

УДК 519.865.7

В.Б. Середюк, Чернів. торгів-економ. ін.-т  
КНТЕУ

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ТА НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКА (ФІЗИЧНОЇ ОСОБИ)

*В.Б. Середюк.* **Застосування нейромережі та нечіткої моделі для визначення кредитоспроможності позичальника (фізичної особи).** У даній статті описано побудову нейромережі та нечіткої моделі для аналізу надійності позичальника. Побудована нейромережа призначена для прогнозування дотримання позичальником графіку платежів по кредиту протягом всього терміну кредитування. Нечітка модель — для визначення класу надійності позичальника (фізичної особи). Також, в статті представлено результати дослідження роботи спроектованих моделей, проаналізовано достовірність одержаних результатів, шляхом їх порівняння з фактичними даними та визначено основні ознаки “надійних” та “ненадійних” позичальників.

**Ключові слова:** нейромережа; нечітка модель; кредитоспроможність; клас надійності; база знань; фазифікація; дефазифікація.

*В.Б. Середюк.* **Применение нейросети и нечеткой модели для определения кредитоспособности заемщика (физического лица).** В данной статье описывается построение нейросети и нечеткой модели для анализа надежности заемщика. Построена нейросеть предназначена для прогнозирования соблюдения заемщиком графика платежей по кредиту в течение всего срока кредитования. Нечеткая модель — для определения класса надежности заемщика (физического лица). Также, в статье представлены результаты исследования работы спроектированных моделей, проанализирована достоверность полученных результатов, путем их сравнения с фактическими данными и определены основные признаки “надежных” и “ненадежных” заемщиков.

**Ключевые слова:** нейросеть; нечеткая модель; кредитоспособность; класс надежности; база знаний; фазификация; дефазификация.

*V.B. Seredyuk.* **Application of neural networks and fuzzy models to determine the creditworthiness of the borrower (an individual).** This article describes the construction of neural networks and fuzzy models to analyze the reliability of the borrower. The constructed neural network is designed to predict the compliance by the borrower with the loan payment schedule for the entire loan period. Fuzzy model — to determine the reliability of a class of borrower (an individual). Also, the article presents the results of researching the work of the designed models. The reliability of the results is analyzed by comparing them with actual data, and the main features of “reliable” and “unreliable” borrowers are determined.

**Key words:** neural network; fuzzy model; creditworthiness; reliability class; knowledge base; fuzzification; defuzzification.

Недосконалість, нечіткість, а іноді навіть суперечливість статистичної інформації, якою володіє кредитний експерт, проводячи аналіз фінансового стану позичальника, досить часто призводить до одержання помилкових кінцевих результатів. Більшість моделей, які використовують комерційні банки на етапі аналізу кредитоспроможності позичальника є лінійними по своїй природі, а тому адекватність їх роботи повністю залежить від якості вхідної інформації [1].

Метою даної статті є побудова нейромережі та нечіткої моделі та дослідження результатів їхньої роботи на етапі аналізу кредитоспроможності позичальника (фізичної особи).

Інструментарій нечіткої логіки, який покладений в основу роботи даних моделей, дає можливість виявляти складні нелінійні залежності між кількісними та якісними показниками, що на відміну від лінійних моделей, здатне підвищити адекватність одержаних результатів.

Для прогнозування додержання позичальником встановленого графіка платежів, нами

побудована синхронна багатошарова нейронна мережа без зворотного зв'язку із двома прихованими шарами. В якості алгоритму навчання використано Back-Propagation. В даному алгоритмі обчислюється вектор градієнта поверхні помилок, який вказує напрям найкоротшого шляху по поверхні з даного вузла, при якому структура мережі задається апіорно, а мережа навчається шляхом налаштування матриці зв'язків між нейронами.

Обчислення значень вагових коефіцієнтів проводилось шляхом вирішенні нейромережею задач, в яких потрібна відповідь визначалась не за правилами, а за допомогою прикладів, згрупованих в навчальну множину.

При зміні значень вагових коефіцієнтів між нейронами, крім поточної зміни ваги додано вектор зміщення, який визначається на попередньому кроці (1), тим самим, враховуючи попередній імпульс руху [2].

$$\Delta W_{ij}(t+1) = \mu \cdot \Delta W_{ij}(t) - (1 - \mu) \varepsilon \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}, \quad (1)$$

де  $\mu$ — число в інтервалі (0;1), яке задається користувачем.

Вихідною змінною даної мережі є змінна “Фактичне погашення”, яка вказує на дотримання позичальником встановленого графіку платежів та може приймати одне з п'яти значень:

- позичальник повністю виконав свої зобов'язання та вчасно погасив кредит;
- кредит погашений в повному обсязі але був раз чи декілька разів пролонгований. Загальний термін пролонгації не перевищував 90 днів;
- кредит погашений в повному обсязі але позичальник систематично порушував графік платежів. Загальний термін пролонгації перевищив 90 днів;
- кредит був переведений у розряд проблемних. Клієнт частково не погасив кредит;
- кредит був переведений у розряд безнадійних. Позичальник не погасив кредит.

В результаті проведених експериментів, застосовуючи розроблену нейромережу, нами було визначено, що надійним позичальником можна вважати фізичну особу з вищою або середньо-спеціальною освітою, що взяла кредит обсягом до 80 000 грн., має у власності квартиру та/або транспортний засіб, а різниця між середньомісячним доходами та витратами сім'ї не менше 4 500 грн., кредитна історія бездоганна, або відсутня.

В свою чергу — ненадійним позичальником є фізична особа, яка взяла середній або великий за обсягом кредит (понад 80 000 грн.), без вищої освіти, може мати у власності квартиру та/або транспортний засіб, різниця між середньомісячним доходом та витратами сім'ї не перевищує 3 600 грн. та з негативною, або знову ж таки відсутньою кредитною історією.

Позичальники, які взяли кредит обсягом до 20 000 грн. на споживчі цілі, повністю розрахувались по своїм зобов'язанням. Це дозволяє стверджувати, що залучення позичальників шляхом видачі кредитних карток, ліміт яких не перевищує 20 000 грн., дасть можливість розширити кредитний портфель комерційного банку у сфері кредитування фізичних осіб, не збільшуючи при цьому величину кредитного ризику.

Оскільки досить багато потенційних позичальників одержують неофіційний дохід, то при оцінці їх надійності особливу увагу слід звертати саме на якісну їх характеристику, зокрема на їхню кредитну історію. Зважаючи на це, найважче аналізувати потенційного позичальника, який раніше не кредитувався.

Суттєвою перевагою розробленої моделі є встановлення зв'язків між вхідними та вихідною змінними, які на перший погляд є неявними та по своїй природі — нелінійними.

Недоліком даного дослідження та аналізу кредитних ризиків в цілому, є відсутність інформації про позичальників, яким було відмовлено у видачі кредиту. Адже, як наслідок, не має можливості дізнатись, чи повернув би такий позичальник виданий йому кредит вчасно, чи все ж таки його було б переведено до групи проблемних, або безнадійних.

Допустима величина похибки, одержана під час дослідження роботи нейромережі, свідчить про адекватність та можливість її застосування в діяльності вітчизняних фінансово-кредитних установ у сфері кредитування фізичних осіб.

Процес оцінки кредитоспроможності потенційного позичальника, кінцевим результатом якого є визначення класу його надійності, займає досить багато часу та вимагає від кредитного експерта високої професійної підготовки, високих особистих моральних якостей та досвіду роботи.

Для зменшення часу, який затрачається на обробку однієї заявки та зниження впливу суб'єктивності думки кредитного експерта на кінцевий результат, нами розроблена нечітка модель, результати роботи якої представлено в даній статті.

Значення кінцевої змінної — “Клас надійності позичальника”, залежить від значень чотирьох кількісних та двох якісних вхідних змінних, які визначені за допомогою нейромережі. Значення даних змінних дозволяє оцінити фінансовий стан позичальника (фізичної особи).

Для кожної з вхідних та вихідної змінних задано відповідну терм-множину.

Крім ідентифікації та опису вхідних змінних, паралельно проводився процес фазифікації. Кожному терму ( $T$ ), що належить вхідній змінній ( $x$ ), присвоєно відповідну функцію належності  $\mu_j(x_i)$ , тип якої визначався в залежності від характеру зміни значень, які належать кожному з термів на основі звичайних (не нечітких) початкових даних (2).

$$T_{x_i, \mu_j} = \int_{\underline{x_i}}^{\overline{x_i}} \mu_j(x_i) / x, \quad x_i \in [x_i, \overline{x_i}], \quad (2)$$

де  $\underline{x_i}$  та  $\overline{x_i}$  — це ліва та права границя діапазону значень нечіткої змінної  $x_i$  [3].

Після завершення етапу фазифікації, по кожному із лінгвістичних термів вхідних змінних, визначено значення функцій належності, які в подальшому використовувались при побудові підумов бази правил системи нечіткого виводу Мамдані. Даний метод доцільно використовувати при застосуванні методу логічної диз'юнкції, який являє собою бінарну логічну операцію, результатом виконання якої є нечітке висловлювання, яке приймає значення одного із тверджень, значення функції належності якого є максимальним (3) [4].

$$Y = \arg \max_{\{d_1, d_2, \dots, d_m\}} \left[ \mu^{d_j}(x_1, x_2, \dots, x_6) \right] \quad (3)$$

Вибір на користь системи нечіткого виводу Мамдані пояснюється легкістю інтерпретації функцій належності за допомогою лінгвістичних змінних, що є досить складним процесом при використанні моделі типу Сугено.

Наступним етапом при побудові нечіткої моделі — формування бази правил системи нечіткого виводу, або формування системи нечітких знань, яка є сукупністю нечітких експертно-лінгвістичних правил «ЯКЩО — ТО», та зв'язує між собою лінгвістичні оцінки вхідних змінних ( $x_1, \dots, x_6$ ) з вихідною змінною  $Y$ .

Експертна система, при побудові якої використовувалась база нечітких знань, містить механізм нечіткого логічного висновку, що дає змогу визначити клас надійності позичальника — фізичної особи. До складу системи нечітких знань увійшло 78 лінгвістичних правил.

Заключним етапом побудови моделі було проведення процедури дефазифікації або знаходження звичайного (не нечіткого) значення для кожної із вихідних лінгвістичних змінних множини  $Y = \{y_1, \dots, y_3\}$ . Метою виконання даного етапу є одержання на основі значень вхідного вектора  $X^*$ , звичайного, кількісного значення кожного з термів, що належать вихідній

змінній  $Y$ . В аналітичному виді можна представити процес дефаззифікації за допомогою формули (4).

$$Y = \text{agg} \left( \int_{j=1, \dots, m}^y \frac{\text{imp}(\mu_{r_{x_i}}(X^*), \mu_{r_{y_i}}(y))}{y} \right) \quad (4)$$

де  $\text{imp}$  — імплікація, або операція знаходження  $\min$  значення;

$\text{agg}$  — агрегування нечітких множин, що відповідає операції знаходження  $\max$  [4].

Проаналізуємо роботу побудованої нечіткої моделі, дослідивши вплив зміни значень вхідних змінних на визначення класу надійності позичальника — фізичної особи. Для цього використаємо дані кредитних історій позичальників ПАТ КБ “Приват Банк” у місті Чернівці.

Припустимо, що вартість застави, доходи позичальника та його сім’ї в абсолютних значеннях є сталим, тоді значення відносних показників (відсоток забезпечення кредиту, відсоток платоспроможності позичальника та його сім’ї), за умови збільшення обсягу кредиту буде зменшуватись.

Згідно одержаних результатів, які наведені в таблиці 1 можна зробити висновок, що при збільшенні обсягу кредиту, за умови відсутності додаткової застави та одержання позичальником чи його сім’єю додаткового доходу, значення класу надійності позичальника зменшиться.

Таблиця 1

Розрахунок класу надійності позичальника при зміні обсягу кредиту

Обсяг кредиту	Відсоток забезпечення кредиту	Відсоток платоспроможності позичальника	Відсоток платоспроможності сім’ї позичальника	Кредитна історія	Наявність поручителя	Клас надійності позичальника
58000	189	185	198	7,5	8	200 (клас “А”)
162000	68	66	71	7,5	8	125 (клас “Б”)
274000	40	39	43	7,5	8	53 (клас “Г”)

Нехай, обсяг кредиту є середнім (147 000 грн.). Дослідимо зміну значення кінцевого результату, змінюючи значення змінної “Відсоток забезпечення кредиту” в межах від 0% до 200%, при цьому інші вхідні змінні залишатимуться сталими (таблиця 2).

Таблиця 2

Розрахунок класу надійності позичальника при зміні відсотку забезпечення кредиту

Обсяг кредиту	Відсоток забезпечення кредиту	Відсоток платоспроможності позичальника	Відсоток платоспроможності сім’ї позичальника	Кредитна історія	Наявність поручителя	Клас надійності позичальника
147000	109	125	145	7,5	8	200 (клас “А”)
147000	84	125	145	7,5	8	178 (клас “А”)
147000	56	125	145	7,5	8	125 (клас “Б”)

З таблиці 2 можна зробити висновок, що зниження значення відсотку забезпечення

кредиту, навіть за умови відносно високої платоспроможності позичальника та його сім'ї, призводить до незначного, але зниження класу надійності позичальника, що свідчить про адекватність роботи побудованої нечіткої моделі.

Дослідивши вплив зміни платоспроможності позичальника та його сім'ї, виявлено, що незважаючи на те, що оціночна вартість забезпечення кредиту перевищує його обсяг, а значення інших вхідних змінних є досить високими, при низькому значенні платоспроможності самого позичальника клас його надійності буде визначено, як незадовільний.

Дослідимо вплив значення якісної змінної “Кредитна історія” на кінцеву змінну “Клас надійності позичальника”, у розрізі зміни фінансових показників. Результати проведених розрахунків подано в таблиці 3.

Таблиця 3

*Розрахунок класу надійності позичальника при зміні кредитної історії позичальника*

Обсяг кредиту	Відсоток забезпечення кредиту	Відсоток платоспроможності позичальника	Відсоток платоспроможності сім'ї позичальника	Кредитна історія	Наявність поручителя	Клас надійності позичальника
147000	109	125	145	7,7	8	200 (клас “А”)
147000	109	125	145	6,5	8	125 (клас “Б”)
147000	109	110	123	7,7	8	125 (клас “Б”)
147000	109	110	123	3	8	84 (клас “В”)
147000	109	77	81	7,7	8	94 (клас “В”)
147000	109	77	81	3	8	62 (клас “Г”)
147000	56	125	145	7,7	8	125 (клас “Б”)
147000	56	125	145	6,5	8	84 (клас “В”)
147000	56	125	145	3	8	39 (клас “Г”)
147000	56	77	81	7,7	8	74 (клас “В”)
147000	56	77	81	3	8	30 (клас “Д”)

Аналізуючи результати дослідження наведені в таблиці 3, можна зробити висновки, що низьке значення кредитної історії позичальника призводить до суттєвого зниження класу його надійності, навіть за умови високих значень фінансових показників.

Отже, навіть при досить високих значеннях показників, що визначають фінансовий стан позичальника, незадовільне значення кредитної історії призводить до того, що надійність позичальника не перевищує значення 108, що відповідає класу “В” з відповідністю 0,07 та класу “Б” — 0,75. Якщо ж змінні, що визначають фінансовий стан позичальника є середніми, то кредитоспроможність позичальника зменшиться до 58, що відповідає класу “Г” з відповідністю 1.

Якщо ж значення кредитної історії є високим, а його фінансовий стан — задовільний, то в результаті одержимо значення вихідної змінної в межах від 100 до 120, що відповідає класу “В” або “Б” та свідчить про задовільний рівень надійності позичальника.

Отже, в даній статті, використовуючи інструментарій штучного інтелекту, досліджено можливість застосування нейромережі, яка здатна формувати прогноз, щодо дотримання позичальником встановленого графіку погашення наданого кредиту протягом всього терміну кредитування та представлено нечітку модель, яка дозволяє визначати клас надійності позичальника — фізичної особи, затрачаючи для цього мінімум часу та знижуючи вплив суб'єктивної думки кредитного експерта на кінцевий результат.

Після дослідження одержаних результатів роботи нейромережі та нечіткої моделі можна зробити висновок про можливість їх застосування вітчизняними фінансово-кредитними установами у сфері кредитування фізичних осіб.

### Література

1. Алтунин А.Е. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях./ Алтунин А.Е., Семухин М.В. – Тюмень: Изд—во Тюменского государственного университета, 2000. – 352 с.
2. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник. /Руденко О.Г., Бодянський Є.В. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404с.
3. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств / А. Кофман – М.: Радио и связь, 1982. – 432с.
4. Борисов А. Н. Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования. / А. Н. Борисов, О. А. Крумберг, И. П. Федоров – Рига: Зинатне, 1990.– 184 с.

### References

1. Altunin A.E. Modeli i algoritmy prinyatiya resheniy v nechetkikh usloviyakh [Models and Algorithms for Decision Making in Fuzzy Environment]. / Altunin A.E., Semuhin M.V. – Tyumen', 2000. – 352 pp.
2. Rudenko O.H. Shtuchni neironni merezhi: Navchalnyi posibnyk. [Artificial Neural Networks: Manual]. / Rudenko O.H., Bodianskyi Ye.V. – Kharkiv, 2006. – 404pp.
3. Kofman A. Vvedenie v teoriyu nechetkikh mnozhestv [Introduction to the Theory of Fuzzy Sets] / A. Kofman – Moscow, 1982. – 432pp.
4. Borisov A. N. Prinyatie resheniy na osnove nechetkikh modeley: Primery ispol'zovaniya [Decision-Making Based on Fuzzy Models: Case Studies]. / A. N. Borisov, O. A. Krumberg, I. P. Fedorov – Riga, 1990.– 184 pp.

Рецензент д-р екон. наук, проф. Одес. нац. політехн. ун-та Альохін О.Б.

Надано до редакції 14 вересня 2011 р.