

УДК 004.8.032.26; 517.9

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ КЛАСИФІКАТОР
ПЛАТОСПРОМОЖНОСТІ КЛІЄНТІВ БАНКУ**

Альошин С.П., к.т.н., доцент, **Гаврютіна А.Д.**, магістрантка,
Гайган О.М., старший викладач
*Національний університет
«Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», м. Полтава*

Мета банківських операцій кредитування досягається мінімізацією кредитних ризиків при максимальному обороті кредитного активу [1,2]. Важливим етапом ухвалення рішення про кредитування є оцінка платоспроможності позичальника. Основні маркери, які об'єктивно характеризують фінансовий стан позичальника (платоспроможність, фінансова стабільність, рентабельність, грошові потоки, коефіцієнт забезпечення кредиту) розкриваються кількісними показниками [2]. Розрахувавши всі потрібні показники, визначають суму балів (таблиця відповідності значень коефіцієнтів балам). При цьому виникає проблема одночасного аналізу значного масиву даних (показники, коефіцієнти, бали тощо) експертним шляхом в умовах часових обмежень. У цьому випадку логічна, доцільна й економічна інтелектуальна обробка даних у нейромережевому форматі [3,4].

Мета – розробити технологію ефективної оцінки платоспроможності клієнтів банку при інтелектуальній підтримці ухвалення рішення на основі синтезу моделі нейромережевого класифікатора із примусовим навчанням на множині предметних ознак, що описують класи позичальників за результатами ретроспективних прецедентів й аналітичних висновків експертів. Це дозволить залучити максимально можливе число інформативних факторів зі збереженням надійності й оперативності прийнятих рішень.

Основний матеріал. Зв'язок класів (рівень платоспроможності) з набором їхніх ознак, що описують, формалізується у вигляді:

$$|y^k| = f(|x^n|), \text{ де} \quad (1)$$

$Y \subset \mathfrak{R}^k$, $X \subset \mathfrak{R}^L$, $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$, f – способи перетворення ознак та визначення класів, Y – набір класів платоспроможності, L – розмірність ознак у просторах $1, 2, \dots, n$, k – число класів.

З урахуванням того, що предметний фахівець (експерт) за умовою завдання описав класи платоспроможності (А,В,С) мовою їхніх інформативних ознак, задача зводиться до класичного розпізнавання образів, а інструмент реалізації – синтезована штучна нейронна мережа [3].

Завдання нейромережевої оцінки платоспроможності можна сформулювати так: оптимізувати функціонал процесу розпізнавання поточного стану платоспроможності суб'єкта:

$$G[F(\omega, \{\omega_g\})] \Rightarrow \max, \quad (2)$$

де $[F(\omega, \{\omega_g\})]$ – правило віднесення платоспроможності суб'єкта до відповідного класу; множина суб'єктів у класі – $\{\omega\}$. Тоді згідно правила оцінки правдоподібності при перевірці гіпотез клієнт належить до класу $\omega_g \in \Omega_k$, якщо $[F(\omega, \{\omega_g\})] \Rightarrow \max$.

Реалізуємо це правило за допомогою моделей нейронних мереж прямого поширення сигналу із примусовим навчанням і методом зворотного поширення помилки[3].

Розрахувавши потрібні коефіцієнти, і з урахуванням суми набраних балів по оцінці фінансового стану визначається клас позичальника (табл.1) [1,2].

Таблиця 1. Визначення класу позичальника

Клас	Бали	Питома вага, %
«А» – фінансова діяльність позичальника дуже гарна	вище 92	70 – 100
«В» – фінансова діяльність задовільна	46 – 92	35 – 70
«С» – фінансова діяльність незадовільна	менше 46	менше 35

Аналітичний зв'язок інформативних факторів із класом платоспроможності встановимо, опираючись на теорему Хехт-Нільсена про подання функції декількох змінних в нейромережевому форматі:

$$y(x) = \alpha \sum_{i=1}^H v_i (w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{in}x_n + u_i), \quad (3)$$

де H – потужність навчальної вибірки, α, v – параметри нейромережі, n – кількість нейронів, $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$ – вагові коефіцієнти нейронів.

Далі заповнюємо прикладами таблицю вхідних даних, вибираємо тип, архітектуру мережі, метод навчання й початкові установки. Навчаємо мережу, домагаємося необхідної адекватності моделі за значеннями продуктивності й помилками на навчальних і тестових множинах. Здійснюємо верифікацію результату перевіркою працездатності й ефективності синтезованої моделі на прикладах з тестової вибірки[4].

Експериментальне моделювання показало стійку збіжність процесу модифікації синаптичної множини до мінімальних помилок навчання. Зафіксовано чутливість продуктивності мережі до варіацій структурою, методом навчання мережі, розмірності вхідного вектора факторів, потужності навчальної вибірки.

Висновки. Принциповий розв'язок завдання інтелектуальної класифікації платоспроможності клієнтів банку доведено до рівня синтезу нейромережевої моделі в межах заданих вимог продуктивності й точності. Завдання розв'язане на платформі доступного класичного пакета технічного аналізу даних і не вимагає додаткових матеріальних і фінансових витрат.

Література

1. Ковалев В.А. О кредитоспособности заемщика // Деньги и кредит. 2008. №1. С. 56 – 60.
2. Миколай М.П. Система оценки кредитоспособности заемщика. – М.: Аскери-асса, 2007.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – [2-е изд.]; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
4. Алёшин С.П. Нейросетевой базис поддержки решений в пространстве факторов и состояний высокой размерности: [монография]. –Полтава: издательство «Скайтек», 2013. – 208 с.

УДК 65.011.56

ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ У ПРОЦЕСІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Гавриленко В.В., д.ф-м.н., професор, Нефьодова А.О., аспірант
Національний транспортний університет, м. Київ

Для цілеспрямованої та ефективної діяльності як окремого фахівця, так і підприємства в цілому, важливим є процес прийняття рішень. За сучасних умов та тенденцій цей процес значно ускладнився та потребує формалізації. Ризики, пов'язані з обранням стратегії на напрямку діяльності, дуже високі, а наслідки можуть бути катастрофічними.

Головним засобом дослідження складних процесів і систем є математичне моделювання, що дозволяє одержати розумний опис економічної системи та отримати прогноз розвитку ситуації. Серед існуючих видів математичних моделей можна виділити імітаційні, або комп'ютерні моделі. Вони дозволяють відтворити складну структуру та особливості функціонування об'єкту – оригіналу та орієнтуватися на отримання знань стосовно прототипу внаслідок проведення цілеспрямованих експериментів.

Важливим процесом дослідження та побудови моделей визначено одержання необхідної та коректної інформації для подальшого комплексного використання; визначення залежностей між параметрами стану та управління; визначення мети оптимізації та оцінка впливу.

Перевірка моделі передбачає відповідність моделі реальній ситуації, що здійснюється шляхом співставлення минулих результатів та дій, прийнятих управлінських рішень, з отриманими даними. Як результат, при використанні комп'ютерних моделей прийняття рішень, отримуємо сукупність альтернатив та можливість реалізації декількох варіантів дій, без прямого впливу на підприємство.