

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Агаї Аг Гаміш Ові Нафас

УДК 004.8(0.75.8)

**ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА В ПРОМИСЛОВІЙ ТА БАНКІВСЬКІЙ
СФЕРІ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ ТА АЛГОРИТМІВ**

Спеціальність 05.13.23 - системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат

дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Київ – 2016

Дисертацією є рукопис.

Роботу виконано в Національному технічному університеті України “Київський політехнічний інститут” Міністерства освіти і науки України

Науковий керівник:

д.т.н., професор

Зайченко Юрій Петрович,

Навчально-науковий комплекс “Інститут прикладного системного аналізу” Національного технічного університету України “Київський політехнічний інститут”, професор кафедри математичних методів системного аналізу

Офіційні опоненти:

д.т.н., професор

Волошин Олексій Федорович,

Київський національний університет ім. Тараса Шевченка, професор кафедри моделювання складних систем

д.ф.-м.н., професор

Лопатін Олексій Костянтинович,

Національна академія управління, декан факультету комп’ютерних наук, завідувач кафедри інформаційних технологій та математики

Захист відбудеться “01” березня 2016 р. о 16:30 на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 26.002.03 в Національному технічному університеті України “Київський політехнічний інститут” за адресою: 03056, м. Київ, проспект Перемоги, 37, Корпус № 35, аудиторія № 001.

З дисертацією можна ознайомитися в бібліотеці Національного технічного університету України “Київський політехнічний інститут” за адресою: 03056, м. Київ, проспект Перемоги, 37

Автореферат розісланий “ ” _____ 2016 р.

Вчений секретар

спеціалізованої вченої ради

Д 26.002.03

доктор фізико-математичних наук,
професор

Капустян В.О.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми дисертаційного дослідження

Однієї з актуальних проблем, пов'язаних зі стратегічним менеджментом та плануванням, є аналіз фінансового стану й оцінка ризику банкрутства підприємств (корпорацій). Своєчасне виявлення ознак можливого банкрутства дозволяє керівництву вживати термінових заходів по зниженню ризику банкрутства.

Протягом багатьох років класичні статистичні методи широко використовувалися для прогнозування ризику банкрутства. Серед учених, які зробили найбільший внесок у розвиток статистичних методів прогнозування ризику банкрутства корпорацій, слід відзначити Е.Альтмана, Тоффлера, Спрингейта, Ліса, російських учених Давидову Г.В. та Белікова А.Ю.

В наш час існує декілька загальновизнаних методів і методик оцінки ризику банкрутства. Найбільш відомою і широко застосовною є методика професора Альтмана.

Z-модель Альтмана являє собою статистичну модель, яка на основі оцінки показників фінансового стану й платоспроможності компанії дозволяє оцінити ризик банкрутства і розділити господарські суб'єкти на потенційних банкрутів та небанкрутів. Разом з тим, модель Альтмана має ряд недоліків та її застосування для економіки України пов'язано з певними труднощами. Основні її недоліки полягають у тому, що ця модель носить емпіричний характер і не враховує недостовірність вихідних даних щодо фінансово-економічних показників, що властиво об'єктам економіки України. Тому в останні роки розробляються альтернативні підходи та методи, які враховують специфіку аналізу та прийняття рішень в умовах невизначеності. До них відносяться інтелектуальні технології та методи, зокрема системи з нечіткою логікою та нечіткі нейронні мережі (ННМ). Перші роботи із застосуванням апарату нечітких множин в задачі прогнозування ризику банкрутства виконані О.О. Недосекиним та О.Б. Максимовим. Разом з тим в запропонованому ними матричному методі відсутня можливість адаптації та налаштування функцій належності відповідних лінгвістичних змінних. Тому розробка нових моделей та алгоритмів прогнозування ризику банкрутства в умовах невизначеності та неповноти інформації, здатних навчатися, на основі використання систем нечіткої логіки та нечітких нейромереж є актуальною.

Мета і завдання дослідження

Метою даної роботи є розробка нових алгоритмів аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства підприємств і банків на основі нечіткої логіки та порівняльний аналіз ефективності застосування різних методів, як класичних, так і нечітких, до оцінки ризику банкрутства стосовно економіки України.

Для досягнення зазначеної мети в роботі вирішуються такі задачі:

1. Аналіз існуючих класичних методів багатовимірного дискримінантного аналізу (БДА) (Е. Альтмана, Ліса, Давидової-Белікова та ін.) а також матричного методу О.Недосекина на основі нечітких множин для прогнозування ризику банкрутства підприємств і виявлення їх переваг та недоліків.
2. Розробка нових моделей та алгоритмів прогнозування ризику банкрутства на основі нечіткої логіки із застосуванням нечітких нейронних мереж з виведенням Мамдані та Цукамото.
3. Розробка бази нечітких правил висновку для оцінки ризику банкрутства підприємств з використанням ННМ.
4. Розробка та дослідження алгоритму роботи каскадних нео-фаззі нейронних мереж в задачі прогнозування ризику банкрутства.
5. Розробка методу аналізу ризику банкрутства в банківській сфері із застосуванням ННМ і дослідження його ефективності.
6. Визначення показників, які адекватно відображають фінансовий стан банків з метою прогнозування ризику банкрутства.

Об'єкт дослідження – процеси аналізу фінансового стану промислових і банківських установ та оцінки ризику можливого банкрутства.

Предмет дослідження - моделі та методи аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства підприємств і банків в умовах неповної та недостовірної інформації з використанням нечітких нейромереж.

Наукова новизна результатів дисертації полягає в наступному:

1. Вперше для аналізу фінансового стану та прогнозування ризику банкрутства запропоновано використання нечітких нейронних мереж з різними алгоритмами нечіткого виведення, які відрізняються можливістю урахування неповної, недостовірної інформації та інформації якісного характеру.
2. Вперше запропоновано застосування нечітких нейронних мереж ANFIS та TSK, а також нечіткого МГУА, для прогнозування ризику банкрутства банків.
3. Удосконалено алгоритми роботи ННМ Мамдані та Цукамото для прогнозування ризику банкрутства підприємств.
4. Розроблено базу правил нечіткого виведення для ННМ Мамдані та Цукамото в задачі прогнозування ризику банкрутства підприємств, яка використовує запропонований набір фінансово-економічних показників підприємств, та запропоновано спосіб її суттєвого скорочення.
5. Набули подальшого розвитку каскадні нео-фаззі нейромережі в задачах прогнозування ризику банкрутства корпорацій, що мають підвищену швидкість збіжності в порівнянні з ННМ Мамдані та Цукамото.
6. Проведено дослідження ННМ із різними алгоритмами нечіткого виведення в задачах прогнозування ризику банкрутства підприємств та банків і виконано порівняльний аналіз їх ефективності з відомими методами.

Практичне значення результатів дисертації полягає в наступному:

1. Застосування розроблених моделей та методів прогнозування ризику банкрутства підприємств і банків в умовах невизначеності дозволяє істотно підвищити точність прогнозування ризику банкрутства в порівнянні з класичними методами. В результаті досліджень показано, що для підприємств України точність прогнозування ризику банкрутства методом Альтмана становить 70-73%, матричним методом О. Недосєкіна - 80%, із застосуванням ННМ Мамдані і Цукамото - 90%.
2. Застосування розроблених методів на основі ННМ дає можливість керівництву оперативно аналізувати фінансовий стан підприємств і банків і вживати своєчасних заходів для усунення можливого банкрутства.
3. Розроблений комплекс моделей, алгоритмів та програм впроваджено у навчальний процес на кафедрі ММСА УНК «ІПСА» і широко використовується в курсі лекцій і лабораторному практикумі за курсом «Нечіткі моделі та методи в інтелектуальних системах».
4. Реалізовані в роботі моделі та алгоритми були впроваджені в ТОВ «Компанія «Технології комунікацій» при реалізації проектів інформатизації українських та зарубіжних замовників.

Зв'язок із проведеними НДР. Дана дисертаційна робота виконувалася відповідно до держбюджетної НДР кафедри прикладної математики №2524 “Системна інженерія проектів інформатизації фінансово-інвестиційної діяльності та прогнозування ризику банкрутства організаційних систем” (№ держ. реєстрації 0112U003147) в 2012-2013р.

Апробація результатів дисертації. По дисертаційній роботі опубліковано 12 друкованих праць, у тому числі 3 роботи у фахових виданнях України, 5 робіт - в міжнародних журналах та 4 - в матеріалах доповідей Міжнародних конференцій.

Структура дисертаційної роботи.

Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох основних розділів, висновків та списку використаних джерел. Роботу викладено на 124 сторінках основної частини, наведено 36 рисунків, 65 таблиць та використано 133 літературних джерела.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі обґрунтовано актуальність теми розробки моделей та методів прогнозування ризику банкрутства в промисловій та банківській сфері, сформульовано мету, об'єкт та предмет і методи дослідження, визначено новизну отриманих наукових результатів та їх практичну цінність, зазначено зв'язок із науковими програмами, висвітлено особистий внесок здобувача.

У першому розділі виконано огляд класичних методів прогнозування ризику банкрутства, проведено їх критичний аналіз та сформульовано необхідність використання нечітких нейронних мереж та систем з нечіткою логікою для вирішення поставлених задач.

До числа найбільш відомих і розповсюджених моделей оцінки ризику банкрутства відноситься модель професора Е. Альтмана. Модель Альтмана побудована з використанням апарату багатовимірного дискримінантного аналізу (БДА).

В результаті БДА Альтманом була побудована модель (Z-рахунок), що має наступний вигляд:

$$Z = 1.2 K_1 + 1.4 K_2 + 3.3 K_3 + 0.6 K_4 + 1.0 K_5, \quad (1)$$

де K_1 - власний оборотний капітал/сума активів;

K_2 - нерозподілений прибуток/сума активів; K_3 - прибуток до сплати відсотків/сума активів; K_4 - ринкова вартість власного капіталу/вартість позикового капіталу;

K_5 - обсяг продажів/сума активів;

В результаті підрахунку Z - показника для конкретного підприємства робиться висновок:

якщо $Z \leq 1,81$ - дуже висока ймовірність банкрутства;

якщо $1,81 < Z \leq 2,7$ - висока ймовірність банкрутства;

якщо $2,7 < Z \leq 2,99$ - можливе банкрутство;

якщо $Z > 2,99$ - ймовірність банкрутства вкрай мала.

Модель Альтмана дає досить точний прогноз ймовірності банкрутства з часовим періодом 1 - 2 роки.

Підхід Альтмана на основі багатовимірного дискримінантного аналізу в подальшому був розвинений іншими дослідниками в багатьох країнах (Великобританія, Франція, Бразилія, Китай та ін.).

В останні роки були виконані дослідження із застосування моделі Альтмана для країн СНД із перехідною економікою. До числа найбільш успішних моделей відноситься модель Давидової-Белікова, що розроблена для економіки Росії.

б) **Модель Давидової –Белікова** має вигляд:

$$R = 8.38K_1 + K_2 + 0.054K_3 + 0.63K_4, \quad (2)$$

де K_1 - відношення оборотного капіталу до суми всіх активів;

K_2 - відношення чистого прибутку до суми власного капіталу;

K_3 - відношення обсягу продажів (виторгу від реалізації) до суми активів (коефіцієнт оборотності);

K_4 - відношення чистого прибутку до собівартості.

При $R < 0$ - ймовірність банкрутства максимальна (90-100 %); $0 < R < 0,18$ - ймовірність банкрутства висока (60-80 %); $0,18 < R < 0,32$ - ймовірність банкрутства середня (35-50 %); $0,32 < R < 0,42$ - ймовірність банкрутства низька (15-20 %); $R > 0,42$ - ймовірність банкрутства мінімальна.

Слабкою стороною моделі Альтмана є те, що модель чисто емпірична, підігнана по вибірці і не має під собою самостійної теоретичної бази. Крім того, наведені коефіцієнти повинні визначатися для різних галузей промисловості й, природно, будуть розрізнятися.

В економіці України модель Альтмана поки не одержала широкого застосування з таких причин:

- 1) потрібне обчислення відповідних коефіцієнтів при показниках K_i , $i=1,5$, які, природно, відрізняються від їхніх значень для закордонних країн;
- 2) інформація про фінансовий стан підприємств, що аналізуються, як правило, недостовірна, керівництво ряду підприємств «свідомо» підправляє свої показники у фінансових звітах, що унеможливлює знаходження достовірних оцінок коефіцієнтів в Z - моделі.

Тому задача оцінки ймовірності ризику банкрутства повинна вирішуватися в умовах невизначеності, неповноти вихідної інформації і для її вирішення пропонується використати адекватний апарат прийняття рішень - нечіткі множини і нечіткі нейронні мережі.

Матричний метод прогнозування ризику банкрутства. Далі в роботі розглянуто матричний метод прогнозування банкрутства корпорацій на основі апарату нечітких множин, запропонований проф. О.О. Недосекиним.

Нечітко-множинний метод (відомий під назвою матричний метод) складається з наступних етапів.

Етап 1 (опис лінгвістичних змінних та нечітких множин).

1. Задається лінгвістична змінна G «Ризик банкрутства», яка має 5 значень:

G_1 — нечітка підмножина станів "граничний ризик банкрутства";

G_2 — нечітка підмножина станів "ступінь ризику банкрутства висока";

G_3 — нечітка підмножина станів "ступінь ризику банкрутства середня";

G_4 — нечітка підмножина станів "низький ступінь ризику банкрутства";

G_5 — нечітка підмножина станів "ризик банкрутства незначний".

Носій множини G - показник ступеня ризику банкрутства g , приймає значення від нуля до одиниці за визначенням.

На другому етапі вибирається набір показників, які характеризують фінансовий стан підприємства і використовуються для прогнозування ризику. Для кожного окремого фінансового показника або показника керування X_i задаємо лінгвістичну змінну V_i «рівень показника X_i ».

На третьому етапі ставимо у відповідність кожному показнику X_i рівень його значимості r_i . Для того щоб оцінити цей рівень, необхідно проранжувати всі показники в порядку зменшення їхньої значимості так, щоб виконувалося співвідношення:

$$r_1 \geq r_2 \geq \dots r_N.$$

Якщо всі показники мають однакові ваги, то $r_i = 1/N$.

На четвертому етапі будуємо класифікацію поточного значення g показника ступеня ризику як критерій розбивки цієї множини на нечіткі підмножини.

На наступних етапах (етапи 5-7) здійснюється класифікація поточних рівнів показників з використанням лінгвістичних значень та відповідних функцій належності.

Нарешті на завершальному етапі здійснюється оцінка ступеня ризику банкрутства g згідно таблиці із заданою класифікацією рівня показників.

Результатом класифікації є лінгвістичний опис ступеню ризику банкрутства (5 лінгвістичних значень G_1 - G_5) та ступеню впевненості експерта в правильності його класифікації.

Основні переваги нечітко-множинного матричного методу полягають у наступному:

- 1) можливість використання, окрім кількісних, і якісних факторів;
- 2) урахування неточної, наближеної інформації про значення факторів.

Але метод має істотний недолік - це те, що в ньому відсутня процедура навчання й використовуються стандартні функції належності (ФН), які не адаптуються по вибірці.

Цей недолік відсутній у нечітких нейронних мережах, в яких параметри ФН нечітких мереж можна навчати й тим самим поліпшувати показники точності прогнозу.

Тому в дисертаційній роботі запропоновано застосовувати нечіткі нейронні мережі з різними алгоритмами нечіткого висновку.

Основні переваги ННМ полягають в наступному:

- 1) можливість використання нечіткої і якісної інформації про фінансовий стан підприємств і банків;
- 2) використання експертної інформації у вигляді нечітких правил висновку;
- 3) можливість навчання й налаштування параметрів ФН нечітких мереж у правилах висновку за навчальною вибіркою.

Нечіткі нейронні мережі в задачах прогнозування ризику банкрутства

В другому розділі розглянуто застосування нечітких нейронних мереж з висновком Мамдані й Цукамото в задачах прогнозування ризику банкрутства. Відповідний метод прогнозування складається з наступних етапів:

Етап 1 (Лінгвістичні змінні й нечіткі підмножини).

Аналогічно нечітко-множинному підходу визначаємо множини G, B .

Етап 2 (Показники). Вибираємо набір окремих показників $X = \{X_i\}$ загальною кількістю N , які, на думку експерта-аналітика, впливають на оцінку ризику банкрутства підприємств й оцінюють різні за природою аспекти ділового й фінансового життя підприємства. Виберемо систему із шести показників, тих самих, що й для нечітко-множинного підходу.

- X_1 – коефіцієнт автономії (відношення власного капіталу до валюти балансу);
- X_2 – коефіцієнт забезпечення оборотних активів власними коштами (відношення чистого оборотного капіталу до оборотних активів);
- X_3 – коефіцієнт проміжної ліквідності (відношення суми коштів і дебіторської заборгованості до короткострокових пасивів);
- X_4 – коефіцієнт абсолютної ліквідності (відношення суми коштів до короткострокових пасивів);
- X_5 – оборотність всіх активів за рік (відношення виторгу від реалізації до середнього виторгу за період вартості активів);

X_6 – рентабельність усього капіталу (відношення чистого прибутку до середнього за період вартості активів).

Етап 3 (Формування бази правил системи нечіткого висновку).

Базу правил формує фахівець із предметної області у вигляді сукупності нечітких предикатних правил вигляду:

$$P_1 : \text{якщо } x \in A_1 \text{ і } y \in B_1 \text{ то } z \in C_1,$$

$$P_2 : \text{якщо } x \in A_2 \text{ і } y \in B_2 \text{ то } z \in C_2.$$

Введемо наступні лінгвістичні змінні для реалізації алгоритмів нечіткого висновку Мамдані й Цукамото.

X1: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий);

X2: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий);

X3: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий);

X4: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий);

X5: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий);

X6: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий).

Задаємо наступні рівні банкрутства: (Дуже Низький, Низький, Середній, Високий, Дуже Високий).

Для спрощення запису введемо наступні скорочення:

Дуже Низький - (ДН), Низький - (Н), Середній - (Ср), Високий - (В), Дуже Високий - (ДВ).

Тоді ми можемо записати наступні правила з урахуванням можливих комбінацій:

- Якщо X_1 «ДН» і X_2 «ДН» і X_3 «ДН» і X_4 «ДН» і X_5 «ДН» і X_6 «ДН», то ризик банкрутства «ДВ»;

- Якщо X_1 «Ср» і X_2 «Ср» і X_3 «Ср» і X_4 «Н» і X_5 «ДН» і X_6 «ДН», то ризик банкрутства «В»;
- ...
- Якщо X_1 «В» і X_2 «В» і X_3 «В» і X_4 «Ср» і X_5 «Ср» і X_6 «В», то ризик банкрутства «Ср»;
- Якщо X_1 «ДВ» і X_2 «ДВ» і X_3 «В» і X_4 «ДВ» і X_5 «В» і X_6 «ДВ», то ризик банкрутства «Н»;
- Якщо X_1 «ДВ» і X_2 «ДВ» і X_3 «ДВ» і X_4 «ДВ» і X_5 «ДВ» і X_6 «ДВ», то ризик банкрутства «ДН».

Оскільки загальне число правил дуже велике, якщо враховувати всі можливі варіанти комбінацій значень, то для полегшення сприйняття й скорочення запису правил введемо бали для лінгвістичних значень.

ДН=5; Н=4; Ср=3; В=2; ДВ=1.

Обчислимо граничні показники рівня банкрутства, скориставшись наступними граничними правилами:

1. Якщо X_1 «ДН» і X_2 «ДН» і X_3 «ДН» і X_4 «ДН» і X_5 «ДН» і X_6 «ДН» то БАЛ=30;
2. Якщо X_1 «Н» і X_2 «Н» і X_3 «Н» і X_4 «Н» і X_5 «Н» і X_6 «Н» то БАЛ=24;
3. Якщо X_1 «Ср» і X_2 «Ср» і X_3 «Ср» і X_4 «Ср» і X_5 «Ср» і X_6 «Ср» то БАЛ=18;
4. Якщо X_1 «В» і X_2 «В» і X_3 «В» і X_4 «В» і X_5 «В» і X_6 «В» те БАЛ=12;
5. Якщо X_1 «ДВ» і X_2 «ДВ» і X_3 «ДВ» і X_4 «ДВ» і X_5 «ДВ» і X_6 «ДВ» то БАЛ=6.

Використання запропонованої системи балів дозволяє суттєво скоротити розміри бази нечітких правил (теоретично, для даного випадку її повний розмір складає 5^6 правил) та привести її до такого вигляду:

Якщо БАЛ > 24, то рівень банкрутства ДВ;

Якщо БАЛ ≤ 24 і БАЛ > 18, то рівень банкрутства В;

Якщо БАЛ ≤ 18 і БАЛ > 12, то рівень банкрутства Ср;

Якщо БАЛ ≤ 12 і БАЛ > 6, то рівень банкрутства Н;

Якщо БАЛ = 6, то рівень банкрутства ДН.

Такий підхід дозволяє певним чином охопити всю множину правил.

Етап 4 (Фазифікація вхідних параметрів)

Проводимо фазифікацію вхідних параметрів або опис кожної з терм-множин (лінгвістичних змінних) за допомогою функцій належності й знаходимо ступені істинності для кожного значення в правилах: $A_1(x_0)$, $A_2(x_0)$, $B_1(y_0)$, $B_2(y_0)$.

В якості функцій належності будемо використовувати трикутні функції. Для більшої наочності функцій належності представимо їх графічно на рис.1-2 і вкажемо на них відповідні фактичні значення показників.

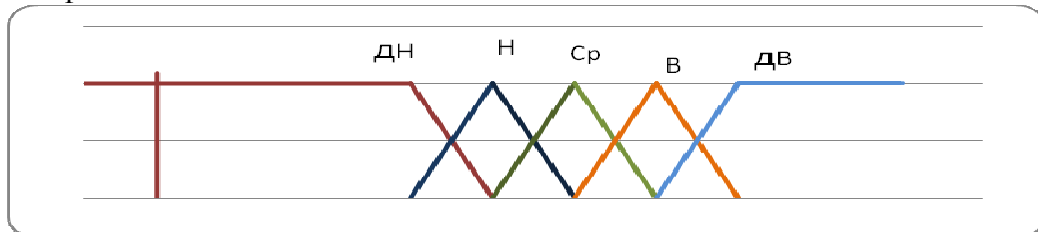


Рис. 1. Функції належності для змінної X_1

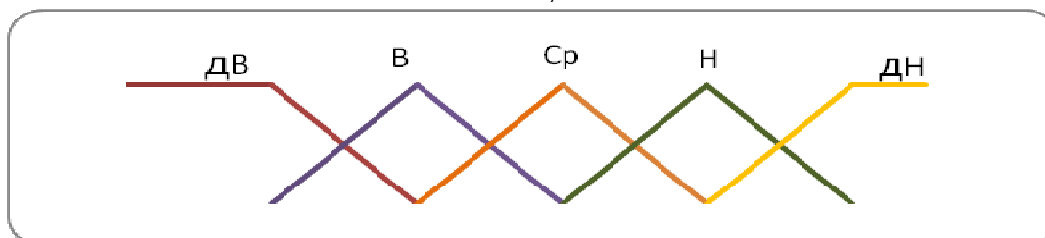


Рис. 2. Функції належності для вихідної змінної “Ризик банкрутства”

Етап 5 (Логічний висновок). Знаходимо рівні «відсікання» для передумов кожного з правил з використанням операції $\min$.

$$\alpha_1 = A_{11}(x_{10}) \wedge A_{21}(x_{20}) \wedge A_{31}(x_{30}) \wedge A_{41}(x_{40}) \wedge A_{51}(x_{50}) \wedge A_{61}(x_{60});$$

$$\alpha_i = A_{1i}(x_{10}) \wedge A_{2i}(x_{20}) \wedge A_{3i}(x_{30}) \wedge A_{4i}(x_{40}) \wedge A_{5i}(x_{50}) \wedge A_{6i}(x_{60}).$$

А також знаходимо «усічені» функції належності:

$$C'_1 = (\alpha_1 \wedge C_1(z)); \quad C'_i = (\alpha_i \wedge C_i(z)).$$

Етап 6 (Композиція). Проводиться об'єднання знайдених усічених функцій належності висновків правил з використанням операції $\max$, що приводить до одержання загальної нечіткої підмножини для вихідної змінної з функцією належності $\mu(z)$.

Етап 7 (Приведення до чіткості (дефазифікація)). Здійснюється приведення до чіткості центроїдним методом. Для ННМ із висновком Мамдані загальний висновок здійснюється відповідно до виразу:

$$w_0 = \frac{\int_{\Omega} w \cdot \mu_{\Sigma}(w) dw}{\int_{\Omega} \mu_{\Sigma}(w) dw} \quad (3)$$

Далі здійснюємо аналіз ризику банкрутства підприємств, використовуючи алгоритм нечіткого висновку Цукамото. Алгоритм багато в чому схожий на алгоритм методу Мамдані. Відмінності є на етапі визначення виходів правил: тут вихід кожного правила визначається шляхом розв'язання рівняння:

$$\alpha_i = C_i(z_i)$$

Після цього визначаємо чіткі значення (z_i) для кожного вихідного правила.

Композицію виходів правил здійснюємо дискретним центроїдним методом.

Каскадні нео-фаззі нейронні мережі в задачах аналізу ризику банкрутства

Далі у другому розділі розглянуто перспективний клас нечітких нейромереж - так звані каскадні нео-фаззі нейронні мережі, запропоновані в роботах Е. Учино й Такеші Ямакава.

Розглянемо нео-фаззі нейрон з декількома входами і єдиним виходом, що зображений далі на рис.3. Він реалізується наступним відображенням:

$$y = \sum_{i=1}^n f_i(x_i), \quad (4)$$

де x_i - і-й вхід ($i=1,2,..n$), y - вихід системи.

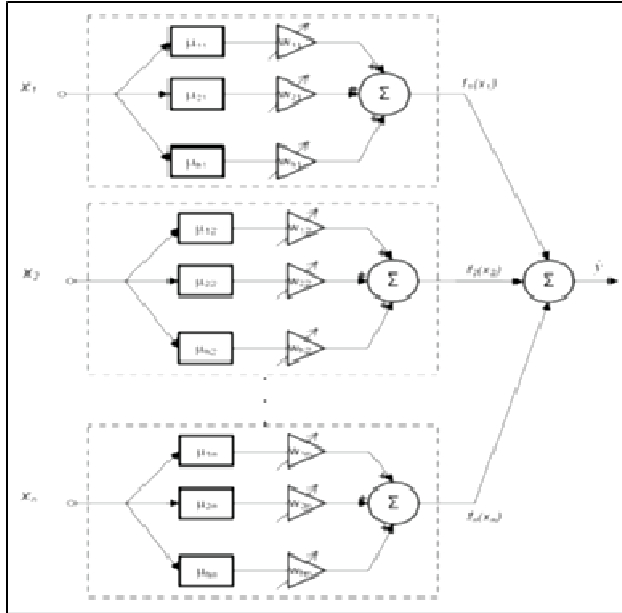


Рис.3. Архітектура нео-фаззі нейрона

Структурні блоки нео-фаззі нейрона є нелінійним синапсом NSi, що переводить i-й вхідний сигнал у форму:

$$f_i(x_i) = \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i), \quad (5)$$

і виконує нечіткий висновок: *якщо $x_i \in X_{ji}$ то вихід є w_{ji}* , де X_{ji} – нечітке число, функція належності якого μ_{ji} , w_{ji} – синаптична вага

Коли векторний сигнал $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ (k – дискретний час) подається на вхід нео-фаззі нейрона, вихід цього нейрона визначається функціями належності $\mu_{ji}(x_i(k))$ та налаштовуваними синаптичними вагами $w_{ji}^{(k-1)}$, які були отримані в попередньому циклі навчання:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{(k-1)} \mu_{ji}(x_i(k)) \quad (6)$$

Таким чином, нео-фаззі нейрон містить hn синаптичних ваг, які необхідно визначити.

Зазвичай функції належності μ_{ij} є трикутними функціями.

Як лінгвістичні значення, вони рівномірно розподілені на інтервалі $[0,1]$. Це сприяє спрощенню процесів обробки інформації, оскільки

$$\mu_{ji}(x_i) + \mu_{j+1,i}(x_i) = 1 \quad (7)$$

Таким чином, вихідний сигнал нелінійного синапса може бути описаний у досить простій формі:

$$f_i(x_i) = \mu_{ji}(x_i) w_{ji} + \mu_{j+1,i}(x_i) w_{j+1,i} \quad (8)$$

Вихідний сигнал нео-фаззі нейрона в цілому має такий вигляд:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{(k-1)} \mu_{ji}(x_i(k)) \quad (9)$$

Серед найбільш важливих переваг нео-фаззі нейрона можна відзначити високу швидкість навчання, обчислювальну простоту, можливість знаходження глобального

мінімуму критерію навчання в режимі реального часу. Критерієм навчання (цільовою функцією) є стандартна локальна квадратична функція похибки:

$$E(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} \left(y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i(k)) \right)^2, \quad (10)$$

яку мінімізуємо за допомогою звичайного градієнтного покрокового алгоритму (ф-ла (11)):

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta e(k+1) \mu_{ji}(x_i(k)) = w_{ji}(k) + \eta \left(y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i(k)) \right) \mu_{ji}(x_i(k)), \quad (11)$$

де $y(k)$ – цільове значення вихідної змінної, η є скалярним параметром-швидкістю навчання.

З метою збільшення швидкості навчання можливо використати однокроковий алгоритм Уїдроу-Хоффа (Widrow-Hoff) :

$$w(k+1) = w(k) + \frac{y(k+1) - \mathbf{W}^T \boldsymbol{\mu}(x(k+1))}{\|\boldsymbol{\mu}(x(k+1))\|^2} \boldsymbol{\mu}(x(k+1)) \quad (12)$$

де

$$\boldsymbol{\mu}(x(k+1)) = (\mu_{11}(x_1(k+1)), \dots, \mu_{h1}(x_1(k+1)), \dots, \mu_{1n}(x_n(k+1)), \dots, \mu_{hn}(x_n(k+1)))$$

або його модифікації.

Архітектура каскадної нео-фаззі нейронної мережі (CNFN) складається з нео-фаззі нейронів, по одному на кожному каскаді, а відображення, яке її характеризує, має наступну форму:

– нео-фаззі нейрон першого каскаду:

$$\hat{y}^{[1]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[1]} \mu_{ji}(x_i); \quad (13)$$

- нео-фаззі нейрон другого каскаду:

$$\hat{y}^{[2]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[2]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+1}^{[2]} \mu_{j,n+1}(\hat{y}^{[1]}); \quad (14)$$

- нео-фаззі нейрон m -го каскаду:

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[m]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=1}^h w_{j,l}^{[m]} \mu_{j,l}(\hat{y}^{[l-n]}); \quad (15)$$

Отже, каскадна нео-фаззі нейронна мережа містить $h(n + \sum_{l=1}^{m-1} l)$ налаштовуваних параметрів і, що важливо, всі вони лінійно включені в опис (15).

Навчання каскадної нео-фаззі нейронної мережі може бути виконане як у пакетному режимі, так і у режимі послідовної обробки інформації (адаптивні налаштування ваг).

З метою збільшення швидкості навчання існує можливість використання однокрокового алгоритму Уїдроу-Хоффа (Widrow-Hoff) (12) або його модифікації.

Використання алгоритмів адаптації приводить до скорочення обчислювальної складності процесу навчання та скорочує час навчання в порівнянні із градієнтним методом Back Propagation.

Після першого каскаду навчального змагання синаптичні ваги нео-фаззі нейрона першого каскаду $NFN[1]$ стають «замороженими», всі значення $\hat{y}^{[1]}(1), \hat{y}^{[1]}(2), \dots, \hat{y}^{[1]}(k), \dots, \hat{y}^{[1]}(N)$ виявляються визначеними й одержуємо другий каскад мережі, що складається з єдиного нео-фаззі нейрона $NFN[2]$. Він має один додатковий вхід для сигналу виходу першого каскаду.

Потім знову використаємо процедуру для налаштування вектора вагових коефіцієнтів $\mathbf{w}^{[2]}$, розмірність якого $h(n+1) \times 1$.

В он-лайн режимі нейрони навчаються послідовно, тобто на підставі вхідних сигналів $\mathbf{x}(k)$. Нехай оцінені синаптичні ваги $\mathbf{w}^{[1]}(x)$ та отриманий вектор виходів $\mathbf{y}^{[1]}(k)$. Потім, використовуючи вектор входів другого каскаду $(\mathbf{x}^T(k), \mathbf{y}^{[1]}(k))$, обчислюються ваги $\mathbf{w}^{[2]}(x)$ й виходи $\mathbf{y}^{[2]}(k)$.

Процес росту нейронної мережі (нарощування числа каскадів) триває доти, поки ми не одержимо необхідну точність розв'язку.

Основними перевагами каскадних нео-фаззі нейромереж є те, що в процесі навчання тут налаштовуються лише ваги зв'язків і не адаптуються нелінійні параметри функцій належності, як в ННМ Мамдані та Цукамото. Крім того, відсутня база правил, яку не потрібно генерувати та навчати. Тому в порівнянні з ННМ Мамдані та Цукамото нео-фаззі нейромережі мають значно вищу швидкість збіжності навчання.

Експериментальні дослідження методів прогнозування ризику банкрутства

В третьому розділі були проведені експериментальні дослідження методів аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства підприємств на основі фінансових показників за два роки й за рік до банкрутства за допомогою підходів Альтмана, Недосекина та запропонованих методів на основі ННМ Мамдані й Цукамото, а також каскадних нео-фаззі нейронних мереж.

Усього було досліджено 52 підприємства України, акції яких представлені на біржі. Серед цих підприємств 26 були визнані банкрутами офіційно й обіг їхніх акцій було анульовано на ринку цінних паперів. Інші 26 підприємств на сьогоднішній день офіційно вважаються працездатними.

Після аналізу першої групи підприємств «банкрутів» за допомогою моделі Альтмана за два роки до дефолту 2008 р. були отримані наступні результати, наведені в табл.1.

Таблиця 1. Результати прогнозу по моделі Альтмана «підприємства - банкрути»

Група	Кількість компаній	Прогноз банкрутства		
		Високий	Середній	Низький
За два роки до банкрутства	26	35% (9)	27% (7)	38% (10)
За рік до банкрутства	26	42% (11)	35% (9)	23% (6)
Середнє за два роки	26	38%	31%	31%

Визначимо рівень точності прогнозування ризику банкрутства підприємств на протязі досліджуваного періоду. Отже модель Альтмана з точністю 0,69 дає в середньому правильний прогноз для підприємств, які є потенційними банкрутами.

Для другої групи підприємств, які умовно назвемо «працездатні», отримані наступні результати (табл.2).

Таблиця 2. Результати прогнозу по моделі Альтмана «підприємства-небанкрути»

Група	Кількість компаній	Прогноз банкрутства (рівні)		
		Високий	Середній	Низький
За 2009 звітний	26	7,5% (2)	7,5% (2)	85% (22)

рік				
За 2010 звітний рік	26	12% (3)	19% (5)	69% (18)
Середнє за два роки	26	10%	13%	77%

Визначимо рівень точності прогнозування ризику банкрутства підприємств на протязі досліджуваного періоду. Отже середній показник точності прогнозування для підприємств - небанкрутів дорівнює 0,77.

Далі був проведений аналіз фінансового стану тих самих двох груп підприємств, які аналізувалися за допомогою моделі Альтмана, нечітко-множинним методом Недосекіна.

Отримані узагальнені результати (шляхом знаходження середнього значення точності прогнозування за кожний звітний рік і за два роки разом) наведено в табл.3.

Таблиця 3. Узагальнені оцінки точності прогнозу по моделі Недосекіна

Група	Кількість компаній	Прогноз (%)	
		Вірно	Помилка
За два звітних роки	52	79	21
За один звітний рік	52	81	19
Середнє	52	80	20

Порівнюючи ці результати з результатами, отриманими по моделі Альтмана, можна зробити висновок про те, що матричний метод дозволяє набагато точніше прогнозувати ризик банкрутства корпорацій.

Далі був проведений аналіз фінансового стану тих самих двох груп підприємств за допомогою запропонованого методу на основі ННМ Мамдані. В результаті аналізу підприємств «банкрутів» за два роки до дефолту серед 26 досліджуваних підприємств було виявлено 22 підприємства з «дуже високим», «високим» або «середнім» рівнями ризику банкрутства, 4 підприємства мали статус підприємств із «низьким» та «дуже низьким» рівнями банкрутства. За рік до дефолту було визначено 25 підприємств із «дуже високим», «високим» або «середнім» рівнями банкрутства, 1 підприємство - з «низьким» або «дуже низьким» рівнем банкрутства (табл. 4).

Таблиця 4. Результати прогнозу по моделі Мамдані «підприємства - банкрути»

Група	Кількість компаній	Прогноз	
		Банкрути	Не банкрути
За два роки до банкрутства	26	85% (22)	15% (4)
За рік до банкрутства	26	96% (25)	4% (1)
Середнє за два роки	26	90%	10%

Для другої групи підприємств - «працездатні», отримані наступні результати за допомогою методу Мамдані. (табл. 5).

Таблиця 5. Результати прогнозу по моделі Мамдані «підприємства-небанкрути»

Група	Кількість компаній	Прогноз	
		Банкрути	Не банкрути
За два роки до банкрутства	26	12% (3)	88% (23)
За рік до банкрутства	26	12% (3)	88% (23)
Середнє за два роки	26	12%	88%

Провівши аналіз фінансового стану тих же підприємств методом Цукамото, одержали наступні результати (табл. 6).

Таблиця 6. Усереднені показники точності прогнозу по моделі Цукамото

Група	Кількість компаній	Прогноз (%)	
		Вірно	Помилка
За два звітних роки	52	87	13
За один звітний рік	52	88	12
Середнє	52	87	13

Як видно з таблиць, підхід Цукамото також дає можливість проаналізувати стан підприємства на будь-якій стадії з досить високим відсотком ймовірності виявити критичний стан підприємства на початковій стадії.

Узагальнимо отримані результати для підприємств «банкрутів» за допомогою підходів Альтмана, Недосекіна, Мамдані, Цукамото (табл. 7).

Таблиця 7. Результати прогнозів по Альтману, Недосекіну, Мамдані, Цукамото про стан підприємств-банкрутів

Підхід	Кількість компаній	Прогноз	
		Правильний (%)	Не правильний (%)
Альтмана	26	69,2	30,8
Недосекіна		80,8	19,2
ННМ Мамдані		90,4	9,6
ННМ Цукамото		88,5	11,5

Точність класифікації всіх досліджуваних моделей на даних за рік до банкрутства представлена на рис. 5, а за два роки до банкрутства - на рис. 6.

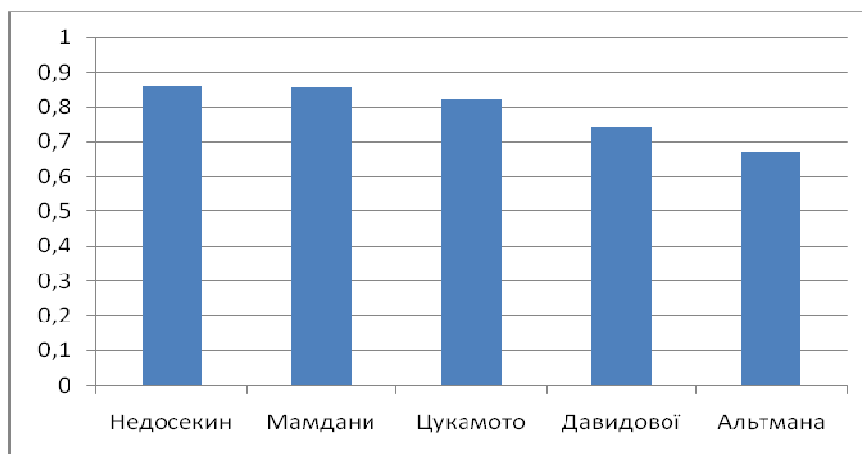


Рис. 5. Точність прогнозування ризику банкрутства підприємств за 1 рік до банкрутства

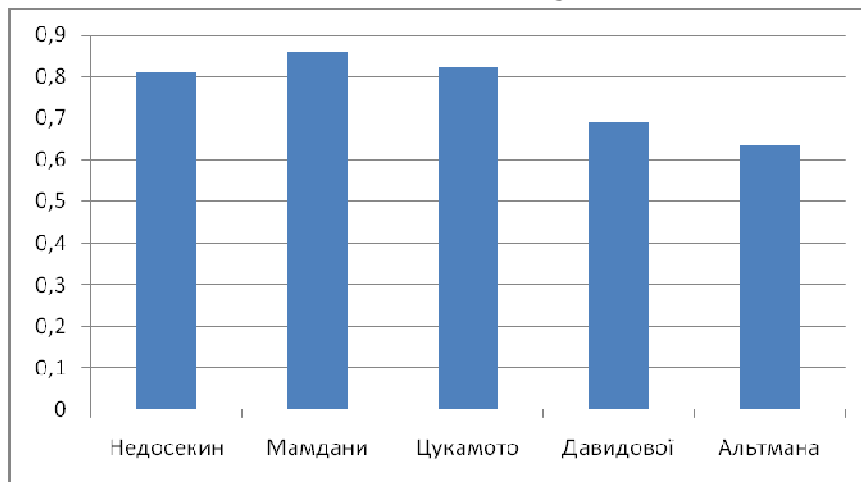


Рис.6. Точність прогнозування ризику банкрутства підприємств за 2 роки до банкрутства

Далі були проведені дослідження каскадної нео-фаззі нейронної мережі в задачі прогнозування ризику банкрутства для тих самих підприємств. Результати наведені в таблиці 8.

Таблиця 8. Результати прогнозування ризику банкрутства за рік до банкрутства з використанням каскадної нео-фаззі нейронної мережі

	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
Помилка першого типу	0. 128	0. 143
Помилка другого типу	0. 0632	0. 143
Кількість помилок першого типу	2	2
Кількість помилок другого типу	1	2
Відносна кількість помилок	0. 096	0. 143

Аналіз наведених експериментальних результатів дозволяє зробити такі висновки:

1. Найгірші результати прогнозування ризику банкрутства демонструє класичний метод дискримінантного аналізу Альтмана - 69-70%
2. Матричний метод із застосуванням апарату нечітких множин Недосекіна дозволяє прогнозувати із середньою точністю 80-82%.
3. Найвищу точність прогнозування ризику банкрутства забезпечують ННМ із висновком Мамдані - 90% і Цукамото- 88%. Трохи гірші результати забезпечують каскадні нео-фаззі нейронні мережі: точність прогнозування 90% на навчальній вибірці і 85, 6% на перевірочній вибірці.

Як бачимо, точність прогнозування ризику банкрутства для каскадної нео-фаззі нейронної мережі наближається до ННМ Мамдані, але при цьому нео-фаззі каскадні мережі мають переваги:

- не потрібно розробляти й налаштовувати базу правил;
- значно більш висока швидкість навчання.

Аналіз ризику банкрутства в банківській сфері

Метою даного розділу дисертації було дослідження можливості спрогнозувати значне погіршення фінансового стану банків заздалегідь. Тому для реалізації поставленої задачі були взяті дані квартальної звітності українських банків за різні звітні періоди, що передували початку кризи. Ключовим питанням було те, які саме показники фінансової

звітності українських банків необхідно застосовувати в якості вхідних даних для моделей, щоб досягти максимальної ефективності прогнозування.

Застосування ННМ для прогнозування ризику банкрутства. Для прогнозування ризику банкрутства банків були використані нечіткі нейронні мережі ANFIS і TSK. У якості вхідних даних використовувалися показники фінансової звітності банків України за період кризи 2007-2008 р. Виходом мережі є значення 1 або -1, що означає банк-небанкрут і банк-банкрут. В процесі експериментів досліджувались вплив періоду зібрання даних та кількості нечітких правил на точність прогнозу.

В першій серії експериментів досліджувалась ННМ TSK та ANFIS .

Навчальна вибірка = 120 банків України; тестова вибірка = 50 банків; кількість правил = 5 і 10. В таблиці 9 представлено порівняльний аналіз результатів прогнозу в залежності від кількості правил, які використовуються для кожної вхідної змінної.

Таблиця 9. Порівняльний аналіз мереж в залежності від кількості використовуваних правил

Мережа (кількість правил)	Загальна кількість помилок	% помилок	Кількість помилок 1-го роду	Кількість помилок 2-го роду
Anfis 5	6	12%	0	6
Anfis 10	7	14%	1	6
TSK 5	5	10%	0	5
TSK 10	6	12%	1	5

Далі були проведені експерименти, які спрямовані на визначення впливу розміру перевірконої та навчальної вибірки на результати прогнозу. В результаті експериментів зроблені наступні висновки:

1. Мережа TSK дає більш точні результати, чим мережа ANFIS.
2. Зміна кількості правил у перевірконій і навчальній вибірках істотно не впливає на результати прогнозування.

Наступна група експериментів була присвячена пошуку оптимальних вхідних даних для прогнозування ризику банкрутства. Період даних - січень 2008.

При цьому використалися наступні дані:

Експеримент №1. Навчальна вибірка = 100 банків України; тестова вибірка = 70 банків; кількість правил = 5. Вхідні змінні (показники фінансової звітності банків):

прибуток поточного року; чистий процентний дохід; чистий комісійний дохід; чисті витрати на формування резервів; чистий прибуток/збитки банку.

В результаті застосування нечіткої нейронної мережі TSK були отримані результати, представлені в таблиці 10.

Таблиця 10. Результати роботи мережі TSK

Результати:	
Загальна кількість помилок	13
% помилок	19%
Помилки 1-го роду	6
Помилки 2-го роду	7

Експеримент № 2. Навчальна вибірка = 100 банків України; тестова вибірка = 70 банків; кількість правил = 5.

Вхідні змінні (показники фінансової звітності банків):

генеральний коефіцієнт надійності (Власний капітал/Робочі активи); коефіцієнт миттєвої ліквідності (Ліквідні активи/Зобов'язання*Зобов'язання до запитання); крос-коефіцієнт (Сумарні зобов'язання*Зобов'язання/Робочі активи); генеральний коефіцієнт ліквідності; коефіцієнт фондової капіталізації прибутку (Власний капітал/Статутний фонд).

В результаті застосування нечіткої нейронної мережі TSK були отримані результати, представлені в таблиці 11.

Таблиця 11. Результати роботи мережі TSK

Результати:	
Загальна кількість помилок	7
% помилок	10%
Помилки 1-го роду	1
Помилки 2-го роду	6

Необхідно відзначити, що ці показники використовувалися як вхідні дані в методиці Кромонава.

Як показали результати вищенаведених експериментів, фінансові показники в експерименті №2 є *найбільш адекватними* для аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства банків.

З метою аналізу результатів застосування нечітких моделей до проблеми прогнозування фінансового стану банків були реалізовані й досліджені чіткі методики аналізу фінансового стану банків, а саме, методика Кромонава та методика багаторівневого агрегованого показника стану банків, розроблена асоціацією білоруських банків (методика АББ) .

В ході експериментів був проведений порівняльний аналіз чітких та нечітких методів.

На вхід методик були подані фінансові показники українських банків за період липень 2007 року. Порівняльний аналіз методів наведений в таблиці 12.

Таблиця 12. Порівняльний аналіз результатів прогнозування банкрутства банків України залежно від методу прогнозування

Методика	Загальна кількість помилок	%% помилок	Помилки 1-го роду	Помилки 2-го роду
ANFIS	7	10%	1	6
TSK	5	7%	0	5
Кромонава	10	15%	5	5
АББ	10	15%	2	8

Також в ході роботи був проведений аналіз різних методів для прогнозування банкрутства банків Європи. Були розглянуті наступні методи:

нечітка нейронна мережа ANFIS; нечітка нейронна мережа TSK; нечітко-множинний метод урахування аргументів (НМГУА); регресійні моделі, Logit-модель, Probit-модель.

Період вхідних даних - 2007 рік (за 1 рік до можливого банкрутства). Порівняльний аналіз методів прогнозування фінансового стану банків Європи наведений в таблиці 13.

Таблиця 13. Порівняльний аналіз результатів прогнозування банкрутства банків Європи в залежності від методу прогнозування

Методика	Загальна кількість помилок	% помилок	Помилки 1-го роду	Помилки 2-го роду
ANFIS	4	8%	0	4
TSK	1	2%	0	1
НМГУА	2	4%	0	2
Регресійні	9	18%	4	5
LOGIT	8	16%	2	6
PROBIT	7	14%	2	5

Як можна побачити з таблиці, нечіткі моделі та методи дають кращі результати в порівнянні з чіткими.

За результатами експериментів зроблені наступні висновки:

1. При прогнозуванні за 1 рік до можливого банкрутства банків найкращий результат був отриманий при використанні нечіткої нейронної мережі TSK.
2. При використанні даних за більш ранні періоди (за 2 та 3 роки до можливого банкрутства) нечіткий метод групового урахування аргументів (НМГУА) показав найкращі результати серед всіх розглянутих методів. Таким чином, нечіткий МГУА доцільно використовувати для довгострокового прогнозування ризику банкрутства.

ВИСНОВКИ

Дисертаційна робота присвячена проблемі аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства підприємств та банків в умовах невизначеності на прикладі України з використанням нечітких моделей та алгоритмів.

В дисертації отримані наступні основні наукові результати.

1. Для аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства в умовах невизначеності запропоновано застосовувати нечіткі нейронні мережі із різними алгоритмами виведення.
2. Розроблено моделі й алгоритми для прогнозування ризику банкрутства підприємств на основі ННМ Мамдані й Цукамото, які відрізняються можливістю урахування неповної та нечіткої інформації.
3. Розроблено правила нечіткого висновку для ННМ Мамдані й Цукамото в задачі прогнозування ризику банкрутства підприємств та запропоновано спосіб скорочення розмірів нечіткої бази правил.
4. Отримало подальший розвиток застосування каскадних нео-фаззі нейронних мереж в задачах прогнозування ризику банкрутства та виконано аналіз їх ефективності в порівнянні з ННМ із висновками Мамдані та Цукамото.
5. Вперше запропоновано застосовувати ННМ ANFIS і TSK а також нечіткий МГУА для прогнозування ризику банкрутства банків та досліджено їх ефективність. Визначено набір найбільш адекватних показників для аналізу фінансового стану й прогнозування ризику банкрутства банків.
6. Проведено дослідження ННМ в задачах прогнозування ризику банкрутства підприємств та виконано порівняльний аналіз їх ефективності з класичними методами МДА та матричним методом О. Недосекіна. В результаті досліджень показано, що для підприємств України точність прогнозування ризику банкрутства методом Альтмана становить - 70-73%, матричним методом О. Недосекіна - 80%, із застосуванням каскадних нео-фаззі нейронних мереж - 85-86%, а ННМ Мамдані й Цукамото - 90%.

Практична цінність результатів дисертації полягає в тому, що застосування розроблених нечітких моделей і алгоритмів прогнозування ризику банкрутства підприємств та банків в умовах невизначеності дозволяє істотно підвищити точність прогнозування ризику банкрутства в порівнянні з класичними методами.

Реалізовані в роботі моделі та алгоритми були впроваджені в ТОВ “Компанія “Технології комунікацій” при реалізації проектів інформатизації українських та зарубіжних замовників.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Ови Нафас Агаи аг Гамиш, Зайченко Юрий. Анализ финансового состояния и прогнозирование риска банкротства корпораций в условиях неопределенности. International Journal “Information Models and Analysis”/ Vol.1, №4.- 2012.- pp. 336-348.
2. Юрий Зайченко, Ови Нафас Агаи аг Гамиш. Анализ финансового состояния и оценка кредитоспособности заемщиков – юридических лиц в условиях неопределенности. International Journal “Information Theories and Applications”, Vol. 21, Number 3, 2014.- с. 241-253.
3. Ови Нафас Агаи аг Гамиш, Юрий Зайченко. Прогнозирование риска банкротства корпораций в условиях неопределенности с использованием нечетких нейронных сетей. International Journal "Information Technologies & Knowledge", Volume 8, Number 4, 2014.-с. 313-324.
4. Ови Нафас Агаи аг Гамиш, Зайченко Ю.П., О. Войтенко. Анализ финансового состояния и прогнозирование риска банкротства банков.- Системні дослідження та інформаційні технології.- №2, 2015. – с. 58-72.

5. Ovi Nafas Aghaei Agh Ghamish (Iran), Yuriy Zaychenko, Olga Voitenko. Banks Financial State Analysis and Bankruptcy Forecasting. International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). Volume 4, Issue 6, December 2014. - p. 62-67.
6. Ovi Nafas Aghaei Agh Ghamish (Iran), Yuriy Zaychenko Comparative Analysis of Methods of Banks Bankruptcy Risk Forecasting under Uncertainty. International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). Volume 4, Issue 7, January 2015. - p. 183-188.
7. Ю.П. Зайченко, Ови Нафас Агаи Аг Гамиш. Исследование двойственной задачи оптимизации инвестиционного портфеля в нечетких условиях. Системні дослідження та інформаційні технології.-2011.-№3.-с.56-62.
8. Зайченко Ю.П. Ови Нафас Агаи Аг Гамиш. Исследование зависимости «доходность-риск» в задаче оптимизации нечеткого портфеля - Вісник НТУУ «КПІ», серія Інформатика, управління та обчислювальна техніка. - 2011-№ 53.- с.114-117.
9. Zaychenko Yu.P, Ovi Nafas Aghaei Agh Ghamish. Banks bankruptcy risk forecasting with application of fuzzy methods - << System Analysis and Information Technologies 17-th International Conference SAIT 2015, Kyiv, Ukraine, June 22-25, 2015 >>- с.137.
10. Зайченко Ю.П., Ови Нафас Агаи аг Гамиш. Анализ кредитоспособности заёмщиков-юридических лиц в условиях неопределённости << System Analysis and Information Technologies 16-th International Conference SAIT 2014, Kyiv, Ukraine, May 26-30, 2014>> - с.208.
11. Зайченко Ю.П, Ови Нафас Агаи Аг Гамиш. Сравнительный анализ методов прогнозирования риска банкротства в условиях неопределённости- << System Analysis and Information Technologies 14-th International Conference SAIT 2012, Kyiv, Ukraine, April 24, 2012>> - с.191.
12. Ovi Nafas Aghaei Agh Ghamish, Zaychenko Y.P. Fuzzy Methods of Banks Financial State Analysis and Bankruptcy Risk Forecasting Under Uncertainty - << International Conference, Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence, ISDMCI '2015, Conference proceedings, Kherson, KNTU, 2015, Ukraine >> - с. 238.

АНОТАЦІЯ

Агаї Аг Гаміш Ові Нафас. Прогнозування ризику банкрутства в промисловій та банківській сфері з використанням нечітких моделей та алгоритмів. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – Системи та засоби штучного інтелекту. - Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», Київ, 2015.

Дисертацію присвячено розробці моделей та алгоритмів аналізу фінансового стану та прогнозування ризику банкрутства підприємств та банків в умовах невизначеності, неповної та недостовірної інформації на прикладі економіки України. Проаналізовано класичні статистичні методи прогнозування ризику банкрутства підприємств на основі методів багатовимірного дискримінантного аналізу, зокрема метод Альтмана. Виявлено його недоліки та недоцільність використання в умовах економіки України, оскільки він базується на використанні достовірної інформації про стан підприємств.

Тому в роботі обгрунтовано використання для прогнозування ризику банкрутства в умовах неповноти та невизначеності нечітких нейронних мереж (НММ) з виведеннями Мамдані та Цукамото. В дисертації розроблено базу правил для вирішення задачі аналізу фінансового стану та прогнозування ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності для нейромереж Мамдані та Цукамото. Оскільки загальний розмір повної бази нечітких правил великий, що не дає можливості її навчання за короткий час, запропоновано спосіб скорочення розмірів бази правил та її наглядне представлення шляхом використання бальних оцінок. Розроблено алгоритми прогнозування ризику банкрутства підприємств з використанням ННМ Мамдані та Цукамото.

Далі в роботі розглянуто нео-фаззі каскадні мережі для аналізу фінансового стану та прогнозуванню ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності. Їх особливостями є відсутність бази правил висновку, а також те, що функції належності фіксовані і не потребують навчання, навчаються лише лінійні параметри – ваги зв'язків ННМ. Тому ці мережі мають прискорену збіжність навчання в порівнянні з ННМ з висновками Мамдані та Цукамото.

Проведено експериментальні дослідження запропонованих моделей та алгоритмів для прогнозування ризику банкрутства підприємств України та порівняльний аналіз з класичними методами. Результати експериментів показали, що точність прогнозування ризику банкрутства складає методом Альтмана - 68-70%, матричним методом - 80%, нео-фаззі каскадною нейромережею - 87%, а ННМ Мамдані та Цукамото -88-90 %.

В роботі також було досліджено проблему прогнозування ризику банкрутства в банківській сфері України в умовах невизначеності. Для вирішення цієї проблеми запропоновано використання ННМ TSK та ANFIS. Проведено експериментальні дослідження ефективності використання ННМ для прогнозування ризику банкрутства банків та порівняння зі статистичними моделями ARIMA, logit-model та probit-model, а також із нечітким МГУА. В результаті експериментів встановлено, що найбільшу точність прогнозування забезпечує використання ННМ TSK (2%) та нечіткого МГУА (4%), тоді як статистичні моделі мають точність: logit-model - 16%, probit-model - 14%) та ARIMA - 18%.

В процесі експериментів також було визначено адекватні фінансово-економічні показники банків для прогнозування ризику банкрутства.

Ключові слова: прогнозування, ризик банкрутства корпорацій, нечіткі нейронні мережі Мамдані та Цукамото, нео-фаззі каскадні мережі, TSK, ANFIS, нечіткий МГУА

АННОТАЦИЯ

Агаи Аг Гамиш Ови Нафас. Прогнозирование риска банкротства в промышленной и банковской сфере с использованием нечетких моделей и алгоритмов. - На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – Системы и средства искусственного интеллекта.- Национальный технический университет Украины « Киевский политехнический институт», Киев, 2015.

Диссертация посвящена разработке моделей и алгоритмов анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предприятий и банков в условиях неопределенности, неполной и недостоверной информации на примере экономики Украины. Проанализированы классические статистические методы прогнозирования риска банкротства предприятий на основе методов многомерного дискриминантного анализа, в частности метод Альтмана. Выявлено его недостатки и нецелесообразность использования в условиях экономики Украины, поскольку он базируется на использовании достоверной информации о состоянии предприятий. Поэтому в работе обосновано использование для прогнозирования риска банкротства в условиях неполноты и неопределенности нечетких нейронных сетей (ННС) с выводами Мамдани и Цукамото. В диссертации разработана база правил для решения задачи анализа финансового состояния и прогнозирования риска банкротства предприятий в условиях неопределенности для нейросетей Мамдани и Цукамото. Поскольку общий размер полной базы нечетких правил большой, что не дает возможности ее обучения за короткое время, предложен способ сокращения размеров базы правил и ее наглядное представление путем использования балльных оценок. Разработаны алгоритмы прогнозирования риска банкротства предприятий с использованием ННС Мамдани и Цукамото. Далее в работе рассмотрены каскадные нео-фаззи сети для прогнозирования риска банкротства предприятий в условиях неопределенности. Их особенностями является отсутствие базы правил вывода, а также то, что функции принадлежности фиксированные и не нуждаются в обучении, обучаются лишь линейные параметры – веса связей ННС. Поэтому эти сети имеют ускоренную сходимость обучения в сравнении с ННС Мамдани и Цукамото.

Проведены экспериментальные исследования предложенных моделей и алгоритмов для прогнозирования риска банкротства предприятий Украины и сравнительный анализ с классическими методами. Результаты экспериментов показали, что точность прогнозирования риска банкротства составляет методом Альтмана - 68-70%, матричным методом - 80%, нео-фаззи каскадной нейросетью - 87%, а ННМ Мамдани и Цукамото -88-90 %.

В работе также была исследована проблема прогнозирования риска банкротства в банковской сфере Украины в условиях неопределенности. Для решения этой проблемы предложено использование ННС TSK и ANFIS. Проведены экспериментальные исследования эффективности использования ННС для прогнозирования риска банкротства банков и сравнение со статистическими моделями ARIMA, logit-model и probit-model, а также с нечетким МГУА. В результате экспериментов установлено, что самую большую точность прогнозирования обеспечивает использование ННМ TSK (2%) и нечеткий МГУА (4%), тогда как статистические модели имеют точность: logit-model - 16%, probit-model - 14% и ARIMA - 18%. В процессе экспериментов были также определены адекватные финансово-экономические показатели банков для прогнозирования риска банкротства.

Ключевые слова: прогнозирование, риск банкротства корпораций, нечеткие нейронные сети Мамдани и Цукамото, TSK, ANFIS, нечеткий МГУА

ABSTRACT

Aghaei Agh Ghamish Ovi Nafas. Forecasting the risk of bankruptcy in the industrial and banking sphere using fuzzy models and algorithms. - Manuscript.

Thesis for scientific degree of candidate of technical sciences, specialty 05.13.23 - Systems and tools of artificial intelligence. - National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, 2015.

The thesis is devoted to the development of models and algorithms for analysis of financial state and forecasting of bankruptcy risk of enterprises and banks in condition of uncertainty, incomplete and unreliable information on the example of the Ukrainian economy. Classical statistical methods for predicting the risk of bankruptcy on the basis of multivariate discriminant analysis, in particular the method of Altman, are analyzed. It revealed its deficiencies and inappropriateness of its use in Ukraine's economy, since it is based on the use of reliable information on the state enterprises. Therefore, the use of fuzzy neural networks (FNN) with the conclusions Mamdani and Tsukamoto to forecast the risk of bankruptcy in the conditions of incompleteness and uncertainty is entirely justified. In the thesis rule base is developed for solving the problem of financial analysis and forecasting the risk of bankruptcy of enterprises for neural networks Mamdani and Tsukamoto. Since the total size of the comprehensive fuzzy rule base is great that does not allow its training in a short time, a method of reducing the size of the rule base and its visual representation through the use of scores is suggested. Algorithms for predicting the risk of bankruptcy of enterprises with FNN Mamdani and Tsukamoto are developed. Further in the paper the cascade neo-fuzzy network (CNFN) for predicting the risk of bankruptcy in condition of uncertainty is suggested. Its features is the absence of the rule base, as well as the fact that the membership functions are fixed and does not need training. Therefore, these networks have accelerated the convergence of training compared with FNN Mamdani and Tsukamoto. Experimental studies of the proposed models and algorithms for the forecasting of the risk of bankruptcy in Ukraine and comparative analysis with classical methods are presented. The experimental results showed that the accuracy of predicting the bankruptcy risk by Altmana- by 68-70%, matrix method - 80%, cascade neo-fuzzy neural network - 87% and FNN Mamdani and Tsukamoto - 88-90%.

The paper also studied the problem of forecasting the risk of bankruptcy in the banking sector of Ukraine in conditions of uncertainty. To solve this problem using FNN TSK and ANFIS is proposed. Experimental research of effectiveness of using FNN to predict the risk of bank failures and comparison with statistical models ARIMA, logit-model, probit-model and fuzzy GMDH are presented. The experiment established that the greatest prediction accuracy allows the use of FNN TSK (2%) and fuzzy GMDH (4%), while the statistical models: logit-model - 16%, probit-model -

14% and ARIMA - 18%. During the experiments adequate financial and economic indicators of banks to predict the risk of bankruptcy were determined.

Keywords: forecasting, the risk of bankruptcy of corporations, fuzzy neural networks Mamdani and Tsukamoto, cascade neo-fuzzy network, TSK, ANFIS, fuzzy GMDH