

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ОЦІНКИ ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА

Володимир Месюра, Валентина Іваценко

Вінницький національний технічний університет

Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, 21021, Україна. Тел.: (0432) 43-78-80, E-Mail: vimes@vstu.edu.ua

Abstract

It is developed the method allows to use such property of neuron networks, as training for analysis of corporate financial state. Unlike existent models, the developed one is a steady in time. It is offered the method which provides stability of model. It is possible by tuning the system of fuzzy logic conclusion by the way of training neuron-fuzzy network by the algorithm of "error back propagation".

The carried out experiments shown the high precision of national companies bankruptcy forecast with usage of developed model.

Вступ

Оцінка фінансового стану будь-якого підприємства є невід'ємною частиною його нормального функціонування. Правильна оцінка фінансової стійкості підприємства необхідна для його керівників, партнерів, кредиторів, державних органів, конкуренції та інвесторів. Адже перед інвестуванням грошей в акції різних компаній або перед їхнім кредитуванням, важливо провести аналіз фінансової стійкості цих підприємств, визначити надійність даних вкладів, ймовірність повернення коштів. [1]

В напрямку розробки моделей оцінки фінансового стану та діагностики банкрутства підприємств для різних країн розроблено значну кількість дискримінантних багатофакторних моделей, наприклад, Альтмана для США, Таффлера і Тісшоу для Великобританії, Беєрмана для Німеччини, Давидової та Белікова для Росії, Терещенка для України та багато інших [2-7].

Проте, проведені дослідження точності прогнозування банкрутства українських підприємств із використанням ряду зазначених моделей, виявило занадто низьку їхню здатність до оцінки реального фінансового стану та передбачення банкрутств українських компаній (див. п. "Проведення експериментів та аналіз їх результатів"). Це зумовлює необхідність розробки нової моделі для діагностики банкрутства підприємства, яка була б стійкою у часі та враховувала специфіку сучасної української економіки.

Побудова нейро-нечіткої мережі

Представимо лінгвістичну інформацію про підприємство у вигляді спеціальної конструкції, яка називається нейро-нечіткою мережею і яка є ізоморфною нечіткій базі знань про даний об'єкт. [8]

На рис. 1 представлена структура нейро-нечіткої мережі, а функції її вузлів (аналогів нейронів у звичайній мережі).

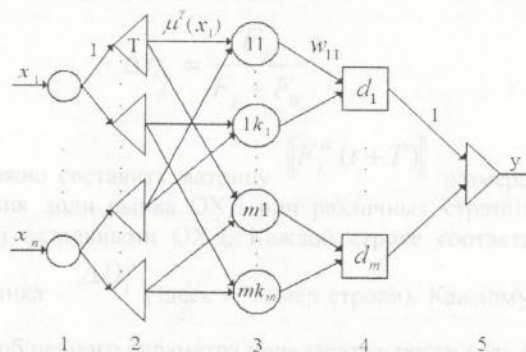


Рисунок 1 – Структура нейро-нечіткої мережі

Як можна побачити з рисунка 1, нейро-нечітка мережа завжди має п'ять шарів:

- шар 1 - входи об'єкту ідентифікації;
- шар 2 - нечіткі -терми, які використовуються в нечіткій базі знань, що описує досліджуваний об'єкт;
- шар 3 - рядки-кон'юнкції (нечіткі правила) нечіткої бази знань досліджуваного об'єкту;
- шар 4 - класи вихідної змінної d_j , $j = \overline{1, m}$, що об'єднують нечіткі правила;

шар 5 - блок дефаззифікації, тобто перетворення результатів нечіткого логічного висновку в чітке число.

Таким чином, одержано структуру, яка втілює в собі нечітку базу знань про об'єкт ідентифікації, побудовану експертним шляхом або методом отримання знань, (що відповідає етапу грубої настройки), а також механізми нечіткого логічного висновку. Проте головним призначенням даної структури є саме тонка настройка одержаної бази знань, і в даному випадку ця проблема розв'язується шляхом вживання застосування механізмів навчання нейронних мереж.

Навчання нейро-нечіткої мережі

Процес навчання нейро-нечіткої мережі аналогічний процедурі навчання традиційних нейронних мереж за правилом «error back-propagation», згідно з яким алгоритм навчання складається з двох фаз - прямого і зворотного ходу. Опишемо ці фази для нейро-нечіткої мережі з урахуванням відповідних особливостей і співвідношень.

Алгоритм прямого ходу

КРОК 1. Подати на входи мережі значення вхідних величин.

КРОК 2. Обчислити ступені належності значень вхідних величин лінгвістичним термам по формулі

1:

$$\mu^{jp}(X_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{X_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right)^2}, \quad j = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}, p = k_j, \quad (1)$$

де $\mu^{jp}(X_i)$ - функція належності вхідної змінної X_i до лінгвістичного терму a_i^{jp} ;

b_i^{jp}, c_i^{jp} - параметри настройки функцій належності.

КРОК 3. Обчислити ступені належності значення вихідної величини до відповідних класів по формулі (2) (нечіткий логічний висновок) з урахуванням особливостей, наведених табл. 1.

$$\mu^{dj}(Y) = \max_{p=1, k_j} \left\{ w_{jp} \min_{i=1, n} [\mu^{jp}(X_i)] \right\}, \quad j = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}, p = k_j, \quad (2)$$

де $\mu^{dj}(Y)$ - функція належності вихідної змінної Y до класу d_j .

КРОК 4. Обчислити модельне значення вихідної величини у шляхом

дефаззифікації (формула (3)).

$$y = \frac{y \mu^{d_1}(y) + y_1 \mu^{d_2}(y) + K + y_{m-1} \mu^{d_m}(y)}{\mu^{d_1}(y) + \mu^{d_2}(y) + K + \mu^{d_m}(y)}, \quad (3)$$

КРОК 5. Розрахувати помилку мережі:

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2} (\hat{F}_t - Y_t)^2, \quad (4)$$

де \hat{F} і Y - відповідно модельне і експериментальне значення виходу об'єкта на t -му кроці навчання.

КІНЕЦЬ АЛГОРИТМУ.

Алгоритм зворотного ходу

КРОК 1. Із використанням співвідношення (2) розрахувати значення функцій належності виходу об'єкта для різних термів $\mu^{dj}(Y)$, $j = \overline{1, m}$, що відповідає заданій архітектурі мережі. В якості рішення Y обирається той терм d_j , функція належності якого є найбільшою.

КРОК 2. Обчислити значення похибки моделі ε_l (4) та за співвідношеннями (5) – (8) перерахувати ваги правил та параметрів всіх функцій належності нечіткої моделі.

$$w_{jp}(t+1) = w_{jp}(t) - \eta v_{jp}, \quad j = \overline{1, m}, \quad p = k_j, \quad (5)$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta \frac{2v_{jp} c_i^{jp} (X_i - b_i^{jp})^2}{\mu^{jp}(X_i) \left((c_i^{jp})^2 + (X_i - b_i^{jp})^2 \right)^2},$$

$$j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad p = k_j. \quad (6)$$

Весуи

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{2v_{jp} (c_i^{jp})^2 (X_i - b_i^{jp})}{\mu^{jp}(X_i) \left((c_i^{jp})^2 + (X_i - b_i^{jp})^2 \right)^2},$$

$$j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad p = k_j. \quad (7)$$

де

$$v_{jp} = w_{jp} \frac{\bar{d}_j \sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(Y) - \sum_{l=1}^m \bar{d}_l \mu^{d_l}(Y)}{\left(\sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(Y) \right)^2} \sum_{l=1}^m \left[\mu^{Y_l}(d_l) - \mu^{f_l}(d_l) \right] \prod_{j=1}^n \mu^{jp}(X_l),$$

$$j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad p = k_j. \quad (8)$$

l - номер кроку ітерації;

η - параметр, що характеризує швидкість навчання.

КІНЕЦЬ АЛГОРИТМУ. [9]

Проведення експериментів та аналіз їх результатів

Для проведення аналізу ризику банкрутства із використанням розроблених раніше підходів та побудови власної моделі оцінки імовірності банкрутства було сформовано базу даних із 20 фінансових звітів (форма 1 та форма 2) нормально функціонуючих підприємств України та 20 звітів підприємств-банкрутів, взятих за деякий час до початку процедури банкрутства та їх фактичної ліквідації.

Аналіз застосування даної моделі для передбачення можливості банкрутства підприємств показав такі результати. Точність передбачення банкрутства компаній склала 85.4%, точність класифікації фінансово-стійких підприємств дорівнює 69.1%, що в середньому за всією групою аналізованих підприємств склало 77.25% правильних результатів класифікації.

Результати точності передбачення банкрутства із використанням розробленої авторами моделі значно перевищили показники, що виявили інші моделі діагностики банкрутства підприємства при перевірці на наявній статистиці. Так, модель Альтмана правильно діагностувала можливе банкрутство у 54.1% випадків при 54.5% точності класифікації фінансово-стійких підприємств, що в цілому за всією групою аналізованих підприємств склало 54.3% правильних результатів класифікації.

Модель Давидової-Белікова [3], що була розроблена для російських компаній, показала дуже високий рівень розпізнання фінансово-стійких підприємств – 90.9%, проте, абсолютно неприпустимий рівень передбачення банкрутства – 21.6%. Відсоток точності класифікації серед усіх аналізованих підприємств дорівнює 54.3% при 2.9% компаній із нерозпізнаними фінансовими станами.

Модель Терешенка [4, 5], розроблена для українських компаній, не була здатна ідентифікувати фінансовий стан у 51.4% аналізованих підприємств, хоча всі показники були попередньо оброблені

згідно зі встановленими рекомендаціями. В такому випадку немає сенсу говорити про точність класифікації для усієї множини аналізованих компаній. Проведемо розрахунки лише для тих підприємств, що взагалі були певним чином розпізнані. Так, серед компаній, стан яких був класифікований як фінансово-стійкий, помилок в ідентифікації зроблено не було. Проте, серед ідентифікованих підприємств, яким загрожує банкрутство, точність класифікації склала 15.4%. Якщо же врахувати й підприємства із нерозпізнаним станом, точність класифікації підприємств-банкрутів зменшується до 5.4%. Таким чином, точність класифікації серед ідентифікованих підприємств дорівнює 67.6%, а якщо брати для усієї множини аналізованих підприємств, то точність класифікації падає до 32.9%.

Висновки

У роботі розроблено метод, що дозволяє використовувати таку головну властивість нейронних мереж, як навчання для оцінки фінансового стану підприємства. В ході роботи було побудовано нейро-нечітку мережу, яка є ізоморфною нечіткій базі знань про даний об'єкт. Для вирішення задачі навчання побудованої мережі було запропоновано підхід, що полягає у настройці таких параметрів нечіткої системи, як вагові коефіцієнти правил бази знань, а також два параметра гаусових функцій належності: координата максимуму та коефіцієнт стиснення-розтягування функції належності. Завдяки механізму навчання, розроблена модель є стійкою у часі.

Із використанням побудованої моделі оцінки імовірності банкрутства, а також моделей Алтмана, Давидової-Белікова та Терещенко, був проведений ряд експериментів з метою оцінки ефективності даних моделей для передбачення можливості банкрутства українських підприємств, використовуючи статистичні дані з фінансових звітів фінансово-стійких підприємств та підприємств-банкрутів. Аналіз результатів проведених експериментів дозволив виявити значну невідповідність розроблених раніше дискримінантних моделей умовам української економіки та показав достатньо високу точність передбачення банкрутства вітчизняних підприємств із використанням розробленої моделі.

Продовженням цієї роботи може бути розробка методів добування нечітких баз знань та їх тонкої настройки на основі виборок експериментальних даних, які містять нечіткі (розмиті) значення входів і виходів.

Література:

- [1] Мозенков О.П. Банкрутство і санація підприємства і практика кризового управління – Харків: "Просвіта", 2001 - 270 с.
- [2] Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // The Journal of Finance, 1968.– No. 4.– P. 589-609.
- [3] Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // Управление риском, 1999.– № 3.– С. 13-20.
- [4] Терещенко О.О. Антикризове фінансове управління на підприємстві.– К.: КНЕУ, 2004.– 268 с.
- [5] Терещенко О. Дискримінантний аналіз в оцінці кредитоспроможності підприємства // Вісник НБУ.– 2003.– №6 (88).– С. 24-27.
- [6] Недосекин А.О. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций.– СПб.: Типография «Сезам», 2002.– 181с.
- [7] Островська О. А. Застосування інтегрованих показників у вітчизняній аналітичній практиці // Фінанси, облік і аудит.– 2005.– Вип. 6.– С. 106-113.
- [8] Митюшкин Ю.И., Мокин Б.И., Ротштейн А.П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний. Монография. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2002. – 145 с.
- [9] Суровцев И.С., Клюкин В.И., Пивоварова Р.П. Нейронные сети –Воронеж: ВГУ, 1994 – 224 с.