

ДІАГНОСТИКА ПЛАТОСПРОМОЖНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ТАКАГІ-СУГЕНО¹

Ю. В. Клебан

Магістр з економічної кібернетики,
викладач кафедри економіко-математичного моделювання
та інформаційних технологій

Національний університет «Острозька академія»
вул. Семінарська, 2, м. Острог, Рівненська обл., 35800, Україна
yuriy.kleban@oa.edu.ua

У статті запропоновано новий методологічний підхід до моделювання платоспроможності підприємств на базі нечіткої логіки. В рамках розробленого підходу побудовано економіко-математичну модель, базу нечітких знань якої сформовано відповідно до алгоритму виведення Такагі-Сугено. Подібні моделі на нечіткій логіці дозволяють здійснювати розподіл досліджуваних підприємств за класами шляхом застосування різних функціональних залежностей, які спрацьовують у тих чи інших умовах. Це дає можливість врахувати в моделі різні умови, що призводять до неплатоспроможності, та наділяє таку систему суттєвою гнучкістю та робастністю, підвищуючи ефективність моделювання. Результати проведених модельних експериментів продемонстрували, що модель виявляється здатною адекватно оцінити неплатоспроможність компаній, які за набором фінансових показників є стабільними і явних причин для їх майбутнього дефолту немає (статистика для проведення дослідження була отримана від комерційного банку, яким в результаті аналізу фінансової звітності всіх підприємств з наявної вибірки було прийнято рішення про видачу кредиту). Результати експериментів показали, що запропонований методологічний підхід до діагностики платоспроможності та виконання кредитних зобов'язань компаніями дозволяє з досить високою точністю визначити ненадійних позичальників-юридичних осіб. Отже, застосування подібного роду математичних моделей на основі нечіткої логіки у діяльності банківських установ та інвестиційних компаній може дозволити істотно підвищити точність оцінювання платоспроможності потенційного позичальника та мінімізувати ризики кредитора, що матиме позитивний вплив і на стабільність економіки країни в цілому.

Ключові слова. *Платоспроможність, прогнозування дефолту, юридична особа, нечітка логіка, нечіткий логічний висновок Такагі-Сугено, нейро-нечітка модель.*

¹ Публікація містить результати досліджень, проведених при грантовій підтримці Державного фонду фундаментальних досліджень за конкурсним проектом GP/F56/161 «Адаптивні технології інтелектуального аналізу кредитоспроможності українських підприємств»

ДИАГНОСТИКА ПЛАТЕЖЕСПОСОБНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ ТАКАГИ-СУГЕНО

Ю. В. Клебан

Магистр по экономической кибернетике,
преподаватель кафедры экономико-математического моделирования
и информационных технологий

Национальный университет «Острожская академия»
ул. Семинарская, 2, г. Острог, Ровенская обл., 35800, Украина
yuriy.kleban@oa.edu.ua

В статье предложен новый методологический подход к моделированию платежеспособности предприятий на базе нечеткой логики. В рамках разработанного подхода построена экономико-математическая модель, база нечетких знаний которой сформирована в соответствии с алгоритмом вывода Такаги-Сугено. Подобные модели на нечеткой логике позволяют осуществлять распределение исследуемых предприятий на классы посредством применения различных функциональных зависимостей, которые срабатывают в тех или иных условиях. Это дает возможность учесть в модели различные условия, приводящие к неплатежеспособности, и наделяет такую систему существенной гибкостью и робастностью, повышая эффективность моделирования. Результаты проведенных модельных экспериментов продемонстрировали, что модель является способной адекватно оценить неплатежеспособность компаний, которые по набору финансовых показателей являются стабильными и явных причин для их будущего дефолта нет (статистика для проведения исследования была получена от коммерческого банка, которым в результате анализа финансовой отчетности всех предприятий из предоставленной выборки было принято решение о выдаче кредита). Результаты экспериментов показали, что предложенный методологический подход к диагностике платежеспособности и выполнения кредитных обязательств компаниями позволяет с достаточно высокой точностью определить ненадежных заемщиков-юридических лиц. Таким образом, применение подобных математических моделей на основе нечеткой логики в деятельности банковских учреждений и инвестиционных компаний может позволить существенно повысить точность оценки платежеспособности потенциального заемщика и минимизировать риски кредитора, что окажет положительное влияние и на стабильность экономики страны в целом.

Ключевые слова. *Платежеспособность, прогнозирование дефолта, юридическое лицо, нечеткая логика, нечеткий логический вывод Такаги-Сугено, адаптивная нейро-нечеткая модель.*

DIAGNOSIS OF COMPANIES' BANKRUPTCY USING TAKAGI-SUGENO MODEL

Yuriy Kleban

Master's Degree in Economic Cybernetics
Lecturer of Department of Economic and Mathematical Modeling
and Information Technology

National University of Ostroh Academy
2 Seminarska Street, Ostroh, Rivne region, 35800, Ukraine
yuriy.kleban@oa.edu.ua

In this article new methodological approach to the modeling of solvency of enterprises on the basis of fuzzy logic is proposed. Within the limits of developed approach the new economic-mathematical model is built, which base of fuzzy knowledge is formed according to Takagi-Sugeno computational algorithm. Such models on fuzzy logic allow to accomplish the assignment of investigated enterprises according to the class, applying different functional dependencies, which work in some or other conditions. It gives the opportunity to consider various stipulations in this model, which lead to bankruptcy, and endues such system with major flexibility and robustness, increasing the effectiveness of modeling.

The results of developed model experiments demonstrated that the model is capable to estimate equally the insolvency of companies, which according to the financial indexes are stable and there are no evident reasons for their default in the future (the statistics for the research was received from commercial bank, which after the analysis of financial reporting of all available companies, made a decision to give a loan). The results of the experiment showed, that the proposed methodological approach to the diagnostics of solvency and fulfillment of credit obligations by companies allow to indicate insecure borrowers-legal entities. Thus, the use of such mathematical models based on fuzzy logic in the activity of bank institutions and investment companies could permit to increase substantially the accuracy of evaluating of solvency of potential borrower and minimize creditor's risks, and that will also have positive influence on the economy of the country in the whole.

Keywords. *Solvency, forecasting of default, legal entity, fuzzy logic, fuzzy inference of Takagi-Sugeno, neuro-fuzzy model.*

JEL Classification: C02, G33.

Актуальність

Нестабільна ситуація у фінансовому секторі країни, коли за останні півтора роки ліквідовано третину комерційних банків, змушує банки підвищувати вимоги до оцінки кредитоспроможності позичальників, звертаючи особливу увагу на точність прогнозування невиконання умов кредитного договору. Найбільшими позичальниками вітчизняних банків є підприємства. Так, згідно даних Асоціації українських банків [1], станом на 1 червня 2015 р. питома вага кредитів, наданих юридичним особам, становила 60,5 % у структурі кредитно-інвестиційного портфеля українських банків. У той же час, як свідчать дані Національного банку України [2], частка прострочених кредитів нефінансовими корпораціями склала 15,6 % від загального обсягу залишків за кредитами.

Отже, підвищення точності оцінки платоспроможності компаній за допомогою новітніх інтелектуальних методів і технологій дозволить банкам зменшити втрати фінансових ресурсів у зв'язку з несплатою кредиту або банкрутством підприємств-позичальників.

Аналіз останніх досліджень

Актуальні дослідження оцінки платоспроможності компаній можна розділити на кілька напрямків за методами економіко-математичного моделювання: статистичні (байєсівський метод, дискримінантний аналіз, методи лінійної та логістичної регресії, дерева класифікації, метод k найближчих сусідів) та нестатистичні методи (методи лінійного та цілочисельного програмування, нечітка логіка, нейронні мережі, експертні методи та ін.). Результати експериментів М. Д. Одома [3], А. В. Матвійчука [4, 5], О. М. Новоселецького та О. В. Якубець [6] з дослідження ефективності різноманітного математичного інструментарію вирішувати задачі класифікації в економіці показали, що оцінка фінансового стану і діагностика дефолту компаній моделями на нейронних мережах та нечіткій логіці перевершують за точністю дискримінантний аналіз та інші економетричні підходи. Досить широкий огляд підходів до діагностики банкрутства та оцінки платоспроможності із класифікацією методів дослідження проведено у роботі К. П. Раві [7]. У цьому дослідженні методи розді-

лені на вісім груп та особлива увага приділена відбору даних і порівнянню підходів до оцінки фінансового стану.

Окремо варто виділити з нестатистичних методів економіко-математичного моделювання інтелектуальний аналіз даних, який на даний момент набув значної популярності серед дослідників, про що свідчить велика кількість праць з даного напрямку [2—15]. Інтелектуальний аналіз став популярним, оскільки дозволяє визначати приховані зв'язки між параметрами, що призвели до кризи на підприємстві [8, 9]. У дослідженнях [4, 10—13] проводився аналіз ефективності нейро-нечітких підходів у моделюванні стійкості компаній. Результати проведених модельних експериментів показали суттєву перевагу над традиційними методами нових інтелектуальних підходів, зокрема моделей на базі нечіткого логічного висновку за алгоритмом Такагі-Сугено [14].

Метою даного дослідження є розробка нового методологічного підходу до діагностики платоспроможності підприємств на основі алгоритму нечіткого логічного висновку Такагі-Сугено. Для досягнення поставленої мети потрібно виконати ряд завдань:

- вивчити та проаналізувати результати актуальних досліджень вітчизняних і закордонних вчених відповідно до обраної тематики;
- розробити модель на основі нейро-нечіткого підходу;
- провести експерименти з побудованою моделлю із формуванням найбільш адекватних правил та налаштуванням на навчальній вибірці, а також її перевіркою на тестових даних.

Виклад основного матеріалу

Підприємства отримують від банку кредити після ретельного аналізу показників фінансово-економічної діяльності. Відповідно, їх можна вважати фінансово стійкими, адже ці показники відповідають критеріям банку та пройшли всебічне дослідження фахівцями з підрозділів ризик-менеджменту, по роботі з корпоративними клієнтами та низки інших підрозділів банку. Отже, теоретично такі компанії повинні повернути кредит. Проте, на практиці банк отримує високу частку платоспроможних клієнтів, які завдають збитки.

Важливо вказати на той факт, що сформована для проведення даного дослідження статистична вибірка містила якраз дані тільки бухгалтерської звітності і лише тих компаній, які отримали

кредит. Зважаючи, що відповідальні підрозділи банку перед наданням кредиту здійснювали аналіз фінансової стійкості підприємств, то саме за набором фінансових показників ці компанії є стійкими згідно критеріїв банку. Проте, протягом року після отримання кредиту частина підприємств із вибірки оголосили дефолт. Ідентифікація таких компаній на етапі видачі кредиту є важливим завданням для банків, адже це дозволить уникнути втрат грошових коштів.

Статистичні дані для побудови математичної моделі передбачення дефолту та аналізу майбутньої платоспроможності підприємств протягом року після отримання кредиту для проведення даного дослідження надано одним з провідних банків України. Початкова інформаційна база містить дані з балансу (форма 1) та звіту про фінансові результати (форма 2) щодо діяльності 440 юридичних осіб (з них 57 підприємств оголосили дефолт після декларації заявлених фінансових результатів, а 383 компанії продовжували працювати та виконувати кредитні зобов'язання). Крім кодів рядків балансу та звіту про фінансові результати, статистика містить також інформацію про стан компанії (чи був оголошений дефолт протягом року після видачі кредиту). Попередня оцінка статистичних даних показала, що явних зав'язків між вхідними показниками та фактом дефолту підприємства немає.

Основним економіко-математичним методом даного дослідження є адаптивна нейро-нечітка система на основі алгоритму Такагі-Сугено. Результати використання нейро-нечітких адаптивних систем у розв'язанні задач діагностування можливого банкрутства підприємств показали високу точність та описову здатність таких моделей [10—14].

Першочерговою задачею при побудові моделі є визначення переліку вхідних факторів. На основі статистичних даних з фінансової звітності підприємств є можливість розрахувати набір коефіцієнтів, наведених у табл. 1, що стануть вхідними показниками моделі на нечіткій логіці.

Підготовка даних до використання в моделі передбачала очищення, нормалізацію та попередній аналіз. Після детального вивчення зав'язків між вхідними показниками та індикатором банкрутства протягом року, автору не вдалось відібрати обмежену кількість найбільш значущих коефіцієнтів, які б формували входи моделі. Це пов'язано із відсутністю явних зав'язків між фінан-

совим станом і дефолтом підприємства протягом року. Тому було прийнято рішення для моделі діагностики платоспроможності юридичних осіб використати усі 21 коефіцієнти ($X_1 - X_{21}$) з табл. 1 у якості вхідних факторів. Також варто зазначити, що для моделей на основі нечіткої логіки немає необхідності забезпечення відсутності мультиколінеарності [15, с. 301], тому використання повного набору коефіцієнтів не призведе до зміщення оцінок параметрів моделі та зниження її адекватності.

Таблиця 1

**НАБІР ПОКАЗНИКІВ ДЛЯ ОЦІНКИ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ
ЮРИДИЧНИХ ОСІБ**

Позначення	Коефіцієнт	Формула ¹
X_1	Зносу основних засобів	$\text{ф.1 } 032 / \text{ф.1 } 031$
X_2	Загальної ліквідності	$\text{ф.1 } 280 / \text{ф.1 } 620$
X_3	Швидкої ліквідності	$\text{ф.1 } (160 + 230) / \text{ф.1 } 620$
X_4	Мобільності активів	$\text{ф.1 } 260 / \text{ф.1 } 080$
X_5	Оборотності оборотних активів	$\text{ф.2 } 035 / \text{ф.1 } 260$
X_6	Оборотності кредиторської заборгованості	$\text{ф.2 } 035 / \text{ф.1 } 620$
X_7	Оборотності власного капіталу	$\text{ф.2 } 035 / \text{ф.1 } 380$
X_8	Фінансової автономії	$\text{ф.1 } 380 / \text{ф.1 } 280$
X_9	Фінансової залежності	$\text{ф.1 } 280 / \text{ф.1 } 380$
X_{10}	Поточної заборгованості	$\text{ф.1 } 620 / \text{ф.2 } 280$
X_{11}	Оборотності основних засобів	$\text{ф.2 } 035 / \text{ф.1 } 030$
X_{12}	Покриття (загальний)	$\text{ф.1 } 260 / \text{ф.1 } 620$
X_{13}	Окупності активів	$\text{ф.1 } 280 / \text{ф.2 } 035$
X_{14}	Покриття активів	$\text{ф.2 } 035 / \text{ф.1 } 280$
X_{15}	Покриття інвестицій	$\text{ф.1 } (380 + 160) / \text{ф.1 } 280$

¹ Позначення параметрів формули розрахунку (ф.1 — баланс, ф.2 — звіт про фінансові результати).

Закінчення табл. 1

Позначення	Коефіцієнт	Формула
X_{16}	Фінансового ризику	$\phi.1 (430 + 480 + 620) / \phi.1 380$
X_{17}	Маневреності власного капіталу	$\phi.1 (380 - 080) / \phi.1 380$
X_{18}	Забезпеченості власними оборотними засобами	$\phi.1 (260 - 620) / \phi.1 260$
X_{19}	Оборотності дебіторської заборгованості	$\phi.2 035 / \phi.1 160$
X_{20}	Концентрації залученого капіталу	$\phi.1 (480 + 620) / \phi.1 280$
X_{21}	Покриття боргів власним капіталом	$\phi.1 380 / \phi.1 (430 + 480 + 620)$
R	Індикатор банкрутства підприємства протягом року	0, якщо фінансово стійке, або 1, якщо стало банкрутом

Джерело: [15]

Варто відмітити, що центральним моментом обчислень у моделях з використанням нечіткої логіки є алгоритм виведення, що працює на основі бази логічних правил. Нечітке логічне виведення — це апроксимація залежності «входи-виходи» на основі лінгвістичних висловлювань типу «якщо-тоді» і логічних операцій над нечіткими числами [16]. Загальна структура нечіткого логічного виведення має вигляд, представлений на рис. 1.

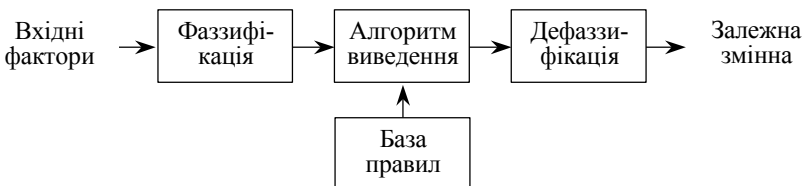


Рис. 1. Загальна схема системи нечіткого логічного виведення

Алгоритм нечіткого логічного виведення, наведений на рис. 1, передбачає наявність таких складових:

- фаззифікація – встановлення для кількісного значення вхідного фактора міри належності до кожного терму лінгвістичної змінної;
- база знань – сукупність правил виведення у форматі «якщо-тоді»;
- машина або алгоритм виведення – спосіб визначення залежності між вхідними та вихідними лінгвістичними змінними на основі бази знань;
- дефаззифікація — перетворення визначеної лінгвістичної оцінки вихідної змінної у відповідне кількісне значення.

Розглянемо коротко етапи побудови моделі основи згідно алгоритму нечіткого логічного висновку Такагі-Сугено.

На першому етапі моделювання відбувається формування лінгвістичних змінних моделі, які дозволяють словесно описати усі вхідні фактори та результируючий показник (для поточного дослідження сформовано 21 вхідну лінгвістичну змінну та 1 вихідну, відповідно до табл. 1). Також для кожної лінгвістичної змінної формується набір нечітких термів, які описуються квазідзвоноподібною функцією належності:

$$\mu^T(X) = \frac{1}{1 + \left(\frac{X - b_T}{c_T} \right)^2}, \quad (1)$$

де T — нечіткий терм лінгвістичної змінної; X — кількісне значення змінної; c_T — коефіцієнт концентрації-розтягування функції належності; b_T — координата максимуму функції ($\mu^T(b_T) = 1$).

Другий етап побудови моделі передбачає формування набору правил виведення, які можуть бути встановлені як на основі експертних знань, так і спеціальних алгоритмів видобутку закономірностей у структурі вхідних даних.

У алгоритмі Такагі-Сугено виходом за кожним правилом є деяка функція від вхідних факторів, а не лінгвістична змінна як, наприклад, у алгоритмі Мамдані.

Формування набору правил у даному дослідженні здійснювалось у середовищі Fuzzy Logic ToolBox на основі методу суб-

страктивної кластеризації [16—18], який дозволяє за один прохід визначити кількість кластерів у наборах даних і сформуванати з них нечіткі множини, які позначаються відповідними термами лінгвістичних змінних.

Таблиця 2

ЗАГАЛЬНИЙ ВИГЛЯД НЕЧІТКОЇ БАЗИ ЗНАТЬ СУГЕНО

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Результуюча змінна
	X_1	X_2	$\dots X_i \dots$	X_n	y
1	a_1^1	a_2^1	a_i^1	a_n^1	$f_1(X_1, X_2, \dots, X_n)$
2	a_1^2	a_2^2	a_i^2	a_n^2	$f_2(X_1, X_2, \dots, X_n)$
...
K	a_1^K	a_2^K	a_i^K	a_n^K	$f_K(X_1, X_2, \dots, X_n)$

Тут a_i^k — лінгвістична оцінка показника X_i у k -му рядку бази знань, $k = 1, K$, яка вибирається із терм-множини A_i , $i = 1, n$, відповідної вхідної змінної.

Наступний етап конструювання моделі Такагі-Сугено передбачає налаштування її параметрів на навчальній вибірці. Цей етап дозволяє суттєво покращити описову здатність моделі через коригування параметрів функцій належності вхідних змінних і розрахункових функцій результуючого показника.

На останньому етапі здійснюється процес моделювання кредитоспроможності підприємства на основі значень його пояснюючих змінних. Для системи нечіткого логічного виведення типу Такагі-Сугено характерна така послідовність дій:

1. Після введення вхідних факторів у модель відбувається розрахунок значення функції належності виходу по кожному з правил бази знань шляхом реалізації операції перетину функцій належності всіх пояснюючих змінних до встановлених для них у кожному правилі термів:

$$\mu_k(X_1, X_2, \dots, X_n) = \mu^{a_1^k}(X_1) \cdot \mu^{a_2^k}(X_2) \cdot \dots \cdot \mu^{a_n^k}(X_n), \quad k = \overline{1, K}. \quad (2)$$

2. По кожному правилу здійснюється розрахунок функції вихідної змінної з урахуванням кількісних значень вхідних показників:

$$y_k = f_k(X_1, X_2, \dots, X_n), \quad k = \overline{1, K}. \quad (3)$$

Для реалізації функціональних залежностей (3) в алгоритмі Такагі-Сугено найбільш часто застосовується лінійна регресійна функція.

3. Вихід системи обчислюється як нормалізована зважена сума виходів усіх правил:

$$y = \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k(X_1, X_2, \dots, X_n) y_k}{\sum_{k=1}^K \mu_k(X_1, X_2, \dots, X_n)}. \quad (4)$$

Експериментальне дослідження побудованої моделі Такагі-Сугено

Для конструювання та налаштування параметрів нечіткої моделі Такагі-Сугено навчальну вибірку було сформовано рівномірно за класами: 49 платоспроможних і 49 дефолтних підприємств. Перевірка адекватності та тестування точності моделі здійснювались на тестовій вибірці (на якій модель не навчалась), сформованій з 9 стабільних компаній та 9 підприємств, що протягом року після звітування з показниками (X_1, X_2, \dots, X_n) оголосили дефолт. Для побудови та тестування моделі оцінювання платоспроможності юридичних осіб було використано редактор ANFIS з пакету Fuzzy Logic ToolBox, результат моделювання в якому на тестовій вибірці наведено на рис. 2.

На рис. 3 зображено результати тестування моделі після генерації набору термів для лінгвістичних змінних і бази правил, але ще до навчання¹ (на цьому етапі модель уже працює). По осі абсцис відкладені підприємства — 9 перших відповідають стабіль-

¹ Під навчанням моделі тут мається на увазі оптимізація параметрів функцій належності нечітких термів для підвищення точності ідентифікації платоспроможності підприємств.

ним компаніям, а 9 наступних — за якими оголошено дефолт протягом року від декларації заявлених фінансових результатів. По осі ординат на рис. 3 відкладена оцінка рівня платоспроможності — суцільною лінією позначений реальний стан підприємств (0 — для платоспроможних та 1 — для дефолтних), а точками — результат оцінювання фінансового стану компаній із застосуванням нечіткої моделі Такагі-Сугено.

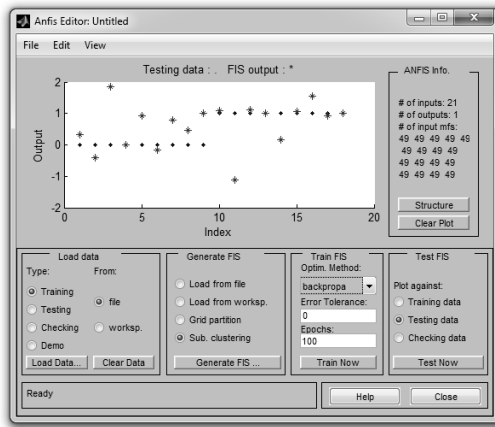


Рис. 2. Моделювання платоспроможності компаній у редакторі ANFIS з пакету Fuzzy Logic ToolBox

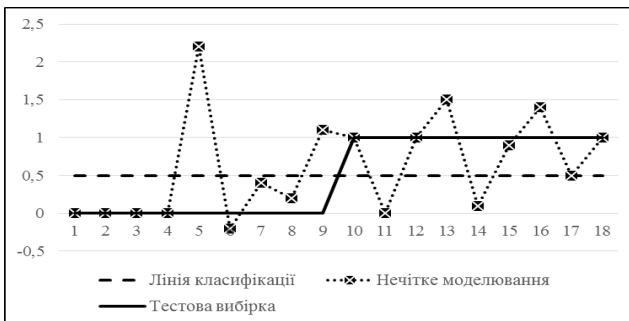


Рис. 3. Результати тестування розробленої моделі після генерації набору термів і до навчання

Штриховою лінією на рис. 3 позначено лінію розділу між двома класами — стабільних і дефолтних компаній. Тобто, оцінка стану підприємства побудованою моделлю, що дорівнюватиме 0,5 і вище, буде інтерпретована як компанія, за якою ймовірно буде оголошено дефолт (відповідність вихідній змінній 1). Якщо отримана моделлю оцінка нижче 0,5, то компанія вважається стабільною (належить до класу 0). Точність ідентифікації як дефолтних підприємств з тестової вибірки, так і надійних, моделлю без навчання склала 77,8 %. Варто зауважити, що лінія класифікації (штрихова), проведена на рис. 3 за ординатою на рівні 0,5, визначає рівень підозрілості особи, що приймає рішення відносно кредитного ризику позичальника. Так, за необхідності шляхом переносу лінії класифікації можна підвищити підозрілість моделі, тобто зменшити альфа-помилку класифікації (кількість компаній, які оголосили дефолт та які було розпізнано моделлю як стабільні), але за умови відповідного зростання бета-помилки (неправильно діагностованих платоспроможних компаній). У такому разі банк недоотримає прибуток від співпраці з деякими стабільними підприємствами, але зменшить втрати у результаті дефолту позичальників.

На рис. 4 зображено результати тестування нечіткої моделі Такагі-Сугено після її навчання на реальних даних.

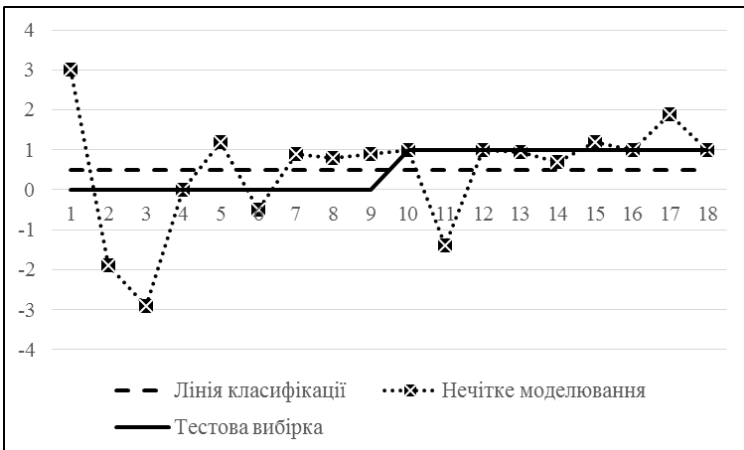


Рис. 4. Результати тестування розробленої моделі Такагі-Сугено після оптимізації на реальних даних

Оскільки оцінка стану підприємства, що дорівнюватиме 0,5 і вище, інтерпретується як компанія, за якою ймовірно буде оголошено дефолт, а при значенні оцінки нижче 0,5 компанія вважається стабільною, то на основі результатів моделювання, наведеного на рис. 4, здійснимо точну класифікацію по лінії розділу між класами: усі значення більші 0,5 перетворимо до 1, а менші — до 0. Результат такого розподілу наведено на рис. 5.

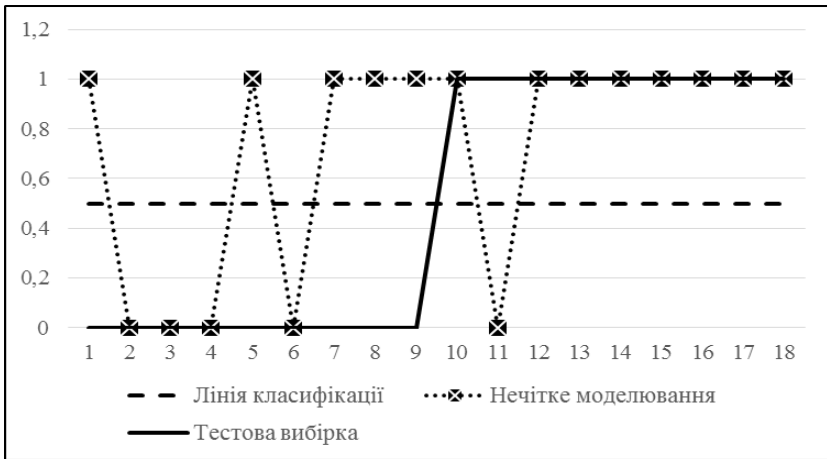


Рис. 5. Результати класифікації підприємств за рівнем платоспроможності на тестовій вибірці

Як видно з рис. 5, модель досить точно діагностувала підприємства, що оголосили дефолт і не змогли виконати зобов'язання перед банком. Проте було допущено досить значну помилку визначення платоспроможних підприємств з тестової вибірки. Таким чином, загальна точність класифікації позичальників-юридичних осіб за рівнем платоспроможності при перевірці моделі на тестовій вибірці сягнула 66,7 %. Точність ідентифікації неплатоспроможних (дефолтних) підприємств становить 88,9 %, а, отже, модель після навчання зменшила альфа-помилку класифікації, хоч і за рахунок збільшення бета-помилки. Підкреслимо, що це є результатом передбачення можливого дефолту підприємств саме на тестовій вибірці, тобто на якій модель не навчалась.

Висновки

Проведене дослідження показало, що підхід до прогнозування дефолту юридичних осіб на основі адаптивної нейро-нечіткої моделі типу Такагі-Сугено дозволяє отримати досить точні результати класифікації підприємств за рівнем їх платоспроможності. Причому модель виявляється здатною адекватно оцінити неплатоспроможність компаній, які за набором фінансових показників є стабільними і явних причин для їх майбутнього дефолту немає (банком у результаті аналізу їх фінансової звітності було прийнято рішення про видачу кредиту).

За результатами дослідження можна зробити висновок, що переважна більшість підприємств, що стали банкрутами, не мали фінансових проблем, і згортання їх діяльності пов'язане з іншими факторами, щодо яких інформація в отриманій для моделювання статистиці була відсутня. З огляду на це зауважимо, що є сенс будувати моделі оцінювання кредитоспроможності юридичних осіб, що враховують також й інші показники діяльності підприємств (наприклад, галузь, вік і стать керівника, кредитну історію, плинність кадрів, зв'язки з політиками тощо), а також умови кредиту (тип кредиту, розмір і термін погашення, якість забезпечення тощо). Проте в рамках даного дослідження інформацію у такому вигляді не вдалось отримати від банківських установ.

Як підсумок дослідження можна сказати, що розроблений методологічний підхід до ідентифікації рівня платоспроможності позичальників-юридичних осіб на основі алгоритму Такагі-Сугено дозволяє досить точно діагностувати проблемні компанії ще на етапі попередньої оцінки, а також обмежити збитки банків від неповернення кредитів боржниками.

Література:

1. Показники діяльності банків за станом на 01.06.2015: фінансовий результат, депозити юридичних осіб, депозити фізичних осіб, структура кредитно-інвестиційного портфелю, активи та зобов'язання, капітал банків (млн. грн.): [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://aub.org.ua/index.php?option=com_content&task=view&id=10792&menu=104&Itemid=112.

2. Додаток до Статистичного бюлетеня Національного банку України: [Електронний ресурс]. — Режим доступу : <http://www.bank.gov.ua/doccatalog/document?id=57446>.

3. *Odom M.* A neural network model for bankruptcy prediction / M. Odom, R. Sharda // International Joint Conference on Neural Networks. — 1990. — № 2. — P. 163—168.

4. *Матвійчук А. В.* Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці.— 2013.— № 2.— С. 71—118.

5. *Matviychuk A.* Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches // Fuzzy Economic Review. — 2010. — № 1.— P. 21—38.

6. *Новоселецький О. М., Якубець О. В.* Моделювання кредитоспроможності юридичних осіб на основі дискримінантного аналізу та нейронних мереж // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці.— 2014.— № 3.— С. 120—150.

7. *Ravi K. P.* Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques — A review / K. P. Ravi, V. Ravi // European Journal of Operational Research. — 2007. — Vol. 180. — Issue 1. — P. 1—28.

8. *Arora N.* Bankruptcy prediction of financially distressed companies using independent component analysis and fuzzy support vector machines / N. Arora, J. R. Saini // International Journal of Research in Computer and Communication Technology. — 2014. — Vol. 3. — № 8. — P. 42—48.

9. *Olson D.* Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction / D. Olson, D. Delen, Y. Meng // Decision Support Systems. — 2012. — № 52 (2). — P. 464-473.

10. *Vlachos D.* Neuro-Fuzzy Modeling in Bankruptcy Prediction / D. Vlachos, Y. Toliaas // The Yugoslav Journal of Operations Research. — 2003. — № 13 (2). — P. 165—174.

11. *Boussabaine A. A.* Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy / A. Boussabaine, M. Wanous // Business Applications of Neural Networks: the State-of-the-Art of real World Applications. World Scientific. — 2000. — С. 55—72.

12. Bankruptcy Prediction through Artificial Intelligence / Y. Goletsis, C. Papaloukas, T. Exarhos, C. Katsis // Encyclopedia of Information Science and Technology, 2nd Edition. — Hershey, PA: IGI Global. — 2009. — С. 308—314.

13. *Zanganeh T.* Applying Adaptive Neuro-Fuzzy Model for Bankruptcy Prediction / T. Zanganeh, M. Rabiee, Z. Masoud // International Journal of Computer Applications. — 2011. — № 20. — P. 15—21.

14. *Takagi T.* Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. — 1985. — № 1. — Vol. 15. — P. 116—132.

15. *Матвійчук А. В.* Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: Монографія.— К.: КНЕУ, 2011.— 439 с.

16. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами Matlab. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 288 с.
17. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде Matlab и FuzzyTECH. — СПб.: БХВ-Петербург, 2005. — 736 с.
18. Chiu S. Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation / S. Chiu // *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. — 1994. — № 3. — Vol. 2. — P. 267—278.

References:

1. Asotsiatsiya Ukrainskykh bankiv. (2015). Pokaznyky diialnosti bankiv za stanom na 01.02.2014: finansovy rezultat, depozyty yurydychnykh osib, depozyty fizychnykh osib, struktura kredytno-investytsiinoho portfeliu, aktyvy ta zoboviazannia, kapital bankiv (mln. hrn.). *AUB.ORG.UA*. Retrieved June 1, 2015, from http://aub.org.ua/index.php?option=com_content&task=view&id=10792&menu=104&Itemid=112 [in Ukrainian].
2. Nationalnyi bank Ukrainy. (2014). Dodatok do Statystychnoho biuletenu Natsionalnogo banku Ukrainy. *BANK.GOV.UA*. Retrieved May 08, 2015, from <http://www.bank.gov.ua/doccatalog/document?id=57446> [in Ukrainian].
3. Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 163—168.
4. Matviychuk, A. V. (2013). Nechitki, neiromerezhevi ta dyskrymantni modeli diagnostuvannia mozhyvosti bankrutstva pidpriemstv. *Neuro-nechitki technologii modeluvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 2, 71—118 [in Ukrainian].
5. Matviychuk, A. (2010). Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches. *Fuzzy Economic Review*, 15(1), 21—38.
6. Novoseletsyy, O., & Yakubets, O. (2014) Modelyuvannya kreditospromozhnosti yurydychnykh osib na osnovi dyskrymantnogo analizu ta neironnykh merezh. *Neuro-nechitki technologii modeluvannia v ekonomitsi (Neuro-fFuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 3, 120-150 [in Ukrainian].
7. Ravi, K. P., & Ravi V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques — A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1—28.
8. Arora, N., & Saini, J. R. (2014). Bankruptcy prediction of financially distressed companies using independent component analysis and fuzzy support vector machines. *International Journal of Research in Computer and Communication Technology*, 8(3), 42—48.
9. Olson, D. L., Delen, D., & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52(2), 464—473.

10. Vlachos, D., & Toliás, Y. A. (2003). Neuro-Fuzzy Modeling in Bankruptcy Prediction. *The Yugoslav Journal of Operations*, 13(2), 165—174.
11. Boussabaine, A. H., & Wanous, M. (2000). A Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy. In P. J. G. Lisboa, B. Edisbuty, & A. Vellido (Eds.), *Business Applications of Neural Networks: the State-of-the-Art of real World Applications*. World Scientific.
12. Goletsis, Y., Papaloukas, C., Exarhos, Th., & Katsis, C. D. (2009). *Bankruptcy Prediction through Artificial Intelligence*. In *Encyclopedia of Information Science and Technology, 2nd Edition*. Hershey, PA: IGI Global.
13. Zanganeh, T., Rabiee, M., & Masoud, Z. (2011). Applying Adaptive Neuro-Fuzzy Model for Bankruptcy Prediction. *International Journal of Computer Applications*, 20(3), 15—21.
14. Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 15(1), 116—132.
15. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka logika*. Kyiv : KNEU [in Ukrainian].
16. Shtovba, S. D. (2007). *Proyektirovaniye nechetskikh sistem sredstvami MATLAB*. Moscow: Goryachayaliniya — Telekom [in Russian].
17. Leonenkov A. V. (2005). *Nechetkoe modelirovanie v sredeMatlab i fuzzyTECH*. SPb.: BHV-Peterburg [in Russian].
18. Chiu, S. (1994). Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2(3), 267—278.

Стаття надійшла до редакції 05.06.2015