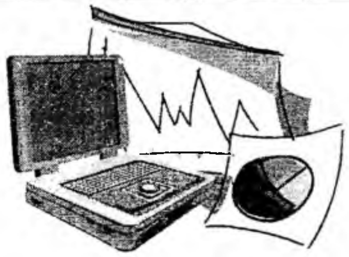
ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ



УДК 336.71

Воронов В.А., Юхименко О.В.

ДО АВТОМАТИЗАЦІЇ ОЦІНКИ НАДІЙНОСТІ ВИКОНАННЯ УМОВ КРЕДИТУВАННЯ

Дано огляд підходів до розробки скорінгових систем оцінки ризиків споживчого кредитування на основі математичних методів розпізнавання класів. Викладено особливості використання латочних функцій, ks-перетворень і нейроних мереж для побудови скорінгових моделей. Порівняльний аналіз результатів застосування викладених методів показав перевагу використання нейроних мереж.

The approaches to the development of scoring systems for estimating the risks of consumer crediting on the basis of mathematical methods of class recognition have been presented. The peculiarities of using patch functions, ks-transformations, and neuron networks for the construction of scoring models have been highlighted. A comparative analysis of the results of using the introduced methods has shown the advantages of the neuron networks.

Нормальний розвиток економіки країни вимагає наявності розвинутої системи кредитування. Кредит є фінансовою основою розвитку виробництва і росту економіки в цілому. Більшість банків давно й ефективно займаються кредитуванням. У першу чергу були заповнені ті ринкові ніші, які технологічно більш прості – кредитування корпоративних клієнтів, автокредитування. Однак за останні кілька років зміни в економічній ситуації країни спричинили зміни і в банківському секторі. Зокрема багато банків змінили структуру свого кредитного портфелю, де тепер все більшу частину займають споживчі кредити.

Розвиток споживчого кредитування ставить перед банком задачу – швидко і з мінімальними витратами приймати рішення за великою кількістю кредитних заявок. Зменшення термінів прийняття рішення про видачу кредиту веде до збільшення обсягів (кількості) виданих кредитів, а отже і збільшення прибутку банку. Однак, чим менше часу приділяється на перевірку кредитної заявки, тим більша ймовірність появи ненадійних кредитів. Змінюючи структуру кредитного портфелю на користь споживчого кредиту, банки прагнули зменшити кредитний ризик за рахунок диверсифікації кредитного портфелю. Але спочатку, виходячи на ринок споживчого кредитування, багато банків не мали системи оцінки кредитоспроможності позичальника, системи контролю ризиків, що призвело на цьому етапі до втрат. Для оцінки кредитних ризиків у світовій практиці існують два основних підходи: суб'єктивний (евристичний), заснований на експертних оцінках; формалізований, що використовує системи скорінгу.

Евристичний підхід спирається на експертну оцінку та прогнозування та припускає зважений аналіз особистих якостей і фінансового стану потенційного позичальника. Експертна оцінка характеризує ступінь переваги одних показників над іншими. На основі наявної інформації кредитний експерт складає "портрет" заявника на кредит і порівнює його із "стандартними образами" кредиторів, які асоціюються (за минулим досвідом) з різним рівнем кредитного ризику. Цей підхід до оцінки платоспроможності звичайно підкріплюється розвитком мережі моніторингу, що розкриває кредитну історію потенційних клієнтів. З цією метою банки багатьох економічно розвинутих країн користуються інформаційними послугами кредитних бюро, які постійно акумулюють і узагальнюють інформацію про фінансове і майнове положення потенційних позичальників.

Скорінг являє собою математичну або статистичну модель, за допомогою якої на основі кредитної історії "минулих" клієнтів, банк намагається врахувати ймовірність того, що конкретний потенційний позичальник поверне кредит своєчасно. Скорінг дозволяє виявити й оцінити рівень впливу з фінансових, економічних і мотиваційних факторів на хід повернення кредиту. Кожен фактор одержує числову оцінку в балах, що відповідає рівню його ризикованості. За результатами упорядкування складається бальна шкала у вигляді згрупованої по факторам таблиці. Шляхом порівняння її даних з показниками, що характеризують заявника на кредит, проводиться оцінка його кредитоспроможності. Претендентові, що набрав балів більше критичного (граничного) рівня буде наданий кредит. Якщо ж сумарний бал не перевищує граничної оцінки, кредитна заявка на одержання кредиту відхиляється. Принципи визначення кредитоспроможності приватного позичальника по скорінгу можна проілюструвати на прикладі моделі німецького банку, у якому підрахунок балів рейтингу клієнта проводиться за 12 показниками

1. При відсутності компрометуючої інформації в кредитно-довідковому бюро клієнт одержує 10 балів.
2. Здатність погашати заборгованість: до 60% – 0 балів; від 61 до 80% – 10 балів; від 81 до 100% – 20 балів.
3. Наявність забезпечення: від 0 до 25% – 1 бал; від 25 до 50% – 4; від 51 до 75% – 7; від 76 до 100% – 12; більш 100% – 20 балів.
4. Наявне майно. За наявне майно (нерухомість, цінні папери або внески в банках) клієнт одержує 10 балів.
5. Кредити отримані в банках раніше. Клієнтові не нараховуються бали, якщо він неакуратно користувався наданими позичками. Якщо клієнт не користувався раніше кредитом, це оцінюється в 5 балів. Якщо раніше отриманий клієнтом кредит погашався вчасно або поточний кредит погашається відповідно до договору, то він одержує 15 балів.
6. Кваліфікація. Немає кваліфікації – 0 балів; допоміжний персонал – 2; фахівці – 7; службовці – 9 балів; пенсіонери – 13; керівники – 13 балів.
7. Трудова діяльність на останнього наймача: до одного року – 0 балів; до двох років – 3; до трьох років – 5; до п'яти років – 12; пенсіонери – 0 балів.
8. Сфера зайнятості: держслужба – 10 балів; інші сфери – 6; пенсіонери – 0 балів.
9. Вік заявника: до двадцяти років – 0 балів; двадцяти п'яти – 2; тридцяти – 4; тридцяти п'яти – 8; п'ятдесяти – 9; шістдесяти – 11; більше шістдесяти років – 16 балів.
10. Родинний стан: неодружений – 8 балів; одружений – 14; одружений, але живе роздільно – 6; розведений – 8; удівець – 8 балів.
11. Спосіб найму житла. Не має житла – 0 балів; житло за наймом – 5; власне житло – 10 балів.
12. Кількість утриманців: нуль – 10 балів; один – 7; два – 5; три – 2; більш трьох – 0 балів.

Технологія остаточного рішення про можливість кредитування така. При набраній претендентом сумі у 81 бал економіст приймає позитивне рішення самостійно, при результаті від 61 до 80 балів – потрібен дозвіл менеджера більш вищого рівня управління. При рейтингу нижчому ніж 60 балів у наданні кредиту клієнтові відмовляють.

Інший підхід до скорінгової оцінки кредитоспроможності застосовує французький банк "Креді Агріколь".

1. Мета кредиту (від 0 балів при видачі грошової позички, до 100 балів при купівлі автомобіля).

2. Участь клієнта у фінансуванні угоди (при оплаті менш 10% суми – 0 балів; від 10 до 45% – 30; більш 45% – 50 балів).
3. Родинний стан (від 0 балів для розлученого чоловіка і жінки до 60 балів з кількістю дітей менш трьох).
4. Вік (від 0 балів для осіб молодших 25 років, до 100 балів для осіб старших 65 років).
5. Професія (від 0 балів для студентів, до 100 балів для державних службовців).
6. Зайнятість (від 0 балів при терміні менше одного року, до 100 балів більше чотирьох років).
7. Чистий річний доход (від 0 балів при доході до 60 тис. Франків, до 100 балів при доході більш 160 тис. франків).
8. Володіння нерухомістю (від 0 балів при найманні квартири, до 80 балів при наявності власного будинку).
9. Термін кредиту (від 140 балів при терміні менше одного року, до 0 балів при терміні більше двох років).
10. Сума на банківському рахунку (від 0 балів при залишку менше 5 тис. франків до 150 балів при залишку більше 50 тис. франків).

Якщо потенційний позичальник набрав більше ніж 510 балів, банк задовольняє прохання про надання кредиту; при 380 – 509 балах здійснюється додатковий аналіз умов кредитування (сума, термін кредиту, гарантії); при сумі балів меншій ніж 380 банк відмовляє у наданні кредиту.

У розглянутих підходах критерієм вибору є сума балів за всіма показниками. Очевидним недоліком тут є адитивний характер критерію, що допускає взаємозамінність показників. Наприклад, недостатній рівень сумлінності (пункт 1 моделі німецького банку) може бути компенсований віком заявника (пункт 9), родинним станом (пункт 10), способом найму житла (пункт 11) і відсутністю утриманців (пункт 12).

Цього недоліку позбавлені підходи до оцінки позичальників, засновані на методах розпізнавання образів.

Процес розпізнавання можна представити як віднесення конкретного об'єкта до множини (класу, образу) однотипних об'єктів.

Розпізнавання здійснюється за цілим рядом ознак, які характеризують об'єкт. У нашому випадку, за наявною інформацією про конкретного позичальника необхідно розпізнати його приналежність до одного з двох класів – клас надійного і ненадійного позичальника.

Кожна ознака в теорії розпізнавання представляється у вигляді координатної осі, а всю сукупність ознак розглядають як деякий простір, що називають ознаковим. Тоді конкретний об'єкт (позичальник), що володіє конкретними значеннями ознак, відображається точкою, а клас об'єктів (образів) – областю в ознаковому просторі.

В даний час відомо багато підходів до розпізнавання: побудова поверхонь, що розділяють класи, визначення мір близькості розпізнаваного об'єкту в просторі ознак до центрів класів або до "найближчих сусідів" з різних класів, використання критерію Байеса, при якому мінімізується середній ризик і т.д. [1,2]

Відомий принцип розпізнавання за включенням відображення усередину області [2]. Суть принципу полягає у тому, що простір ознак розбивається на області так, щоб усередину кожної з них входили точки, що відповідають зображенням одного класу (образу). В залежності від того, у яку область ознакового простору попадає розпізнаване зображення (об'єкт), роблять висновок про належність зображення відповідному класу. Основний недолік даного принципу полягає у складності моделювання класів. Звичайно границі області, що відповідають визначеному класу, описуються аналітично у вигляді рівнянь гіперповерхонь. При цьому часто викорисмтовують кусочно-лінійну апроксимацію площинами, що мають вигляд: $\sum_{i=1}^{m} a_i x_i - a_{m+1} = 0$, де x_i – ознаки, $i=\overline{1,m}$; a_i – коефіцієнти лінійного рівняння.

Про належність точки, що описує відображення, яке розпізнається, до визначеної області, судять за величиною і знаком її відхилення від межі області. Очевидно, що опис границь області у вигляді алгебраїчних рівнянь придатний тільки для безперервного простору. Крім того, зі збільшенням розмірності задачі розпізнавання зростає складність опису границь областей і зв'язана з ним складність алгоритму розпізнавання.

Розглянемо спрощений підхід до опису області. Звичайний опис моделі образів (областей), будується на основі матеріалу попереднього навчання. При навчанні, системі на розпізнавання пред'являється об'єкт, тобто вводяться його координати в ознаковому просторі, і вказується до якого образу (класу) він належить. Майже завжди крім конкретного значення безперервної координати можна вказати й інтервал в околиці цього значення, що не виходить за межі проекції областей образу на відповідну координатну вісь. Іншими словами, в околиці точки, що відповідає зображенню, можна виділити підобласть у вигляді m-мірного паралелепіпеду (на площині – прямокутника), де m – будь-яке ціле число.

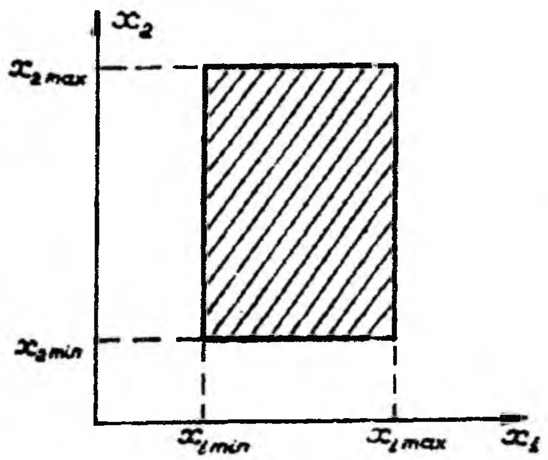


Рис.1 Латочна функція.

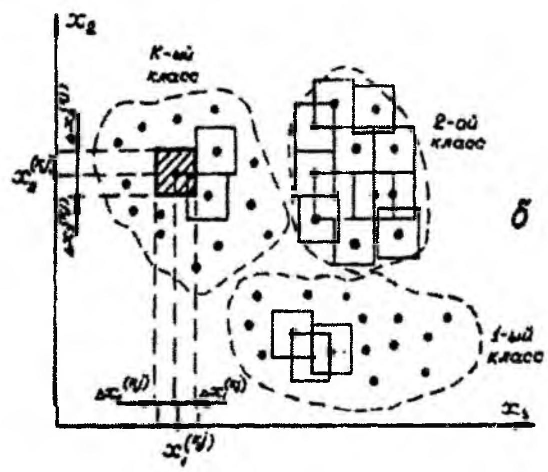


Рис.2 Покриття класів латочними функціями.

Ця підобласть на площині, що показана на рис.1, може бути описана за допомогою латочної функції [3].

$$P(x, x_{min} x_{max}) = \begin{cases} 1 \; \text{при} \; x_{i\,min} \le x_i \le x_{i\,max} \quad \text{для всіх} \; i=\overline{1,m}; \\ 0 \; \text{в інших випадках}; \end{cases}$$

де x – вектор ознак;

x_{min}, x_{max} – вектори верхньої і нижньої границі ознак (вектори параметрів функції).

Якщо деяка точка ознакового простору знаходиться усередині або на границі підобласті, то функція $P(x, x_{min}, x_{max})$ при підстановці до неї координат точки, приймає значення α. В іншому випадку вона дорівнює нулю.

На рис.2 представлені навчальні зображення у вигляді точок ознакового простору і показані підобласті в околиці кожної з них. Пунктирними замкнутими лініями зображені границі областей відповідних образів (класів).

Підобласть в околиці j-ої точки k-го класу може бути визначена латочною функцією:

$$P(x, x_{\min}^{(kj)}, x_{\max}^{(kj)}) = \begin{cases} a \text{ при } x_{i\min}^{(kj)} \le x_i \le x_{i\max}^{(kj)} \text{ для всіх } i = 1,2,K,m; \\ 0 \text{ в інших випадках} \end{cases}$$

Будемо називати таку функцію латочною функцією j-ої точки k-го класу. Для опису області кожного класу введемо функцію $F_k(x), k = 1,2,\ldots,n$, – поділяюча функція, яка більше нуля в точках, що належать до k-ої області і дорівнює нулю в інших точках. Доведено [3], при досить великій кількості навчальних точок n_k і відповідних параметрах латочних функцій цих точок, поділяюча функція k-го класу $F_k(x)$ може бути представлена з необхідною точністю сумою латочних функцій навчальних точок k-го класу, тобто $F_k(x) = \sum^{n_k} P(x, x_{\min}^{(kj)}, x_{\max}^{(kj)})$.

Таким чином, весь процес побудови моделі образу (класу) або, що теж саме, опис області в ознаковому просторі, що відповідає k-му класу, полягає в побудові латочних функцій навчальних точок k-го класу і простому підсумовуванні цих функцій.

При розпізнаванні, маючи сукупність функцій $F_k(x), k = 1,2,\ldots,n$, де n – загальне число класів, підставляють у вираження цих функцій координати l-ої розпізнавальної точки і відносять об'єкт до того класу, розділяюча функція якого $F_k(x^{(l)}) > 0$. Остання умова є вирішальним правилом, відповідно до якого здійснюється розпізнавання.

Розглянемо підхід до моделювання і розпізнавання класів за допомогою згортаючого ks-перетворення. В основі останнього лежить припущення, що вихідні дані можуть бути представлені дискретними числами. Це тим більше справедливо, що навіть змінні, які є за фізичною сутністю безперервними величинами завжди можуть бути дискретизовані без зниження їх інформативності в силу обмеженої точності вимірів.

Опускаючи усі викладення і пояснення, що докладно представлені в [3], розглянемо кінцеві формули прямого і зворотного ks-перетворення.

Нехай заданий вектор безперервних ознак $P=(p_1,p_2,p_3, \ldots p_i, \ldots p_n)$. Крім того, задані вектори границь діапазонів можливих значень ознак $P_{\min}=(p_{\min 1}, p_{\min 2}, p_{\min 3} \ldots p_{\min i}, \ldots p_{\min n})$, $P_{\max}=(p_{\max 1}, p_{\max 2}, p_{\max 3} \ldots p_{\max i}, \ldots p_{\max n})$, а також вектор числа піддіапазонів дискретизації $M=(m_1,m_2,m_3, \ldots m_i, \ldots m_n)$. На початковому етапі перетворення здійснюється перехід від безперервного вектора P до цілочислового вектору $J=(j_1,j_2,j_3, \ldots j_i, \ldots j_n)$, тобто $P \rightarrow J$. При цьому повні діапазони зміни ознак, що задаються векторами $P_{\min}$ і $P_{\max}$, розбиваються на рівновеликі піддіапазони дискретизації. Кількість цих піддіапазонів для всіх ознак задається вектором M. Безперервне значення p_i кожної ознаки замінюється порядковим номером піддіапазону в який воно попадає.

Пряме ks-перетворення: $KS = \sum_{i=1}^{n} j_i N^{n-i}$, де $N=\max(m_i+1)$ (1)

Зворотне ks-перетворення: $j_i = \mathrm{mod}\left(\left[\frac{ks}{N^{n-i}}\right], N\right)$ (2)

Тут квадратні дужки означають знаходження цілої частини числа, а mod – залишок від поділу першого елемента з двох, що знаходяться в круглих дужках, на другий.

Інший запис прямого ks-перетворення має вигляд:

$$ks=j_1n_2n_3 \ldots n_n + j_2n_3n_4 \ldots n_n + j_{n-1}n_n + j_n = \sum_{i=1}^{n-1}\left(j_i \prod_{j=j+1}^{m}\right) + j_n \text{ де } n_j=m_j+1,\ j=\overline{2,n}.$$

Відповідне зворотне перетворення: $j_i = \begin{cases} \mathrm{mod}\left[\dfrac{ks}{n_{i+1} n_{i+2} \ldots n_n}\right], при\ i = \overline{1,(n-1)} \\ \mathrm{mod}(ks, n_i) \end{cases}$

Будь-який безперервний вектор, що представляє значення ознак, може бути перетворений у цілочисловий, після чого згорнутий у скаляр.

Формування опису класів здійснюється на матеріалі навчання. Для цього береться множина навчальних ситуацій, клас яких відомий. Їх опис P дискретизується, тобто $P \to J$. Вектор J згортається в скаляр ks, що фіксується в масиві $M\alpha = (m\alpha_{kl})$, де $m\alpha_{kl}$ – згорнутий опис k-ої ситуації l-го класу.

Масив $M\alpha$ і є моделлю класу. У ньому представлені "зразки" опису об'єктів усіх класів. Розпізнавання класу за цією моделлю здійснюється у такий спосіб.

Нехай виникла ситуація $P = (p_1, p_2, p_3, \ldots p_i, \ldots p_n)$, клас якої потрібно розпізнати. Ситуація дискретизується $P \to J$ і згортається за виразом (1).

Далі, згорнутий опис по черзі порівнюється з елементами матриці $M\alpha$ для того, щоб відшукати співпадаючий з ним, а у випадку відсутності останнього - найбільш близький елемент. Припустимо, що таким елементом виявився $m\alpha_{ij}$. Тоді за розпізнаваний клас приймається номер стовпця (j) матриці $M\alpha$.

Пошук співпадаючих елементів не вимагає додаткових коментарів. При відсутності співпадаючого необхідно взяти найбільш "близький" елемент. Остання обставина припускає використання деякої метрики (міри близькості). За нею можна вживати манхеттенську відстань: $r_k^l = \sum_{i=1}^{n} |j_i - j_{il}^k| V_i$ де r_k^l – відстань від дискретного опису поточної ситуації J до k-го згорнутого опису l-го класу у матриці $M\alpha$; j_{il}^k – дискретне значення i-ї ознаки в k-ому описі l-го класу, $i = \overline{1,n}$. Його величину знаходять шляхом зворотного перетворення (2) елемента $m\alpha_{kl}$ матриці $M\alpha$; V_i – вагові коефіцієнти i-ої ознаки.

Розпізнавальний клас відповідає стовпцю матриці $M\alpha$, для якого ця відстань мінімальна. $l_{расп} \quad \min_{k,l}(r_k^l)$, де $l_{расп}$ – номер розпізнавального класу, – знак відповідності.

Перейдемо до розпізнавання класу позичальника за допомогою нейроних мереж [4,5]. Розглянемо повнозв'язну мережу прямого поширення. Її структура і параметри досить повно відображаються синоптичною матрицею W; матрицею функцій активації F, матрицею граничних рівнів θ, а стан – матрицею входів нейронів X и вектором виходу мережі Y.

Синоптична матриця є тримірною і у загальному вигляді може бути представлена як $W = (((\omega_{ijl}, i = \overline{1, N_{l-1}}), j = \overline{1, N_l}), l = \overline{1, L})$, де L – число шарів нейроної мережі; N_l – число нейронів у l-ому шарі; N_{l-1} - число нейронів у попередньому (l-1)-ому шару, тобто число входів кожного нейрона l-го шару.

Суворо кажучи про тримірну матрицю можна говорити лише припускаючи однакове число нейронів нейронів у всіх шарах. При різних числах друга розмірність, що відповідає j, для кожного шару буде своя. Розмір за j для всієї матриці W можна встановити по шару з максимальною кількістю нейронів, а відсутні елементи в інших шарах представити в матриці нулями.

Тримірну матрицю можна розглядати як "вектор" двомірних матриць $W = (W_1 W_2 \ldots W_l \ldots W_L)$

Кожному шару відповідає своя двомірна матриця.

$$W_1=\begin{pmatrix}\omega_{11} & \dots & \omega_{j1} & \dots\omega_{N_1 1}\\ \omega_{211} & \dots & \omega_{2j1} & \dots\omega_{2N_1 1}\\ \dots & \dots & \dots & \dots\ \dots\\ \omega_{N_0 11} & \dots & \omega_{N_0 j1} & \dots\omega_{N_0 N_1 1}\end{pmatrix},\ W_2=\begin{pmatrix}\omega_{112} & \dots & \omega_{1j2} & \dots\omega_{1N_2 2}\\ \omega_{212} & \dots & \omega_{2j2} & \dots\omega_{2N_2 2}\\ \dots & \dots & \dots & \dots\ \dots\\ \omega_{N_0 12} & \dots & \omega_{N_0 j2} & \dots\omega_{N_0 N_2 2}\end{pmatrix},\ W_2=\begin{pmatrix}\omega_{1L} & \dots & \omega_{jL} & \dots\omega_{N_L L}\\ \omega_{2L} & \dots & \omega_{2jL} & \dots\omega_{2N_L L}\\ \dots & \dots & \dots & \dots\ \dots\\ \omega_{N_0 1L} & \dots & \omega_{N_0 jL} & \dots\omega_{N_0 N_L L}\end{pmatrix}.$$

Тут N_0 – число елементів у вхідному шарі.

Для кожного елемента мережі повинен бути заданий вид функції активації. Звичайно для всіх нейронів конкретної мережі вибирається один вид. Але в загальному випадку можна розглядати різні види для різних нейронів. Тоді необхідно мати двомірну матрицю функцій активації. $F=((F_{jl}, j=\overline{1,N_l}), l=\overline{1,L})$. Вона представляється "вектором" стовпців, кожному з яких відповідає свій шар $F=(F_l, l=\overline{1,L})$.

Аналогічним чином задамо граничні рівні нейронів $\theta=((\theta_{jl}, j=\overline{1,N_l}), l=\overline{1,L})$; $\theta=(\theta_l, l=\overline{1,L})$.

Входи нейронів відобразимо тримірною матрицею X, за структурою подібною до синоптичної матриці W. $X=(((x_{ijl}, i=\overline{1,N_{l-1}}), j=\overline{1,N_l}), l=\overline{1,L})$ $X=(X_l, l=\overline{1,L})$.

Окремо розглянемо вектор входу мережі X_0, що відповідає вхідному (нульовому) шару. Будемо вважати, що елементи цього шару є лінійними повторювачами вхідних сигналів із синоптичною вагою $\omega_{1j0}=1, j=\overline{1,N_0}$. Тому вихід нульового шару, а отже вхід у перший шар, дорівнює входу в мережу $x_{j0}=x_{1j1}, j=\overline{1,N_0}$. Тоді $X_0=(x_{ij1}, j=\overline{1,N_0})=(x_{j0}, j=\overline{1,N_0})$.

Вектор виходу мережі $Y=(y_l, l=\overline{1,N_L})$.

Виходи нейронів представимо матрицею $\hat{Y}=((\hat{y}_{jl}, j=\overline{1,N_l}), l=\overline{1,L})$.

Зазначимо, що входи нейронів кожного шару є лінійними комбінаціями виходів нейронів попереднього шару. З урахуванням цього, функцію активації j-го нейрону l-го шару представимо у вигляді $\hat{Y}_{jl}=F_{jl}\left(\sum_{i=1}^{N_{l-1}} x_{ijl} * \omega_{ijl} - \theta_{jl}\right)$.

Формула, що пов'язує вихід мережі з його входом у векторній формі має вигляд $Y=F_l(W_L^T F_{L-1}(W_{L-1}^T F_{L-2}(W_{L-2}^T \dots F_2(W_2^T F_1(W_1^T * X_0-\theta_1)-\theta_2)-\dots-\theta_{L-2})-\theta_{L-1})-\theta_L)$.

Для порівняння ефективності наведених методів розглянемо результати рішення задачі визначення кредитоспроможності приватного позичальника за допомогою скорінгової моделі німецького банку, розпізнавання з використанням латочних функцій та розпізнавання за нейроною мережею. Для рішення було використано дані за 2200 виданими кредитами за 2002–2003 р.р. у Дніпропетровській області. Результати рішення наведено у табл. 1

З табл.1 витікає, що підхід до рішення задачі визначення кредитоспроможності приватного позичальника, як задачі розпізнавання образів, дає більш надійний результат. Так, результати рішення з використанням латочних функцій та нейроної мережі значно кращі, (особливо при розпізнаванні об'єктів 2 класу). Слід зазначити, що дані, використані для побудови моделей, - неоднорідні, так кількість статистичних образів 1-го класу – 0,982%, а 2-го класу – 0,018% від загальної кількості. За такої малої кількості об'єктів 2-го класу не було можливим більш точно навчити нейрону мережу.

Таблиця 1

Порівняння рішень, що досягнуті різними методами

Показник	Скорінгова модель німецького банку(%)	Латочні функції (%)	Нейрона мережа (%)
Вірний прогноз	86,48%	88,4%	94,2%
Невпевнено	0%	0%	0,47%
Не вірний прогноз	13,52%	11,6%	5,32%
Клас 1 Вірний прогноз	88,056%	89,55%	94,88%
Клас 1 Невпевнено	0%	0%	0,47%
Клас 1 Не вірний прогноз	11,95%	10,44%	4,63%
Клас 2 вірний прогноз	0%	64,34	58,33%
Клас 2 Невпевнено	0%	0%	0%,
Клас 2 Не вірний прогноз	100%	35,66%	41,66

На думку авторів, найбільш надійними можуть бути автоматизовані системи підтримки прийняття рішень кредитування, побудовані як системи розпізнавання образів з використанням нейромережевих моделей.

Література

1. Горелик А.Л., Гуревич И.Б., Скрипкин В.А.. Современное состояние проблемы распознавания. – М., 1985. – 160 С.
2. Васильев В.И., Распознающие системы. – К.: Наукова думка 1969. – 292 С.
3. Воронов В.А. Многоуровневая оптимизация процессов обогащения. – М., 1991. – 154 С.
4. Галушкин А.И., Теория нейронных сетей. – М.: Издательство журнала "Радиотехника",2000.–370 С.
5. Бэстэнс Д.-Э., Ванден Берг В.–М.: Нейронные сети и финансовые рынки.–М., ТВП, 1997. – 236 С.

Рекомендовано до публікації д.е.н., проф. Ковальчуком К.Ф. 19.05.04

Надійшла до редакції 04.05.04