

**Юрій Вікторович КЛЕБАН**

аспірант кафедри економіко-математичного моделювання,  
Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана,  
E-mail: yura.kleban@oa.edu.ua

**ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕФОЛТУ ПІДПРИЄМСТВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ АЛГОРИТМУ  
НЕЧІТКОГО ЛОГІЧНОГО ВИСНОВКУ СУГЕНО**

Клебан, Ю. В. Прогнозування дефолту підприємств із застосуванням алгоритму нечіткого логічного висновку Сугено [Текст] / Юрій Вікторович Клебан // Економічний аналіз : зб. наук. праць / Тернопільський національний економічний університет; редкол. : В. А. Дерій (голов. ред.) та ін. – Тернопіль : Видавничо-поліграфічний центр Тернопільського національного економічного університету “Економічна думка”, 2014. – Том 18. – № 2. – С. 153-160. – ISSN 1993-0259.

**Анотація**

У статті описано методологічний підхід та експеримент з оцінки неплатоспроможності компаній на базі нечіткого логічного висновку за алгоритмом Сугено. До початку прикладного експерименту опрацьовано результати наукових досліджень відповідно до обраної тематики. Розглянуті роботи підтвердили судження про можливість та змістовність використання адаптивної нечіткої нейронної мережі на базі алгоритму Сугено для діагностики дефолту та неплатоспроможності підприємств. Також у роботі описано зміст, математичний апарат нечіткої логіки та алгоритму виведення Сугено, який став основою методологічного підходу до прогнозування несплати кредиту юридичними особами. Порівняльний аналіз точності моделей з різним обсягом вибірки, а також з проведенням оптимізації моделі показав, що навчання суттєво підвищує точність розробленої моделі. Результати проведеного дослідження підтвердили досить високу точність створеної моделі, а також можливість використання обраного підходу на основі нечіткої логіки до моделювання та прогнозування дефолту юридичних осіб, що може бути використано банківськими установами у своїй діяльності.

**Ключові слова:** неплатоспроможність; кредитоспроможність; прогнозування банкрутства; нечітка логіка; нечіткий логічний висновок Сугено; адаптивна нейро-нечітка модель.

**Yuriy Victorovych KLEBAN**

PhD Student,  
Department of Economics and Mathematical Modeling,  
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman  
Email: yura.kleban@oa.edu.ua

**PREDICTION OF DEFAULT OF ENTERPRISES WITH THE USE OF SUGENO-TYPE FUZZY  
INFERENCE ALGORITHM**

**Abstract**

This article describes the methodological approach and experiment to assess the insolvency of company on the basis of fuzzy logic conclusion according to Sugeno-type algorithm. Prior to the applied experiment the results of scientific researches on the chosen topic are analysed. These works confirmed the judgments about the possibility and meaningfulness of use of adaptive fuzzy neural network on the basis of Sugeno-type algorithm for the diagnosis of default and insolvency. Also it has been described the content, mathematical apparatus of fuzzy logic and algorithm which has been discovered by Sugeno. It has become the basis of methodological approach to forecasting of non-payment of credit by the entities. Comparative analysis of the accuracy of models with different sample sizes, as well as conduction of model optimization has showed that training significantly increases the accuracy of the developed model. The results of the study confirmed a high accuracy of created model. They have also grounded the use of the chosen approach on the basis of fuzzy logic as for the modeling and forecasting of default of legal entities that can be used by banking institutions in their work.

**Keywords:** insolvency; creditworthiness; bankruptcy prediction; fuzzy logic; Sugeno-type fuzzy logical conclusion;

© Юрій Вікторович Клебан, 2014

### **Вступ**

В умовах нестабільної ситуації у країні банківські установи намагаються підвищити ефективність оцінки кредитоспроможності позичальників та точність прогнозування несплати кредиту за умовами договору. Серед проблем, які повинен врахувати банк у вирішенні завдання оцінки неплатоспроможності юридичної особи, є не лише оцінка фінансового стану підприємства, а й інші причини: штучне банкрутство, шахрайство, зміна ринкових умов тощо.

Підвищення точності оцінки фірм за допомогою новітніх інтелектуальних моделей дозволить банку уникнути втрат фінансових ресурсів у зв'язку із несплатою кредиту або банкрутством підприємства.

Щодо сучасних досліджень даної тематики, то їх можна поділити на кілька напрямків за методами економіко-математичного моделювання: дискримінантний аналіз, нечітка логіка, нейронні мережі, data mining. У роботах Одома М. [1], Матвійчука А. [2] результати експериментів показали, що оцінка фінансового стану і прогнозування банкрутства на нейронних мережах та нечіткій логіці перевершують у точності дискримінантний аналіз. Досить широкий огляд підходів до діагностики банкрутства, а отже, і оцінки платоспроможності із класифікацією методів дослідження проведено у роботі [3]. У цій праці методи поділені на 8 груп, а також особлива увага звертається на відбір даних та порівняння методів оцінки фінансового стану. Також останнім часом у значній кількості досліджень використовуються методи інтелектуального аналізу даних, який дозволяє визначати приховані зв'язки між параметрами, що призвели до кризи у компанії [4-5]. У дослідженнях [2; 6-8] проводився аналіз та порівняння нейро-нечітких підходів до моделювання стійкості компаній. Результати досліджень показали суттєву перевагу над традиційними методами нових інтелектуальних підходів, зокрема моделі на базі нечіткого логічного висновку за алгоритмом Сугено.

Варто зазначити, що під час побудови моделей оцінки кредитоспроможності підприємств вибірка містить різні за класом стійкості фірми: стабільні, нестабільні (які на момент оцінки уже стали банкрутами). Для поточного дослідження важливо вказати на той факт, що сформована статистична вибірка містить дані бухгалтерської звітності 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 однозначно стійкими. Проте протягом року після отримання кредиту частина фірм із вибірки оголосили про банкрутство. Ідентифікація таких фірм на етапі видачі кредиту є важливим завданням для банків, адже це дозволить уникнути втрат грошових коштів.

### **Мета та завдання статті**

Метою дослідження є розробка нового методологічного підходу до прогнозування дефолту підприємств на основі алгоритму нечіткого логічного висновку Сугено. Для досягнення поставленої мети потрібно виконати низку завдань:

- вивчити та проаналізувати результати актуальних досліджень вітчизняних та закордонних вчених відповідно до обраної тематики;
- розробити модель на основі нейро-нечіткого підходу;
- провести експерименти з моделлю з налаштуванням правил та навчанням на тренувальній вибірці, а також її перевірка на тестових даних.

### **Виклад основного матеріалу дослідження**

Підприємства, які отримують кредит за набором формальних показників, є фінансово стійкими, а отже, теоретично повинні повернути кредит. Проте на практиці банк отримує високу частку неплатоспроможних клієнтів, які завдають збитки. Статистичні дані для побудови математичної моделі передбачення дефолту підприємств протягом року після отримання кредиту 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). Крім кодів рядків балансу та звіту про фінансові результати, статистика містить також інформацію про банкрутство компанії протягом року після видачі кредиту. Попередня оцінка статистичних даних показала, що явних зв'язків між вхідними показниками та фактом банкрутства підприємства немає.

Основним економіко-математичним методом нашого дослідження є адаптивна нейро-нечітка система виведення (алгоритм Сугено). Результати використання нейро-нечітких адаптивних систем у

розв'язанні задач діагностування можливого банкрутства підприємств показали високу точність та описову здатність моделей [6; 7; 9; 10].

Першочерговою задачею при побудові моделі є визначення переліку вхідних факторів. На основі статистичних даних є можливість визначити набір коефіцієнтів (таблиця 1), що стануть вхідними показниками моделі на нечіткій логіці. Підготовка даних до використання передбачала очищення, нормалізацію та попередній аналіз. Після детального вивчення зв'язків між вхідними показниками та індикатором банкрутства протягом року нам не вдалося відібрати обмежену кількість коефіцієнтів, які б формували входи моделі. Це пов'язано із відсутністю явних зв'язків між фінансовим станом та дефолтом підприємства протягом року. Тому прийнято рішення для моделі використати усі 21 коефіцієнти (K1-K21) з табл. 1 у якості вхідних факторів.

**Таблиця 1. Набір показників для оцінки кредитоспроможності юридичних осіб\***

№	Позначення	Опис коефіцієнта	Формула <sup>1</sup>
1	K1	Зношення основних засобів	$\phi. 1\ 032 / \phi. 1\ 031$
2	K2	Загальної ліквідності	$\phi. 1\ 280 / \phi. 1\ 620$
3	K3	Швидкої ліквідності	$\phi. 1(160+230) / \phi. 1\ 620$
4	K4	Мобільності активів	$\phi. 1\ 260 / \phi. 1\ 080$
5	K5	Оборотності оборотних активів	$\phi. 2\ 035 / \phi. 1\ 260$
6	K6	Оборотності кредиторської заборгованості	$\phi. 2\ 035 / \phi. 1\ 620$
7	K7	Оборотності власного капіталу	$\phi. 2\ 035 / \phi. 1\ 380$
8	K8	Фінансової автономії	$\phi. 1\ 380 / \phi. 1\ 280$
9	K9	Оборотності оборотних активів	$\phi. 1\ 280 / \phi. 1\ 380$
10	K10	Оборотності кредиторської заборгованості	$\phi. 1\ 620 / \phi. 1\ 280$
11	K11	Оборотності власного капіталу	$\phi. 2\ 035 / \phi. 1\ 030$
12	K12	Фінансової автономії	$\phi. 1\ 260 / \phi. 1\ 620$
13	K13	Оборотності оборотних активів	$\phi. 1\ 280 / \phi. 2\ 035$
14	K14	Оборотності кредиторської заборгованості	$\phi. 2\ 035 / \phi. 1\ 280$
15	K15	Оборотності власного капіталу	$\phi. 1(380+160) / \phi. 1\ 280$
16	K16	Фінансової автономії	$\phi. 1(430+480+620) / \phi. 1\ 380$
17	K17	Маневровості власного капіталу	$\phi. 1(380-080) / \phi. 1\ 380$
18	K18	Забезпеченості власними оборотними засобами	$\phi. 1(260-620) / \phi. 1\ 260$
19	K19	Оборотності дебіторської заборгованості	$\phi. 2\ 035 / \phi. 1\ 160$
20	K20	Концентрації залученого капіталу	$\phi. 1(480+620) / \phi. 1\ 280$
21	K21	Покриття боргів власним капіталом	$\phi. 1\ 380 / \phi. 1(430+480+620)$
22	R	Індикатор банкрутства підприємства протягом року, 1 – банкрут, 0 – фінансово стійкий	0 або 1

\* За даними [11]

Наступним етапом побудови моделі на базі нечіткої логіки є формування лінгвістичних змінних. Лінгвістична змінна є словесним описом деякого параметра. 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 за допомогою квазідзвоноподібної функції належності (1):

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

де  $c_T$  – коефіцієнт концентрації-розтягування функції,  $b_T$  – координата максимуму функції ( $\mu^T(b) = 1$ ),  $T$  – лінгвістичний терм.

Для обраного типу моделі на основі алгоритму Сугено стандартним є підхід до формування набору нечітких термів на основі кластеризації. Використаємо вбудовані алгоритми кластеризації Matlab Fuzzy Logic Toolbox (рис. 1.) [12; 13].

<sup>1</sup>Позначення параметрів моделі ( $\phi. 1$  – баланс,  $\phi. 2$  – звіт про фінансові результати).

Варто зауважити, що центральним моментом обчислень у моделях з використанням нечіткої логіки є алгоритм виведення, що працює на основі бази правил виведення або бази знань (рис. 2).

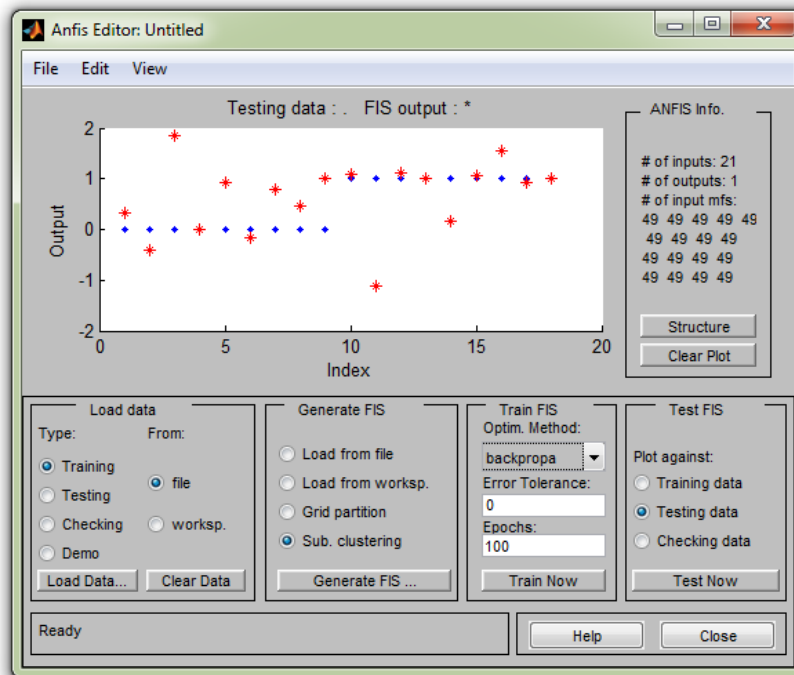


Рис. 1. Вигляд редактора ANFIS моделі з пакету Fuzzy Logic ToolBox

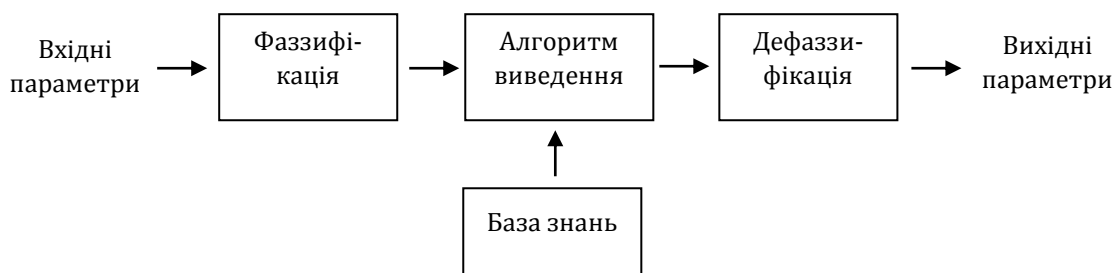


Рис. 2. Загальна схема системи нечіткого логічного висновку

Нечіткий логічний висновок – це апроксимація залежності «входи-виходи» на основі лінгвістичних висловлювань «Якщо-то» і логічними операціями над нечіткими числами [12]. Загальна структура нечіткого логічного висновку має вигляд рис. 2. Стадії виведення результату:

- фаззифікація – встановлення відповідності чіткому вхідному параметру ступеня належності терму лінгвістичної змінної;
- база знань – сукупність правил виведення у форматі «Якщо-то»;
- машина або алгоритм виведення – спосіб визначення залежності між вхідними та вихідними лінгвістичними змінними на основі бази знань;
- дефаззифікація – перетворення вихідного нечіткого параметра у чіткий.

Варто також зазначити, що моделі на основі нечіткого логічного висновку мають деякі відмінності, пов'язані із використанням алгоритмом. Зокрема виходами по кожному із правил у моделі на основі алгоритму Сугено будуть константи або лінійні регресії. Тому суть дефаззифікації частіше всього зводиться до пошуку середньої зваженої по усіх з виходах правил.

База правил у моделі Сугено має вигляд таблиці 2. Зауважимо, що основна відмінність від моделі Мамдані у тому, що результуюча змінна є функцією від кількісних значень вхідних показників.

Тут  $a_i^k$  – лінгвістична оцінка показника  $x_i$  у  $k$ -му рядку матриці знань,  $k = \overline{1, K}$ , яка вибирається із терм-множини  $A_i$ ,  $i = \overline{1, n}$  [11].

**Таблиця 2. Загальний вигляд нечіткої бази знань Сугено**

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Результуюча змінна
	$x_1$	$x_2$	... $x_i$ ...	$x_n$	$Y$
1	$a_1^1$	$a_2^1$	$a_i^1$	$a_n^1$	$f_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$
2	$a_1^2$	$a_2^2$	$a_i^2$	$a_n^2$	$f_2(x_1, x_2, \dots, x_n)$
...	...	...	...	...	...
$K$	$a_1^K$	$a_2^K$	$a_i^K$	$a_n^K$	$f_K(x_1, x_2, \dots, x_n)$

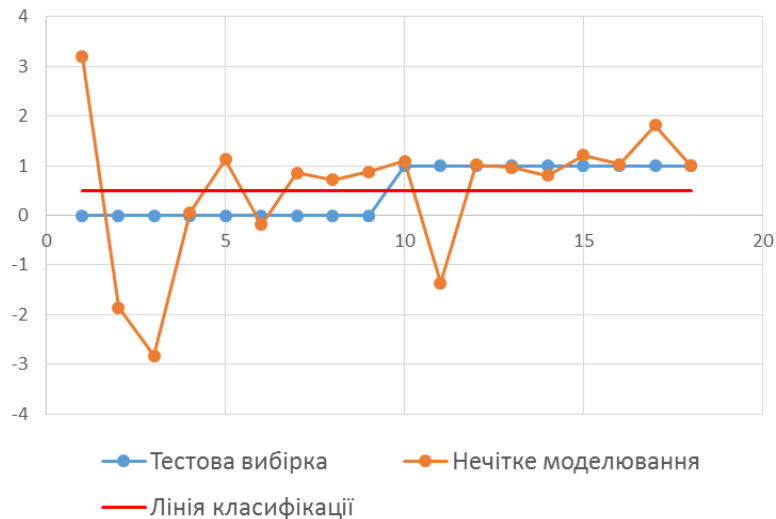
На першому етапі дослідження було створено модель на усіх спостереженнях з отриманої від банку статистичної вибірки. Проте вона показала викривлені результати моделювання (фактично, було знехтувано вихідними значеннями потенційних банкрутів), адже стабільних компаній у вибірці на порядок більше. Для подальшого процесу конструювання моделей дані для навчання моделі були відібрані у рівній кількості: 49 стабільних підприємств та 49 потенційних банкрутів. Для побудови моделі використано 21 показник. На рис. 3 відображено результати тестування моделі без навчання. По осі абсцис відкладені підприємства – 9 перших відповідають стабільним компаніям, а 9 наступних – за якими оголошено дефолт протягом року від декларації заявлених фінансових результатів. По осі ординат на рис. 3 відкладена оцінка рівня фінансового стану підприємства – суцільною лінією позначений реальний стан підприємств (0 для стабільних та 1 для дефолтних), а помаранчевою – результат оцінювання фінансового стану компаній із застосуванням нечіткої моделі Сугено.

Варто зауважити, що лінія класифікації на рис. 3 враховує рівень підозрілості особи, що приймає рішення відносно фірми. Так, за необхідності, 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 (невірно діагностованих стабільних компаній). У такому разі банк недоотримає прибуток від співпраці з деякими стабільними компаніями, але зменшить втрати у результаті дефолту контрагентів.



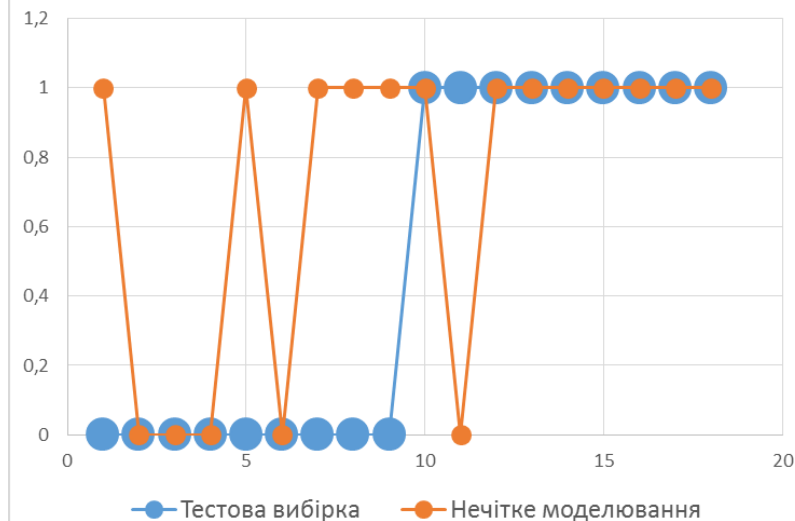
**Рис. 3. Результати тестування розробленої моделі з налаштованими правилами до навчання**

Суцільною горизонтальною прямою без маркерів на рис. 3-4 позначена лінія розділу між двома класами – стабільних та дефолтних компаній. Тобто оцінка стану підприємства моделлю на нечіткій логіці, 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).



**Рис. 4. Результати експериментального тестування розробленої моделі після навчання**

На наступному етапі дослідження розроблена модель пройшла навчання на основі методу зворотного поширення помилки (error backpropagation) [14]. Як видно з рис. 4-5, модель досить точно визначила підприємства, які стали банкрутами та не змогли погасити зобов'язання перед банком. Таким чином, загальна точність ідентифікації фірм, для яких настав дефолт, на тестовій вибірці складає 67 %. Точність ідентифікації дефолтних підприємств становить 88,9 %. Підкреслимо, що це є результатом передбачення можливого дефолту для підприємств саме на тестовій вибірці, тобто, на якій модель не навчалась.



**Рис. 5. Результати прогнозування дефолту підприємств на тестовій вибірці**

### Висновки та перспективи подальших розвідок

Проведене дослідження показало, що підхід до прогнозування дефолту юридичних осіб на основі адаптивної нейро-нечіткої моделі 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.

Підвищити точність подібного роду моделей дозволить розширення набору вхідних показників, зокрема якісних. Переважна більшість підприємств, що стали банкрутами, не мали фінансових проблем, і згорання їх діяльності пов'язане із іншими факторами, про які інформація була відсутня. Є зміст будувати моделі, які враховують також й інші показники діяльності підприємства, наприклад галузь, вік і стать керівника, кредитну історію, плінність кадрів, зв'язки з політиками тощо.

Отже, у роботі запропоновано новий методологічний підхід до оцінки імовірності дефолту підприємств протягом наступного року із несплатою кредитних зобов'язань. На основі експерименту на

---

реальних даних доведено високу точність моделей на нечіткій логіці, зокрема на основі алгоритму Сугено з навчанням.

### **Список літератури**

1. Odom, M. D. A neural network model for bankruptcy prediction/ Odom, M. D. ; Sharda, R. // *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, 1990, vol., no., pp. 163, 168 vol. 2, 17-21 June 1990*
2. Матвійчук, А. В. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу / А. В. Матвійчук // *Вісник НАН України. – 2010. – № 9. – С. 24-46.*
3. Ravi, K. P., V. Ravi, *Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review* / K. P. Ravi, V. Ravi // *European Journal of Operational Research, Volume 180, Issue 1, 1 July 2007. Pages 1-28, ISSN 0377-2217, [http://dx. doi.org/10. 1016/j. ejor. 2006.08.043](http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043).*
4. Nidhi, A. *Bankruptcy prediction of financially distressed companies using independent component analysis and fuzzy support vector machines* / Arora Nidhi, Kumar R. Saini Jatinder // *International Journal of Research in Computer and Communication Technology, Vol 3, Issue 8, August – 2014.*
5. Olson, D. L. *Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction* / David L. Olson, Dursun Delen, Yanyan Meng // *Decision Support Systems. – 52. – 2012. – 464–47.*
6. Vlachos, D. *Neuro-Fuzzy Modeling in Bankruptcy Prediction* / D. Vlachos, and Y. A. Tolia // *The Yugoslav Journal of Operations Research (2003): 165-174.*
7. Boussabaine, A. H. *A Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy* / A. H. Boussabaine and M. Wanous // *Business Applications of Neural Networks. – 2003. – pp. 55-72.*
8. Goletsis, Y. *Bankruptcy Prediction through Artificial Intelligence* / Goletsis, Y., C. Papaloukas, Th. Exarhos and C. D. Katsis // *Encyclopedia of Information Science and Technology. IGI Global. – 2009. – Pp. 308-314.*
9. Zanganeh, T. *Applying Adaptive Neuro-Fuzzy Model for Bankruptcy Prediction* / Tayebeh Zanganeh, Meysam Rabiee and Masoud Zarei // *International Journal of Computer Applications. – 20(3):15-21, April 2011.*
10. Takagi, T. *Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. Systems, Man and Cybernetics* / T. Takagi, M. Sugeno // *IEEE Transactions. – SMC-15(1). – 1985. – Pp. 116 – 132.*
11. Матвійчук А. В. *Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія* / А. В. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.
12. Штовба, С. Д. *Проектирование нечетких систем средствами Matlab* / С. Д. Штовба. – М. : Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с. ил.
13. Леоненков, А. В. *Нечеткое моделирование в среде Matlab и FuzzyTECH* / А. В. Леоненков. – СПб. : БХВ-Петербург, 2005. – 736 с. : ил.
14. Wang, L. -X. *Back-propagation fuzzy system as nonlinear dynamic system identifiers* / L. -X. Wang, J. M. Mendel // *Fuzzy Systems, 1992., IEEE International Conference on, vol., no., pp. 1409, 1418, 8-12 Mar 1992.*
15. Zadeh, L. *Fuzzy Sets* / L. Zadeh // *Information and Control. –1965. –№ 8. – P. 338–353.*

### **References**

1. Odom, M. D., Sharda, R. (1990). *A neural network model for bankruptcy prediction. IJCNN International Joint Conference on Neural Networks.*
2. Matviychuk, A. (2010). *Modeling financial stability of enterprises using the theories of fuzzy logic, neural networks and discriminant analysis. Bulletin of the NAS of Ukraine, 9, 24-46.*
3. Ravi, P. Kumar & Ravi, V. (2007). *Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review, European Journal of Operational Research, 1-28*
4. Nidhi, Arora, Jatinder, Kumar R. Saini. (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, 3(8).*
5. Olson, David L., Dursun Delen, Yanyan Meng (2012). *Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. Decision Support Systems.*
6. Vlachos, D., and Tolia, Y. A. (2003). *Neuro-Fuzzy Modeling in Bankruptcy Prediction. The Yugoslav Journal of Operations, 165-174.*
7. Boussabaine, A. H. and Wanous, M. (2000) *A Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy. Business Applications of Neural Networks, 55-72.*
8. Goletsis, Y., C. Papaloukas, Exarhos, Th. and Katsis, C. D. (2009). *Bankruptcy Prediction through Artificial Intelligence. Encyclopedia of Information Science and Technology, Second Edition. IGI Global, 308-314.*
9. Zanganeh, Tayebeh, Rabiee, Meysam and Zarei, Masoud (2011). *Applying Adaptive Neuro-Fuzzy Model for Bankruptcy Prediction. International Journal of Computer Applications, 20 (3), 15-21.*
10. Takagi, T., Sugeno, M. (1985). *Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions, SMC-15(1), 116-132.*

- 
11. Matviychuk, A. (2011). *Artificial intelligence in economics: neural networks, fuzzy logic*. Kyiv: KNEU.
  12. Shtovba, S. (2007). *Design of fuzzy systems by means of Matlab*. Moskow: Garachaya linia – Telekom.
  13. Leonenkov, A. (2005). *Fuzzy modeling in Matlab and fuzzyTECH*. – Spb. : BHV-Peterburg.
  14. Wang, L. -X. ; Mendel, J. M. (1992). *Back-propagation fuzzy system as nonlinear dynamic system identifiers*. *Fuzzy Systems, IEEE International Conference*, 1409, 1418,
  15. Zadeh L. *Fuzzy Sets* (1965). *Information and Control*, 8, 338–353.

**Стаття надійшла до редакції 05.12.2014 р.**