляд t -норми (перетин) для обчислення активації нейронів правил. У системі NEFCLASS для цього використовується функція мінімуму; у модифікації це добуток відповідних значень.

Нарешті, вигляд агрегуючої функції (t -конорми) для модифікованої моделі обмежений лише зваженою сумою. Причина полягає в тому, що функція максимуму, яка використовується в оригінальній системі, не задовольняє умові диференційованості.

Основна зміна, вочевидь, стосується алгоритму навчання нечіткої множини. Цільовою функцією в модифікованій системі NEFClass виступає мінімізація середньоквадратичної помилки на навчальній вибірці по аналогії з класичними (чіткими) нейромережами:

$$\min E = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \|a_c^{(p)} - a_c^{(p)*}\|^2, \quad (5)$$

де N - кількість зразків навчальної вибірки, $a_c^{(p)}$ - апріорний вектор активації нейронів вихідного шару для чергового навчального зразка p , а $a_c^{(p)*}$ - цільове

значення цього вектора для даного патерну. Компоненти цільового вектора для патерну p рівні:

$$a_c^{(p)*} = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ 1, & i = j \end{cases}, \quad (6)$$

де j - номер класу, якому належить даний патерн.

Аргументом чисельної оптимізації, направленої на зменшення середньоквадратичної помилки на навчальній вибірці, є сукупний вектор параметрів a і b всієї нечіткої множини мережі. Як конкретний метод може виступати будь-який метод безумовної оптимізації, як, наприклад, градієнтний метод або метод спряжених градієнтів. В роботі був реалізований градієнтний метод [1].

IV. Практичне застосування модифікованої системи NEFClass

В рамках даної роботи було проведено дослідження щодо застосування НМ NEFClass для оцінки кредитоспроможності позичальників на основі кредитного портфеля одного з комерційних банків. Оцінка кредитоспроможності позичальників була проведена за двома класами: «погані» і «хороші». В якості елементів першого класу були вибрані кредити, просрочка по яким становить 90 і більше днів, другого класу - не перевищує 90 днів. В якості вхідних даних були взяті наступні незалежні змінні: стать позичальника, вік, сімейний стан, стаж, освіта, галузь, посада, срок кредиту, сума кредиту, відношення чистого доходу позичальника до чистого доходу сім'ї, відношення доходу позичальника до доходу сім'ї, відношення доходу сім'ї до щомісячного платежу по кредиту, відношення доходу позичальника до щомісячного платежу по кредиту.

В результаті дослідження був отриманий досить успішний результат - 85% вірно і 15% відповідно невірно визначених мережею класів позичальників.

Висновок

Показана можливість вирішення задачі оцінки кредитоспроможності позичальників за допомогою нечіткої нейронної мережі NEFClass. Розглянута оригінальна система та її модифікація, в якій усунуто недоліки базової.

На основі отриманих в ході дослідження результатів зроблено висновок про доцільність використання даної мережі для оцінки кредитоспроможності позичальників банків.

Література

1. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем. Навчальний посібник - К.: Видавничий Дім «Слово», 2004. - 352 с.