

ISSN 2306-3289

№ 2
2013

Нейро-нечіткі технології МОДЕЛЮВАННЯ В ЕКОНОМІЦІ



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД
«КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені ВАДИМА ГЕТЬМАНА»

НЕЙРО-НЕЧІТКІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ В ЕКОНОМІЦІ

**Науково-аналітичний журнал
№ 2**

Редакційна колегія

Почесний Головний редактор Лотфі А. Заде, доктор наук, професор (США).

Головний редактор А. В. Матвійчук, доктор економічних наук, доцент.

Відповідальний секретар О. Д. Шарапов, кандидат технічних наук, професор;

І. З. Батиршин, доктор фіз.-мат. наук, професор (Мексика); А. М. Борисов, доктор техн. наук, професор (Латвія); Г. І. Великоіваненко, канд. фіз.-мат. наук, доцент; В. В. Вітлінський, доктор екон. наук, професор; В. К. Галіцин, доктор екон. наук, професор; К. Д. Іманов, доктор екон. наук, професор (Азербайджан); Т. С. Клебанова, доктор екон. наук, професор; К. Ф. Ковальчук, доктор екон. наук, професор; Ю. Г. Лисенко, чл.-кор. НАН України, доктор екон. наук, професор; І. Г. Лук'яненко, доктор екон. наук, професор; Т. В. Меркулова, доктор екон. наук, професор; Лешек Рутковський, член Польської академії наук, доктор наук, професор (Польща); С. В. Устенко, доктор екон. наук, професор; О. І. Черняк, доктор екон. наук, професор; С. Д. Штовба, доктор техн. наук, професор; О. В. Язенін, доктор фіз.-мат. наук, професор (Росія).

Адреса редакційної колегії: 04053, м. Київ, Львівська пл., 14, кімн. 403
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
Тел.: головний редактор — 050 345 67 85; відповідальний секретар — (044) 537 07 29
E-mail: editor@nfimte.com
Веб-сайт журналу: <http://nfimte.com/>

Засновник та видавець
Державний вищий навчальний заклад
«Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»

*Свідоцтво про державну реєстрацію КВ № 18370-7170Р,
видане Державною реєстраційною службою України 27.10.2011*

*Рекомендовано до друку Вченою радою КНЕУ
Протокол № 9 від 28.03.2013*

ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ РЕСУРСІВ УПРАВЛІННЯ ІНФОРМАЦІЙНИМИ РИЗИКАМИ В КОРПОРАТИВНІЙ СИСТЕМІ

В. В. Вітлінський

Д-р екон. наук, професор,
завідувач кафедри економіко-математичного моделювання
ДВНЗ «Київський національний економічний університет ім. В. Гетьмана»
wite101@meta.ua

Г. В. Мельник

Асистент кафедри прикладної математики
Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича
mehalyna@rambler.ru

У статті запропоновано лінгвістичний підхід до моделювання процесу управління інформаційними ризиками в корпоративній інформаційній системі. Зроблено формалізований опис нечіткої ієрархічної моделі оцінювання якості засобів управління інформаційними ризиками за критеріями захищеності інформації. Розроблено алгоритм визначення інтегрального показника якості ресурсу управління інформаційними ризиками.

Ключові слова. *Корпоративна інформаційна система, інформаційні ризики, лінгвістична змінна, лінгвістичний критерій, функція належності, нечітка множина.*

В статье предлагается лингвистический подход к моделированию процесса управления информационными рисками в корпоративной информационной системе. Предложено формализованное описание нечеткой иерархической модели оценивания качества средств управления информационными рисками согласно критериев защищенности информации. Разработан алгоритм определения интегрального показателя качества ресурса управления информационными рисками.

Ключевые слова. *Корпоративная информационная система, информационные риски, лингвистическая переменная, лингвистический критерий, функция принадлежности, нечеткое множество.*

The linguistic approach to modeling of information risk management in corporate information system is proposed in this article. The fuzzy evaluation of quality of information risk management resources is grounded on the hierarchical model according to information security

criteria. It's developed the algorithm of definition of generalized indicator of risk management resource quality in the article.

Keywords. *Corporate information system, information risk, linguistic variable, linguistic criterion, membership function, fuzzy set.*

Створення розвиненого і захищеного інформаційного середовища є неодмінною умовою розвитку суспільства та держави, в основі яких мають бути найновіші технічні засоби. Більшість бізнес-функцій та управлінських процесів підприємств охоплюють корпоративні інформаційні системи (надалі КІС). В умовах великих підприємств та корпорацій КІС є найбільш ефективними системами, тому що забезпечують взаємодію масових процесів швидкодіючими засобами сучасних інформаційних та телекомунікаційних технологій. Чим складнішою є структура системи, тим вищим є ризик здійснення стосовно неї загроз: проникнення ззовні чи несанкціонований доступ зсередини підприємства, зокрема з метою навмисної зміни чи знищення інформації тощо [1]. А коли збитки від потенціальних загроз достатньо великі, необхідно впроваджувати економічно виправдані заходи щодо захисту і безпеки.

У сучасній науковій літературі, в національних і міжнародних стандартах приділяється велика увага проблемам управління ризиками, зв'язаними з використанням інформації в діяльності підприємств. Разом з тим залишається невирішеним цілий ряд проблем. Головна з них — відсутність методології управління інформаційними ризиками підприємств, що забезпечувала б системний підхід до управління інформаційною сферою підприємства та була б орієнтована на досягнення кінцевого результату бізнес-процесів, злагоджене використання методів і моделей аналізу та управління.

Управління інформаційними ризиками передбачає узгоджене комплексне застосування методів і засобів різного фізичного походження в межах єдиного технологічного ланцюга для збереження надійності інформації в КІС. Стосовно засобів і методів прийнято використовувати узагальнений термін — ресурс управління інформаційними ризиками [2]. Різноманіття та ускладнена взаємодія методів і засобів, узгодження в місці та часі їх використання викликають необхідність застосування різноманітних мож-

ливостей таксономії на концептуальному рівні дослідження проблем управління інформаційними ризиками [3]. В противагу успішному розвитку теорії та практики створення апаратно-програмних засобів і технологій захисту та безпеки інформації, поглиблюється проблема формального представлення і оцінювання якості та ефективності функціонування вищезазначених засобів як підсистеми КІС.

Якість та безпека, які гарантує інформаційний ресурс управління інформаційними ризиками, визначаються за наступними критеріями [1]: конфіденційність, цілісність, спостережність, доступність, гарантії (коректність реалізації послуг захисту). Кожен з приведених критеріїв, у свою чергу, визначається низкою характеристик. Таким чином, якість ресурсу управління, що використовується в КІС, може оцінюватися ієрархічною системою характеристик та показників [4].

Для оцінювання якості ресурсів, механізмів, підсистем системи управління інформаційними ризиками автори пропонують застосувати ієрархічну нечітку модель, що ґрунтується на використанні лінгвістичних змінних [5, 6].

Опишемо якість ресурсу управління інформаційними ризиками в корпоративній інформаційній системі такою нечіткою моделлю:

$$Q = \langle G, L, S, A \rangle, \quad (1)$$

де G — граф дерева з вершинами g_i ($i = \overline{1, N}$), кожній з яких поставлено у відповідність одне з можливих значень лінгвістичної змінної $x_i \in L$, яка характеризує показник якості інформаційного ресурсу за відповідним критерієм; $L = \{L_j, j = \overline{1, n}\}$ — набір лінгвістичних значень (якісних оцінок) кожного показника; S — система відношень пріоритетів (переваги) одних показників перед іншими відповідного рівня ієрархії показників; A — алгоритм агрегування інформації, який дозволяє отримувати узагальнений показник якості на даному рівні ієрархії шляхом обробки значень оцінок якості підлеглих вершин. Приклад подання графа G приводиться на рисунку 1.

Вершинам графа G пропонується поставити у відповідність наступний розподіл показників якості ресурсу управління інфор-

маційними ризиками відповідно до функціональних критеріїв захищеності інформації в КІС [1]: Y_0 — інтегральний показник, Y_{11}^0 — конфіденційність, Y_{12}^0 — цілісність, Y_{13}^0 — спостережність, Y_{14}^0 — доступність, Y_{15}^0 — гарантій (оцінка коректності реалізації послуг захисту), Y_{21}^{11} — адміністративна конфіденційність, Y_{22}^{11} — довірча конфіденційність, Y_{23}^{11} — повторне використання об'єктів та аналіз прихованих каналів, Y_{24}^{11} — конфіденційність при обміні, Y_{25}^{12} — довірча цілісність, Y_{26}^{12} — адміністративна цілісність, Y_{27}^{13} — ідентифікація й автентифікація користувачів, Y_{28}^{13} — керуваність комп'ютерною системою, Y_{31}^{22} — забезпечення механізмів захисту об'єктів системи, Y_{32}^{22} — забезпечення механізмів вибіркової керування, Y_{33}^{22} — забезпечення механізмів розмежування доступу користувачів та процесів до захищених об'єктів системи.

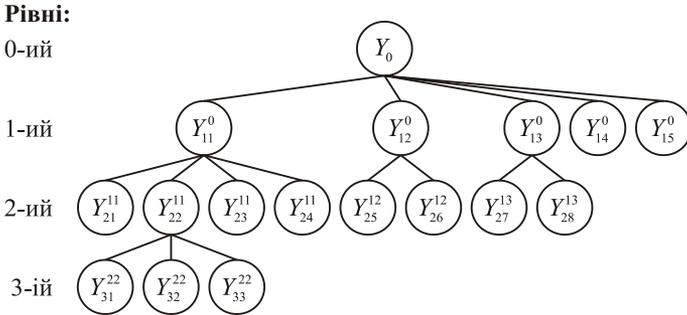


Рис. 1. Приклад подання графа G

По відношенню до всіх лінгвістичних змінних сформуємо шкалу з п'яти якісних термів: VL — «дуже низький» рівень, L — «низький», M — «середній», H — «високий», VH — «дуже високий». Тоді кожному j -му значенню лінгвістичної змінної $L_j \in L$, де $L = \{VL, L, M, H, VH\}$, можна поставити у відповідність трапецієподібну функцію належності $\mu^j(x)$ [7], визначену на $[0,1]$ з набором нейтральних точок (наприклад, з координатами $(0,2; 0,4; 0,6; 0,8)$):

$$VL: \mu^1(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } 0 \leq x \leq 0,15; \\ \frac{0,25-x}{0,25-0,15}, & \text{при } 0,15 < x < 0,25; \\ 0, & \text{при } 0,25 \leq x \leq 1; \end{cases} \quad (2)$$

$$L: \mu^2(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } 0 \leq x \leq 0,15; \\ \frac{x-0,15}{0,25-0,15}, & \text{при } 0,15 < x < 0,25; \\ 1, & \text{при } 0,25 \leq x \leq 0,35; \\ \frac{0,45-x}{0,45-0,35}, & \text{при } 0,35 < x < 0,45; \\ 0, & \text{при } 0,45 \leq x \leq 1; \end{cases} \quad (3)$$

$$M: \mu^3(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } 0 \leq x \leq 0,35; \\ \frac{x-0,35}{0,45-0,35}, & \text{при } 0,35 < x < 0,45; \\ 1, & \text{при } 0,45 \leq x \leq 0,55; \\ \frac{0,65-x}{0,65-0,55}, & \text{при } 0,55 < x < 0,65; \\ 0, & \text{при } 0,65 \leq x \leq 1; \end{cases} \quad (4)$$

$$H: \mu^4(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } 0 \leq x \leq 0,55; \\ \frac{x-0,55}{0,65-0,55}, & \text{при } 0,55 < x < 0,65; \\ 1, & \text{при } 0,65 \leq x \leq 0,75; \\ \frac{0,85-x}{0,85-0,75}, & \text{при } 0,75 < x < 0,85; \\ 0, & \text{при } 0,85 \leq x \leq 1; \end{cases} \quad (5)$$

$$VH: \mu^5(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } 0 \leq x \leq 0,75; \\ \frac{x-0,75}{0,85-0,75}, & \text{при } 0,75 < x < 0,85; \\ 1, & \text{при } 0,85 \leq x \leq 1; \end{cases} \quad (6)$$

Графіки трапецієподібних функцій належності $\mu^j(x)$ ($j = \overline{1,5}$) представлені на рисунку 2.

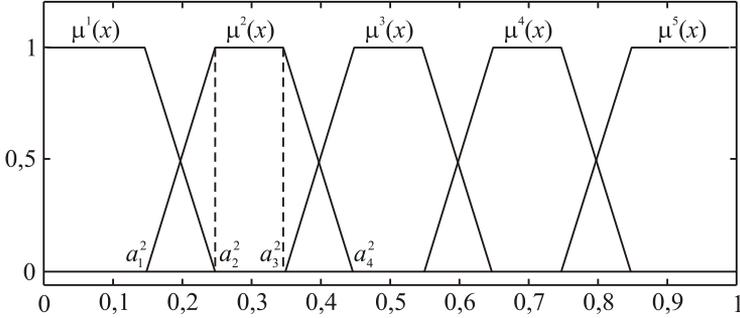


Рис. 2. Трапецієподібні функції належності

Агрегований показник Y_0 визначається наступним способом. Агрегування здійснюється за рівнями з пересуванням від нижніх рівнів графа G до верхніх. Попередньо за допомогою експертних методів оцінювання визначаються значення лінгвістичних змінних x_i для кінцевих вершин графа. За графом визначається підмножина вершин (показників) $g_k \in G_{li}$ ($i = \overline{1, N_{l-1k}}$) рівня l , які зв’язані з k -ою вершиною старшого рівня $l-1$. Для кожної підмножини вершин визначається зважена сума відповідних функцій належності. З цією метою може бути використаний ОWA-оператор Ягера [8]:

$$\mu_{l-1k}(x) = \sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} \mu_{li}(x), \tag{7}$$

де $\mu_{l-1k}(x)$ — функція належності k -го показника $(l-1)$ -го (старшого за ієрархією) рівня; $\mu_{li}(x)$ — функція належності i -го показника l -го (нижнього) рівня; ω_{li} — ваговий коефіцієнт i -го показника ($\sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} = 1$) l -го рівня; N_{l-1k} — кількість показників нижнього рівня, що зв’язані з k -им показником $(l-1)$ -го рівня.

В запропонованій моделі вагові коефіцієнти визначаються з використанням коефіцієнтів Фішберна [9]. Коефіцієнт Фішберна залежить від співвідношення показників якості, що належать підмножині зв’язаних показників одного рівня. На основі вербальної чи статистичної інформації можна на якісному рівні встановити пріоритетність показників l -го рівня. Тобто, для кожної

пари показників Y_{li}^{l-1k} і Y_{li+1}^{l-1k} l -го рівня, які визначають значення k -го показника старшого рівня $l-1$, можна вказати, що або один з них має більший пріоритет (\succ) по відношенню до іншого, або пара показників знаходиться у відношенні еквівалентності (\approx).

У випадку, якщо кожна з пар показників Y_{li}^{l-1k} і Y_{li+1}^{l-1k} l -го рівня перебуває у відношенні строгого пріоритету, тобто $Y_{li}^{l-1k} \succ Y_{li+1}^{l-1k}$, для всіх показників зазначеного рівня будують ряд $Y_{l1}^{l-1k} \succ Y_{l2}^{l-1k} \succ \dots \succ Y_{lN_{l-1k}}^{l-1k}$ в порядку спадання значимості показників. Коефіцієнти Фішберна визначаються за формулою [9]:

$$\omega_{li} = \frac{2(N_{l-1k} - i + 1)}{(N_{l-1k} + 1)N_{l-1k}}, \quad i = \overline{1, N_{l-1k}}.$$

Якщо $Y_{l1}^{l-1k} \approx Y_{l2}^{l-1k} \approx \dots \approx Y_{lN_{l-1k}}^{l-1k}$ для всіх Y_{li}^{l-1k} , то коефіцієнти Фішберна обчислюються наступним чином:

$$\omega_{li} = \frac{1}{N_{l-1k}}, \quad i = \overline{1, N_{l-1k}}.$$

У випадку змішаних характеристик переваги показників однієї підмножини використовується наступний підхід. Для показника при $i = N_{l-1k}$ приймається величина для проміжних обчислень $\rho_{N_{l-1k}} = 1$. Подальші величини ρ_i для $i = \overline{N_{l-1k} - 1, 1}$ визначатимемо із співвідношення:

$$\rho_{i-1} = \begin{cases} \rho_i & , \text{якщо } Y_{li-1}^{l-1k} \approx Y_{li}^{l-1k}; \\ \rho_i + 1 & , \text{якщо } Y_{li-1}^{l-1k} \succ Y_{li}^{l-1k}. \end{cases} \quad (8)$$

А далі коефіцієнти Фішберна визначаються за формулою:

$$\omega_{li} = \frac{\rho_i}{\sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \rho_i}. \quad (9)$$

Для обчислення значень функції належності $\mu_{l-1k}(x)$ використовується можливість переходу від операцій з трапецієподібними функціями до дій над абсцисами вершин трапеції $(a_1^j; a_2^j; a_3^j; a_4^j)$ (див. рис. 2) [10]. Тобто абсциси вершин трапеції, що відповідає функції належності $\mu_{l-1k}(x)$, визначаються з виразу:

$$\begin{aligned} (a_{l-1k_1}; a_{l-1k_2}; a_{l-1k_3}; a_{l-1k_4}) &= \sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} \times (a_{li_1}; a_{li_2}; a_{li_3}; a_{li_4}) = \\ &= \left(\sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} \times a_{li_1}; \sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} \times a_{li_2}; \sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} \times a_{li_3}; \sum_{i=1}^{N_{l-1k}} \omega_{li} \times a_{li_4} \right), \end{aligned} \quad (10)$$

де $(a_{l-1k_1}; a_{l-1k_2}; a_{l-1k_3}; a_{l-1k_4})$ — абсциси вершин трапеції, що відповідає функції належності $\mu_{l-1k}(x)$ k -го показника $(l-1)$ -го (старшого за ієрархією) рівня; $(a_{li_1}; a_{li_2}; a_{li_3}; a_{li_4})$ — абсциси вершин трапеції, що відповідає функції належності $\mu_{li}(x)$ i -го показника l -го (нижнього) рівня.

Обчислене значення функції належності $\mu_{l-1k}(x)$ необхідно порівняти з функціями належності $\mu^j(x)$, $j = \overline{1, 5}$, для одержання оцінки лінгвістичного рівня результуючого показника Y_0 або показника Y_{l-1k}^{l-2t} (де t вказує на номер показника ще вищого рівня за ієрархією в графі G). Для показника Y_{l-1k}^{l-2t} вибирається лінгвістичне значення $L_j \in L$, для якого значення $\mu^j(x)$ є найближчим до $\mu_{l-1k}(x)$. Близькість функцій належності може визначатися з допомогою квадратичної відстані Евкліда, лінійної (відносної) відстані Хеммінга, відстані Махалобіса, максимальної відстані за ознаками тощо [11, 12, 13].

Враховуючи трапецієподібні форми функцій належності $\mu_{l-1k}(x)$ та $\mu^j(x)$ та використовуючи максимальну відстань за ознаками, близькість функцій належності δ_{l-1k}^j пропонуємо визначати наступним чином [12]:

$$\begin{aligned} \delta_{l-1k}^j &= \max \left\{ |a_{l-1k_1} - a_1^j|, |a_{l-1k_2} - a_2^j|, \right. \\ &\left. |a_{l-1k_3} - a_3^j|, |a_{l-1k_4} - a_4^j| \right\}, \quad j = \overline{1, 5}, \end{aligned} \quad (11)$$

де δ_{l-1k}^j — максимальна відстань за ознаками від параметрів трапецієподібної функції належності k -го показника $(l-1)$ -го рівня до параметрів функції належності j -го терму; a_m^j — абсциси трапецієподібної функції належності $\mu^j(x)$, $j = \overline{1, 5}$, $m = \overline{1, 4}$ (2) — (6); a_{l-1k_m} — відповідні абсциси обчисленої функції належності $\mu_{l-1k}(x)$ (10). В якості лінгвістичної змінної вибирається та з L_j , якій відповідає функція $\mu^j(x)$ з координатами, що забезпечують мінімальне значення з усіх δ_{l-1k}^j , які були отримані з (11).

Алгоритм визначення узагальненого показника супроводжується перевіркою умови на допустимість часткових показників якості засобу управління інформаційними ризиками. Якщо значення $L_j \notin L_k^*$, де L_k^* — множина дозволених (допустимих) для k -го показника значень лінгвістичної змінної, то якість засобу вважається незадовільною.

Розглянемо приклад. Нехай вихідні дані для визначення якості ресурсу управління інформаційними ризиками КІС представлені в таблиці 1. При заповненні таблиці використовуються дані графа G , дані про переваги параметрів, значення лінгвістичних змінних для кінцевих вершин графа та допустимі значення параметрів. Допустимі значення параметрів якості отримані методом експертних оцінок.

Таблиця 1

**ВИХІДНІ ДАНІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ІНТЕГРАЛЬНОГО
ЛІНГВІСТИЧНОГО ПОКАЗНИКА ЯКОСТІ ІНФОРМАЦІЙНОГО РЕСУРСУ**

Позначення	Назва показника	Перевага	Допустиме значення показника	Значення лінгвістичної змінної
Y_0	Інтегральний		Високий	<i>Визначити</i>
Y_{11}^0	Конфіденційність	$\succ Y_{12}^0$	Високий	<i>Визначити</i>
Y_{12}^0	Цілісність	$\approx Y_{13}^0$	Високий	<i>Визначити</i>
Y_{13}^0	Спостережність	$\succ Y_{14}^0$	Високий	<i>Визначити</i>

Закінчення табл. 1

Позначення	Назва показника	Перевага	Допустиме значення показника	Значення лінгвістичної змінної
Y_{14}^0	Доступність	$\approx Y_{15}^0$		Середній
Y_{15}^0	Критерій гарантій			Середній
Y_{21}^{11}	Адміністративна конфіденційність	$\approx Y_{22}^{11}$		Високий
Y_{22}^{11}	Довірча конфіденційність	$\approx Y_{23}^{11}$	Високий	<i>Визначити</i>
Y_{23}^{11}	Повторне використання об'єктів та аналіз прихованих каналів	$\approx Y_{24}^{11}$		Середній
Y_{24}^{11}	Конфіденційність при обміні			Високий
Y_{25}^{12}	Довірча цілісність	$\approx Y_{26}^{12}$		Дуже високий
Y_{26}^{12}	Адміністративна цілісність			Високий
Y_{27}^{13}	Ідентифікація й автентифікація користувачів	$\approx Y_{28}^{13}$		Високий
Y_{28}^{13}	Керованість комп'ютерною системою			Високий
Y_{31}^{22}	Забезпечення механізмів захисту об'єктів системи	$\succ Y_{32}^{22}$		Дуже високий
Y_{32}^{22}	Забезпечення механізмів вибіркової керування	$\approx Y_{33}^{22}$		Високий
Y_{33}^{22}	Забезпечення механізмів розмежування доступу			Середній

Потрібно визначити інтегральний лінгвістичний показник якості ресурсу управління інформаційними ризиками. На першому кроці у відповідності до графа G (див. рис. 1) шляхом уза-

гальнення показників Y_{31}^{22} , Y_{32}^{22} та Y_{33}^{22} третього рівня графа G визначається показник довірчої конфіденційності Y_{22}^{11} , що міститься на другому рівні графа. Оскільки показники Y_{31}^{22} , Y_{32}^{22} , Y_{33}^{22} знаходяться один відносно іншого в стані змішаної нечіткої переваги, їх вагові коефіцієнти визначаються за формулами (8), (9):

$$\rho_{33} = 1; \rho_{32} = 1; \rho_{31} = 2;$$

$$\omega_{31}^3 = \frac{2}{4} = 0,5; \omega_{32}^3 = \frac{1}{4} = 0,25; \omega_{33}^3 = \frac{1}{4} = 0,25.$$

За значеннями лінгвістичних змінних параметрів Y_{31}^{22} , Y_{32}^{22} та Y_{33}^{22} , відповідно «дуже високий», «високий» та «середній» обираються відповідні функції належності $\mu^5(x)$, $\mu^4(x)$ і $\mu^3(x)$. За функціями належності (4) — (6) обираються відповідні координати вершин трапецій та підставляються у вираз (10). В результаті отримано координати абсцис трапеції, що відповідає агрегованій функції $\mu_{22}(x)$ для показника Y_{22}^{11} :

$$\begin{aligned} (a_{22_1}; a_{22_2}; a_{22_3}; a_{22_4}) &= ((0,5 \cdot 0,75 + 0,25 \cdot 0,55 + 0,25 \cdot 0,35); \\ &(0,5 \cdot 0,85 + 0,25 \cdot 0,65 + 0,25 \cdot 0,45); (0,5 \cdot 1 + 0,25 \cdot 0,75 + 0,25 \cdot 0,55); \\ &(0,5 \cdot 1 + 0,25 \cdot 0,85 + 0,25 \cdot 0,65)) = (0,6; 0,7; 0,825; 0,875). \end{aligned}$$

Визначаємо максимальну відстань за ознаками (11):

$$\delta_{22}^5 = \max\{|0,6 - 0,75|, |0,7 - 0,85|, |0,825 - 1|, |0,875 - 1|\} = 0,175$$

$$\begin{aligned} \delta_{22}^4 &= \max\{|0,6 - 0,55|, |0,7 - 0,65|, \\ &|0,825 - 0,75|, |0,875 - 0,85|\} = 0,075 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \delta_{22}^3 &= \max\{|0,6 - 0,35|, |0,7 - 0,45|, \\ &|0,825 - 0,55|, |0,875 - 0,65|\} = 0,275 \end{aligned}$$

$$\delta_{22}^2 = \max\{ |0,6 - 0,15|, |0,7 - 0,25|, |0,825 - 0,35|, |0,875 - 0,45| \} = 0,475$$

$$\delta_{22}^1 = \max\{ |0,6 - 0|, |0,7 - 0|, |0,825 - 0,15|, |0,875 - 0,25| \} = 0,7.$$

Оскільки $\min\{\delta_{22}^j, j = \overline{1,5}\} = 0,075 = \delta_{22}^4$, то в якості агрегованої функції належності обираємо $\mu^4(x)$. Тоді агрегований показник Y_{22}^{11} — довірча конфіденційність, характеризується лінгвістичною змінною «високий».

За приведеним алгоритмом визначаємо характеристики показників якості ресурсів управління інформаційними ризиками. Результати моделювання за розглянутим прикладом представлено в таблиці 2.

Таблиця 2

РЕЗУЛЬТАТИ ОБЧИСЛЕННЯ АГРЕГОВАНИХ ПОКАЗНИКІВ ЯКОСТІ ІНФОРМАЦІЙНОГО РЕСУРСУ

Позначення	Назва показника	Допустиме значення показника	Значення лінгвістичної змінної	Абсиси вершин трапеції отриманої функції належності
Y_0	Інтегральний	Високий	Високий	(0,506; 0,606; 0,706; 0,806)
Y_{11}^0	Конфіденційність	Високий	Високий	(0,5; 0,6; 0,7; 0,8)
Y_{12}^0	Цілісність	Високий	Високий	(0,65; 0,75; 0,875; 0,925)
Y_{13}^0	Спостережність	Високий	Високий	(0,55; 0,65; 0,75; 0,85)
Y_{22}^{11}	Довірча конфіденційність	Високий	Високий	(0,6; 0,7; 0,825; 0,875)

Використання лінгвістичних змінних в моделі аналізу ефективності та якості засобів управління інформаційними ризиками в КІС дозволяє отримувати інтегральний (агрегований) показник, що базується на системі взаємопов'язаних ієрархічних показників. Порівняно з існуючими методами та моделями запропонова-

ний підхід характеризується наступними перевагами: рішення про якість засобів управління інформаційними ризиками приймається не тільки на основі узагальненого показника, але й з урахуванням обмежень на значення окремих показників, в тому числі і показників, що отримані під час процедури моделювання; для підвищення точності алгоритму координати трапецієподібних функцій належності, що обчислюються на кожному кроці, перевіряються на близькість до однієї з п'яти функцій належності з ідентифікацією значення лінгвістичної змінної.

Концептуальні положення, що приведені в статті, та відповідний інструментарій дозволяють усунути ресурси управління інформаційними ризиками з незадовільною якістю, і тим самим підвищити ефективність засобів управління інформаційними ризиками в корпоративній інформаційній системі.

Література

1. *Вертузаєв М. С.* Захист інформації в комп'ютерних системах від несанкціонованого доступу: навч. посібник / М. С. Вертузаєв, О. М. Юрченко. — К.: Вид-во Європ. ун-ту, 2001. — 321 с.
2. *Завгородний В. И.* Комплексная защита информации в компьютерных системах: учебное пособие / В. И. Завгородний. — М.: Логос, 2001. — 264 с.
3. *Липаев В. В.* Функциональная безопасность программных средств / В. В. Липаев. — М.: СИНТЕГ, 2004. — 348 с.
4. *Вітлінський В. В.* Ризикологія в економіці та підприємстві / В. В. Вітлінський, Г. І. Великоіваненко. — К.: КНЕУ, 2004. — 480 с.
5. *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. — М.: Мир, 1976. — 167 с. (Ориг.: *Zadeh L.A.* Fuzzy Sets and Their Applications to Cognitive and Decision Processes / L.A. Zadeh. — Academic Press, 1975. — 120 p.)
6. *Беллман Р.* Принятие решений в расплывчатых условиях / Беллман Р., Заде Л. — М.: Мир, 1976. — 46 с. (Ориг.: *Bellman R.* Decision-making in a fuzzy environment / R. Bellman, L. A. Zadeh // *Man. Sei.* — 1970. — Vol. 17. — P. 141—164.)
7. *Матвійчук А. В.* Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки / А.В. Матвійчук. — К.: КНЕУ, 2007. — 264 с.

8. *Yager R. R.* On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. — 1988. — Vol. 18. — P. 183—190.

9. *Фишберн П.* Теория полезности для принятия решений / П. Фишберн. — М.: Наука, 1978. — 352 с. (Ориг.: *Fishburn P.C.* Utility Theory for Decision Making / P.C. Fishburn. — John Wiley & Sons, INC, 1970. — 332 p.)

10. *Kaufmann A.* Introduction to Fuzzy Arithmetic: Theory and Applications / A. Kaufmann, M. Gupta. — Van Nostrand Reinhold Co, 1985. — 351 с.

11. *Рыжов А. П.* Элементы теории нечетких множеств и измерения нечеткости / А. П. Рыжов. — М.: Диалог-МГУ, 1998. — 116 с.

12. *Мандель И. Д.* Кластерный анализ / И. Д. Мандель. — М.: Финансы и статистика, 1988. — 176 с.

13. *Gorban A.N., Zinovyev A.Yu.* Method of Elastic Maps and its Applications in Data Visualization and Data Modeling // *Int. Journal of Computing Anticipatory Systems, CHAOS*. — 2001. — Vol. 12. — P. 353—369.

Стаття надійшла до редакції 28.11.2012

ОЦІНЮВАННЯ МОЖЛИВОСТІ КОРИГУВАННЯ ВИДІВ РОБІТ НАД ВИРОБОМ У СТРУКТУРІ МЕТОДІВ ПРАЦІ

Т. П. Завгородня

Д-р екон. наук, професор, завідувач кафедри автоматизованих систем
і моделювання в економіці

Хмельницький національний університет
igumnovaolga@ukr.net

Г. В. Гаврилюк

Канд. екон. наук, старший викладач кафедри автоматизованих систем
і моделювання в економіці

Хмельницький національний університет
gavrilyuk@ief.tup.km.ua

В статті розглянуто особливості врахування невизначеності у судженнях експертів за допомогою використання нечітких відношень переваги у методі парних порівнянь при здійсненні оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом у структурі методів праці. Наведено особливості, декомпозицію, алгоритм використання методу парних порівнянь для оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом. При оцінюванні видів робіт, які підлягають коригуванню або виключенню за сформованими критеріями відбору, в рамках запропонованого алгоритму виконуються етапи, пов'язані із знаходженням вектору за критеріями відбору, проведенням ранжування та виявленням видів робіт, які потребують коригування. В результаті запропоновано алгоритм оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом, що ґрунтується на теорії нечітких множин та дозволяє зменшити затрати праці на виконання методів праці.

Ключові слова. *Метод праці, види робіт, декомпозиція, експертне оцінювання, нечітке відношення переваги, функція належності.*

В статье рассмотрены особенности учета неопределенности в суждениях экспертов при помощи использования нечетких отношений предпочтения для оценивания возможности корректирования видов работ по изделию в структуре методов труда. Показано особенности, декомпозицию, алгоритм использования метода парных сравнений для оценивания возможности корректирования видов работ по изделию. При оценивании видов работ, которые подлежат корректированию или исключению по сформированным критериям отбора, в рамках предложенного алгоритма выполняются этапы, связанные с нахождением вектора критериев отбора, проведением ранжирования и выявления

ния видов работ, которые требуют корректирования. В результате предложен алгоритм оценивания возможности корректирования видов работ по изделию, который основывается на теории нечетких множеств и позволяет уменьшить затраты труда на выполнение методов труда.

Ключевые слова. *Метод труда, виды работ, декомпозиция, экспертное оценивание, нечеткие отношения предпочтения, функция принадлежности.*

The article describes the features of the account of uncertainty in the judgments of experts through the use of fuzzy preference relations to evaluate the possibility of adjusting the types of work over the product in the structure of the methods of labor. There is shown the features, decomposition, the algorithm of usage of method of paired comparisons to evaluate the possibility of adjusting the types of work over the product. In evaluating the types of work to be correcting or eliminating on the basis of constructed selection criteria, algorithm performs the steps to find a vector selection criteria, execute of ranking and identify the types of work that require correction. As a result it's suggested an algorithm of estimating the possibility of adjusting the types of work over the product, which is based on the theory of fuzzy sets and gives the possibility to reduce labor costs for execution of methods of labor.

Keywords. *Method of labor, types of work, decomposition, expert evaluation, fuzzy preference relations, membership function.*

При проектуванні процесів праці повинен розроблятися раціональний метод праці робітника, який забезпечує виконання виробничого завдання із мінімальними затратами фізичної і нервової енергії. Під методом праці розуміється зміст і послідовність виконання робіт нормованої тривалості із відповідним ресурсозабезпеченням для досягнення виробничих цілей [11, с.46]. Зрозуміло, що методи праці пов'язані із способами здійснення процесів праці при певному наборі трудових прийомів, дій, рухів з низкою їх характеристик. Недосконалі прийоми і методи праці, які застосовуються, призводять до зростання затрат праці. Дослідження структури методів праці дозволить забезпечити мінімізацію затрат живої і уречевленої праці при виконанні робіт над виробом. Під час формування структури методу праці розв'язується комплекс взаємопов'язаних завдань, пов'язаних із аналізом, оцінюванням та прогнозуванням затрат праці.

Проблемам управління процесами праці присвячені роботи широкого кола науковців, а саме: В. К. Беклешева, А. Д. Гальцова, Б. М. Генкіна, Г. Е. Слезінгера, Д. П. Богині, О. В. Дячун, Б. М. Ігумнова, В. М. Нижника. Але існуючі підходи до оцінювання можливості коригування видів робіт у структурі методів праці не враховують нечіткий характер критеріїв вибору альтернатив, їх параметрів, обмежень, що накладаються на можливість вибору тих або інших варіантів. Внаслідок цього, у багатьох випадках виявляється неможливою побудова адекватної математичної моделі досліджуваної проблеми, що спричиняє за собою необхідність використання експертних оцінок, які на початкових стадіях життєвого циклу виробу дозволяють отримати інформацію для ухвалення та прийняття рішень.

Зазначені умови обґрунтовують для вирішення завдання оцінювання можливості коригування видів робіт у структурі методів праці використання методу парних порівнянь із застосуванням нечітких відношень переваги. В широкому розумінні метод парних порівнянь належить до методів аналізу даних [10, 11, 12]. Ці методи знаходять все більше застосування в економіці і є новим підходом до вирішення багатокритеріальних та багатофакторних задач і дозволяють оперувати інформацією, яка задається нечітко [1, 2, 3, 4, 8, 9, 13, 14, 15]. Ефективність методу визначається наступними основними моментами:

експертами (особи, що ухвалюють рішення - ОПР), яким надається можливість оперувати не всією множиною допустимих варіантів, а лише парами альтернатив, що істотно спрощує завдання експертів та підвищує надійність і об'єктивність експертної інформації;

нечіткими відношеннями переваги, що дозволяють, на відміну від звичайних відношень, враховувати інтенсивність переваги одних варіантів над іншими.

Аналіз літературних джерел [5, 7, 10, 11, 12] показав, що на сучасних підприємствах метод праці формується на початкових стадіях життєвого циклу виробу і продовжує коригуватись на подальших стадіях. Розглянемо особливості застосування експертних оцінок при здійсненні коригування видів робіт над виробом у структурі методів праці на стадії проектування (за кресленнями виробів) для стадії експлуатації. При здійсненні такого оцінювання потрібно враховувати ряд особливостей: по-перше, є відо-

мою структура методу праці при виконанні ремонтних робіт; по-друге, зміни, які відбуваються можуть призвести до зміни креслень або конструкційних особливостей виробу; по-третє, основне призначення коригування видів робіт — це зменшення затрат праці, які виникають під час експлуатації виробів.

Так як при здійсненні такого оцінювання стикаємось із великою потужністю початкової множини альтернатив, то доцільно здійснити декомпозицію на ряд взаємозв'язаних підзадач з істотно меншою потужністю множини аналізованих варіантів. Приклад побудованої ієрархії для оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом подано на рис. 1.



Рис. 1. Декомпозиція оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом

Задача експерта полягає у виділенні груп видів робіт за відповідними критеріями щодо можливості здійснення коригування у структурі методу праці. З рис. 1 бачимо, що на другому рівні ієрархії виділяються критерії, які уточнюють ціль (встановлену на першому рівні) і, одночасно, види робіт на третьому рівні (які оцінюються за критеріями другого рівня).

Дотримуючись такої декомпозиції поставленого завдання слід враховувати особливості оцінювання на кожному із рівнів при використанні методу парних порівнянь.

В методі парних порівнянь використано нечітке відношення переваги, так як доволі складно визначити різницю між альтернативами. За допомогою експертів виявляється нечітке відношення переваги на множині альтернатив, в якій кожній парі альтернатив (x, y) відповідає число, яке описує ступінь виконання переваги. В роботі [15, с. 119] зазначено, що нечітким відношенням нестрогої переваги на множині X називається будь-яке задане на мно-

жині рефлексивне нечітке відношення. Нечітке відношення переваги R на множині X описується функцією належності $\mu_R: X \times X \rightarrow [0, 1]$. Якщо нечітке відношення нестрогої переваги шукається на множині альтернатив X , то для будь-якої пари альтернатив $x, y \in X$ значення $\mu_R(x, y)$ являє собою ступінь виконання переваги « x не гірше за y » або $x \succcurlyeq y$ [15, с. 119]. Слід зазначити, що в більшості випадків функція належності нечіткого відношення переваги змістовно інтерпретується як ступінь переваги однієї альтернативи над іншою.

Якщо множина X , на якій задане нечітке відношення R , має певну межу, то функція належності μ_R даного відношення представляє собою квадратну матрицю. По сенсу ця матриця аналогічна матриці звичайного відношення, але елементами її можуть бути не тільки числа 0 або 1, але і довільні числа з інтервалу $[0, 1]$. Використовуючи такі відношення можна звузити множину раціонального вибору, включаючи в неї лише ті, які не домінуються жодною альтернативою множини X . В роботах [9, 15] зазначено, що в тих випадках, коли $(x, y) \in R$, то альтернатива x домінує над альтернативою y ($x \succ y$). При цьому альтернатива $x \in X$ недомінується на множині X при $(y, x) \notin R$ для будь-якої альтернативи $y \in X$ [15, с. 117]. Це означає те, що x — найкраща у певному сенсі та на множині X немає жодної, яка б домінувала альтернативу x .

Зрозуміло, що чим більше інформації при оцінюванні можливості коригування видів робіт, тим вужчою є множина раціонального вибору і тим меншою є невизначеність. При оцінюванні можливості коригування видів робіт потрібно сформулювати перелік видів робіт для коригування, задля чого необхідно залучити експертів відповідної кваліфікації та спрямування, провести аналіз видів робіт, креслень і схем складання для визначення критеріїв відбору, які впливають на формування загального переліку, потім сформулювати перелік видів робіт, які необхідно коригувати, та визначити ступінь відповідності видів робіт про-ранжованим критеріям відбору. У структурі методів праці потрібно також враховувати особливості виконання ремонтних робіт.

Алгоритм оцінювання за методом парних порівнянь з застосуванням нечітких відношень переваги подано на рис. 2.

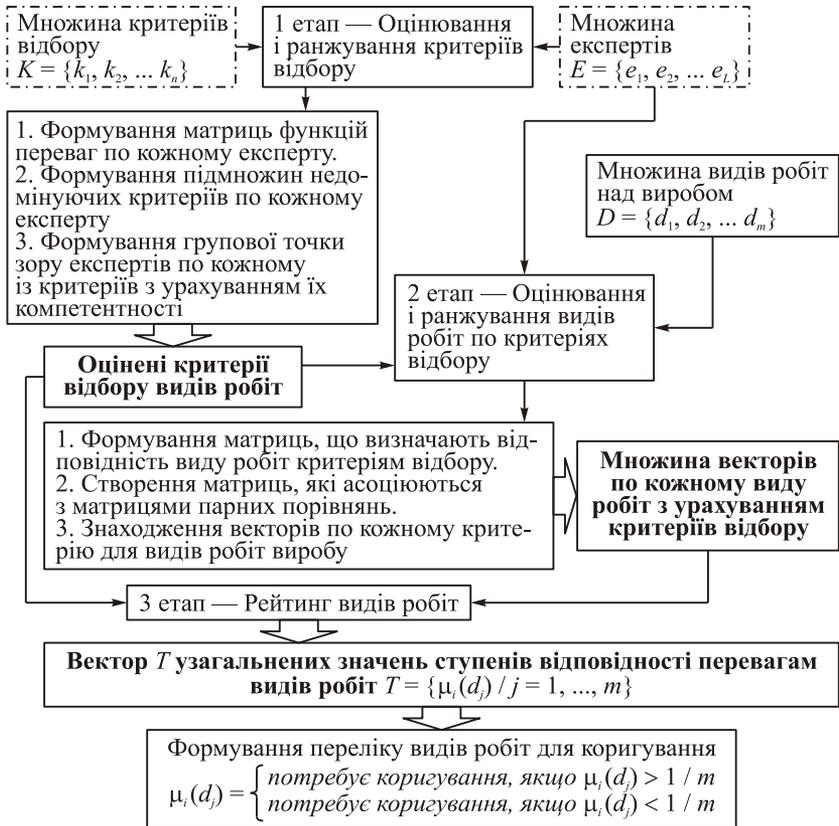


Рис. 2. Алгоритм оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом,

де k_1, \dots, k_n — критерії відбору, n — кількість критеріїв;

e_1, \dots, e_L — експерти, які приймають участь в оцінюванні, L — кількість експертів;

d_1, \dots, d_m — види робіт над виробом, m — кількість видів робіт;

T — вектор узагальнених значень ступеня відповідності видів робіт критеріям відбору щодо можливості їх коригування;

$\mu_i(d_j)$ — функція належності, значення якої вказує на можливість коригування j -го виду робіт із урахуванням i -го критерію відбору.

Розглянемо особливості алгоритму на кожному із етапів. Першим етапом є формування множини видів робіт над виробом. Оцінювання критеріїв здійснюється групою експертів і складається з трьох основних процедур: формування матриць функцій переваг по кожному експерту; формування підмножин недомінуючих критеріїв по кожному експерту; формування групової думки експертів по кожному критерію з урахуванням їх компетентності. Оцінювання критеріїв базується на основі методу прийняття рішень групою експертів, який характеризується нечітким відношенням нестрогої переваги між ними.

При формуванні матриць функцій переваг по кожному експерту використовується множина критеріїв $K = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$, отримана методами текстологій і комунікативного витягування знань, і множина експертів $E = \{e_1, e_2, \dots, e_L\}$. Для кожного експерта e_l , $l = 1, \dots, L$, формується і представляється для заповнення квадратна матриця $(n \times n)$. Кожен експерт e_l повинен по кожній парі (k_i, k_j) побудувати нечітке відношення нестрогої переваги R_l на множині $\{(k_i, k_j) | i, j = 1..n.\}$ у l -тій матриці M_{R_l} . Кожен елемент цієї матриці є значенням функції належності $\mu_{R_l}(k_i, k_j)$, що виражає ступінь переваги критерію k_i в порівнянні з k_j . Заповнення матриці відбувається за формулою:

$$\mu_{R_l}(k_i, k_j) = \begin{cases} \mu_{R_l}(k_i, k_j) > 0, \text{ якщо } k_i \succ k_j; \\ 0 \leq \mu_{R_l}(k_i, k_j) < \mu_{R_l}(k_j, k_i), \text{ якщо } k_i \prec k_j; \\ \mu_{R_l}(k_i, k_j) = 0, \text{ якщо } k_i = k_j. \end{cases} \quad (1)$$

Після заповнення експертами матриць M_{R_l} виконується перетворення матриць за допомогою введення нечіткого відношення строгої переваги R_1^S , що асоціюється з R_l і визначається функцією належності (2):

$$\mu_{R_l}^S(k_i, k_j) = \begin{cases} \mu_{R_l}(k_i, k_j) - \mu_{R_l}(k_j, k_i), \\ \text{якщо } \mu_{R_l}(k_i, k_j) > \mu_{R_l}(k_j, k_i); \\ 0, \text{ якщо } \mu_{R_l}(k_i, k_j) \leq \mu_{R_l}(k_j, k_i). \end{cases} \quad (2)$$

Таким чином формується матриця $M_{R_1}^S$, яка використовується для формування підмножин критеріїв по кожному експерту. Для цього по формулі (3) будується нечітка підмножина $K_{R_1}^{nd} \subset K$ критеріїв, що є домінантними із функцією належності $\mu_{R_1}^{nd}(k_i)$ (nd вказує на те, що відібрані критерії є найкращими у певному сенсі і у множині K немає жодного, який би домінував над ними), асоційована з R_1 , яка включає ті критерії, що є найвагомішими при здійсненні коригування видів робіт над виробом:

$$\mu_{R_1}^{nd}(k_i) = \min_j \{1 - \mu_{R_1}^S(k_j, k_i)\} = 1 - \max_j \{\mu_{R_1}^S(k_j, k_i)\}, k_i, k_j \in K. \quad (3)$$

Для кожного критерію $k_i \in K$ значення $\mu_{R_1}^{nd}(k_i)$ представляє собою ступінь, з якою k_i не домінується жодним із критеріїв множини K .

На величину отриманих критеріїв суттєво впливає компетентність експертів. В тих випадках, коли компетентність другого експерта невисока, то відібрані критерії оцінюються лише першим експертом і, навпаки. Для врахування ступеня компетентності експертів будується нечітке відношення переваги N , задане на множині E експертів із функцією належності $\mu_N(e_i, e_j), e_i, e_j \in E$, значення яких означають ступінь переваги експерта e_i в порівнянні з експертом e_j . Для визначення загальної думки експертів задається нечітка відповідність Φ між множинами E і K за допомогою введення наступного позначення:

$$\mu_l^{nd}(k_i) = \mu_\Phi(e_l, k_i), l = 1, \dots, L, i = 1, \dots, m. \quad (4)$$

Далі, для отримання єдиного результуючого відношення, яке враховує знання про відносну важливість нечітких відношень переваги за критеріями відбору і компетентність експертів, будується згортка, яку позначимо Γ :

$$\Gamma = \Phi^T \circ N \circ \Phi, \quad (5)$$

де \circ — операція композиції, що визначається як максимінний добуток матриць [10, 15].

З відношенням Γ асоціюється відношення Γ^S , яке утворюється після застосування до Γ формули (2), тобто враховується загальна думка експертів у відповідності із (4). Врахування інформації

стосовно відносної важливості нечітких відношень переваги критеріїв відбору з урахуванням компетентності експертів відбувається знаходженням значень нечіткої множини домінуючих критеріїв K_r^{nd} із функцією належності $\mu_r^{nd}(k_i)$ за формулою (3). Множина K_r^{nd} надається експерту для аналізу і вибору кращого рішення. В даній множині значення функцій належності означають ступінь важливості критеріїв відбору. В тих випадках, коли найбільший ступінь недовідомості має не один, а декілька критеріїв, то ОНР сам вибирає один із них, виходячи із певних міркувань, або виникає потреба розширити коло експертів при формуванні вихідних даних задачі.

Наступним етапом є визначення ступеня відповідності видів робіт критеріям відбору, яке засноване на методі парних порівнянь без урахування компетентності експертів. Початковими даними для здійснення розрахунків є множина експертів $E = \{e_1, e_2, \dots, e_L\}$, сформований вектор-рядок критеріїв для коригування видів робіт по відношенню до виробу $K = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$, множина видів робіт над виробом $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, які будуть включатись при визначенні затрат праці і формуються виходячи із конструкційних особливостей нового виробу. Зміст даного етапу описано у алгоритмі (див. рис. 2).

Спочатку експертами задаються квадратні матриці ($m \times m$) по кожній парі (d_i, d_j) із множини $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ при попарному порівнянні видів робіт із врахуванням критеріїв відбору першого етапу. Для отримання нечіткого відношення нестрогої переваги R_1 формуємо матриці M_{R_1} як і на першому етапі, але по видах робіт із функцією належності $\mu_{R_1}(d_i, d_j)$, використовуючи формулу (1). За формулою (2) перетворюємо матриці M_{R_1} для отримання нечіткого відношення строгої переваги R_1^S , асоційованого із R_1 , і розраховуємо матриці $M_{R_1}^S$ за видами робіт — їх кількість буде відповідати кількості критеріїв відбору. Далі за формулою (3) будується нечітка підмножина $D_{R_1}^{nd_{k_i}} \subset D$ за видами робіт із функцією належності $\mu_{R_1}^{nd_{k_i}}(d_j)$, яка включає ті види робіт, які не домінуються іншими видами робіт при здійсненні коригування за критеріями відбору. В результаті отримуємо n векторів із кількістю елементів m у кожному із них та функціями належності

$(\mu_{R_i}^{nd_{k_i}}(d_j))$, що показують ступінь впливу на здійснення коригування виду робіт за відповідним критерієм відбору по кожному із експертів. Для отримання результуючої множини $D^{nd_{k_i}}$ видів робіт проводимо імплікацію за формулою:

$$\mu^{nd_{k_i}}(d_j) = \min\{\mu_{R_1}^{nd}(d_j), \mu_{R_2}^{nd}(d_j), \dots, \mu_{R_L}^{nd}(d_j)\}, \quad (6)$$

де $\mu_{R_l}^{nd}(d_j)$ — ступінь необхідності здійснення коригування для видів робіт за критеріями відбору по l -му експерту;

k_i — вказує на те, за яким критерієм здійснюється оцінювання.

Для отримання результуючої матриці V , яка прийме участь в подальших розрахунках, потрібно провести нормалізацію елементів (знаходження питомої частки складових у загальній сукупності по рядку) множини $D^{nd_{k_i}}$. Відповідно до цього утворюються вектори S_i , $i = 1, \dots, n$, із функціями належності $\mu_{S_i}(d_j)$ в кожному із них. Сукупність векторів S_i по кожному із критеріїв відбору складе матрицю V із функціями належності $\mu_V(d_{ij})$.

На третьому етапі застосовується максимуміплікативна композиція відношень, в результаті використання якої проводиться впорядкування ступенів відповідності за видами робіт. Початковими даними є множина K_Γ^{nd} (результат розрахунку першого етапу) та матриця V (результат другого етапу) видів робіт по кожному критерію. Визначення результуючих оцінок здійснюється за допомогою максимуміплікативної композиції за формулою:

$$\mu_{K^*V}(d_j) = \sup\{\mu_\Gamma^{nd}(k_i) \cdot \mu_V(d_{ij})\}, \quad i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m. \quad (7)$$

Далі проводимо нормування отриманих значень $\mu_{K^*V}(d_j)$, щоб сума всіх функцій належності дорівнювала одиниці. В результаті цього отримуємо вектор T , кожен елемент якого є значенням функції належності $\mu_i(d_j)$, що визначає види робіт, які будуть коригуватись з врахуванням впливу критеріїв відбору.

Застосувавши такий підхід з'являється можливість виділити види робіт, які потребують коригування. Розглянемо особливості використання запропонованого алгоритму (див. рис. 2) на ранніх стадіях життєвого циклу виробу, зокрема на стадії проектування.

Для здійснення оцінювання відібрано двох експертів на основі використання методу прийняття рішень в умовах неусувної невизначеності.

Нехай експертами сформовано множину видів робіт, які будуть коригуватись (таблиця 1). В результаті аналізу експертами виділено п'ятнадцять видів робіт (в таблиці відмічені курсивом), трудомісткість виконання яких можна зменшити за рахунок знань експертів шляхом коригування по видах робіт та за рахунок внесення змін у креслення або зміни структури робіт.

Таблиця 1

ВИДИ РОБІТ І ТРУДОМІСТКІСТЬ ПО УМОВНОМУ ВИРОБУ

Склад робіт	Види робіт	Затрати часу, людино-годин
1. Демонтаж	Транспортування лебідок і такелажного устаткування з місця схову до місця установки; установка лебідок і такелажного устаткування; спорудження тимчасового риштування; від'єднання електроживлення (виконує електрослужба); <i>роз'єднання з'єднань (кріплень)¹</i> ; знімання з місця установки і транспортування до місця ремонту.	176,54
2. Ремонт	<i>Очистка устаткування від технологічних відходів²; повне розбирання³; промивання⁴; заміна (відновлення) відпрацьованих елементів, деталей та комплектуючих виробів, включаючи базові⁵; збирання⁶, регулювання вузлів⁷; залив мастила⁸; нанесення захисного покриття на зовнішні частини виробу⁹.</i>	683
3. Монтаж	Транспортування устаткування до місця установки; підготовка місця та установка, <i>вивіряння та закріплення опорної плити; установлення колони повороту, поворотного пристрою¹⁰</i> ; <i>з'єднання пушки з притискним пристроєм¹¹</i> ; приєднання електроживлення (виконує електрослужба); <i>прибирання кріпильних з'єднань¹²; регулювання¹³, підготовка та випробування устаткування¹⁴</i> ; розбирання тимчасового риштування, такелажного устаткування, лебідок і транспортування до місця схову.	407,4
4. Наладочні роботи після ремонту	<i>Регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів¹⁵</i> ; виявлення відхилень від норми в роботі устаткування та їх усунення; здача устаткування до експлуатації.	16,3
Всього		1283,24

^{1, ..., 15} — індексами позначені номери тих видів робіт, які можуть бути піддані коригуванню.

У табл. 1 сформовано загальний перелік критеріїв, які залежать від конструкційних особливостей виробу і впливають на здійснення коригування за видами робіт. Обрані критерії відбору не є рівнозначними, тому необхідно визначити їх ступінь важливості відносно один одного.

Пропонуємо наступні критерії, множина яких проте не є константою, а може змінюватись та доповнюватись в залежності від характеристик виробу:

k_1 — критерій важливості кількості деталей, що знімаються при ремонті — цей критерій впливає на можливість коригування ремонтних та монтажних-демонтажних робіт. В цілому k_1 пов'язаний з k_2 , k_4 , k_6 та k_7 . Чим більше значення даного критерію, тим важливішою є величина кількості деталей, що знімаються при ремонті, з точки зору можливості коригування певного виду робіт.

k_2 — критерій важливості складності конструкції виробу — потребує обов'язкової наявності схеми складання і ускладнює розбирання виробу. Даний критерій пов'язаний з ремонтними роботами і обумовлює необхідність проведення коригування саме їх змісту. Чим складніша конструкція виробу, тим більше значення трудомісткості робіт. В цілому k_2 пов'язаний з k_1 , k_4 , k_6 та k_8 .

k_3 — критерій важливості якості спряжених деталей, що дозволяє уникнути їх заміни при виконанні робіт, пов'язаних із заміною (відновленням) деталей. Цей критерій показує вплив рівня якості деталей, що замінюються або відновлюються, на доцільність коригування робіт. Високий рівень якості спряжених деталей дозволяє уникнути коригування, і навпаки.

k_4 — критерій важливості кількості кріплень, що знімається. Цей критерій впливає на можливість коригування демонтажних і монтажних робіт. Чим більше значення критерію, тим домінантнішим є коригування демонтажних і монтажних робіт. В цілому k_4 пов'язаний з k_1 , k_2 , k_6 та k_8 .

k_5 — критерій важливості кількості вузлів, що підлягають регулюванню. Даний критерій впливає на затрати часу при виконанні налагоджувальних робіт після ремонту. Якщо рівень критерію високий, то коригуватись мають саме роботи, пов'язані з регулюванням. Чим більше значення критерію, тим більше робіт проводиться налагоджувальником.

k_6 — критерій важливості кількості складальних одиниць. Даний критерій впливає на можливість коригування складально-

розкладальних робіт. Якщо кількість складальних одиниць висока або достатня, то ймовірність коригування зменшується, якщо мала — то зростає.

k_7 — критерій важливості ваги деталі. Чим вагоміший даний критерій, тим більший вплив здійснює вага деталей на можливість коригування робіт над виробом. Одним із шляхів зменшення ваги деталей є заміна самого матеріалу без подорожчання вартості виробу.

k_8 — критерій важливості необхідності нанесення захисного покриття для уникнення псування зовнішніх елементів виробу. Чим більше значення критерію, тим вагомішим є проведення коригування ремонтних робіт, оскільки даний критерій пов'язаний із ремонтними роботами.

Найбільшу питому вагу в загальному обсязі робіт (за даними табл. 1) займають ремонтні роботи. Тому більшість критеріїв відбору, сформованих експертами, пов'язана саме із ними. За сформованими критеріями відбору проведено ранжування елементів. Критерії відбору отримано на основі опрацювання анкет експертів.

Задамо нечітке відношення нестрогої переваги R_1 та R_2 — оцінки пар критеріїв двома експертами — і сформуємо матриці M_{R_1} (8) та M_{R_2} (9) $M_{R_i} = \|\mu_{R_i}(k_i, k_j)\|, i=1,2, i, j=1, \dots, 8$, де $\mu_{R_i}(k_i, k_j)$ визначається за формулою (1). Наприклад, перше значення $\mu_{R_1}(k_1, k_1)$ дорівнює нулю, оскільки критерій k_1 порівнюється сам із собою. Друге значення $\mu_{R_1}(k_1, k_2)$ отримано в ході порівняння критеріїв k_1 та k_2 , згідно якого критерій k_1 є важливішим при здійсненні коригування видів робіт над виробом за критерій k_2 із мірою належності 0,3. Аналогічно, в ході попарного порівняння заповнені всі інші значення матриць (8) та (9):

$$M_{R_1} = \begin{pmatrix} 0 & 0,3 & 0,5 & 0,3 & 0,7 & 0,3 & 0,2 & 0,6 \\ 0,2 & 0 & 0,4 & 0,5 & 0,3 & 0,4 & 0,5 & 0,4 \\ 0,4 & 0,5 & 0 & 0,5 & 0,6 & 0,6 & 0,7 & 0,6 \\ 0,7 & 0,5 & 0,8 & 0 & 0,7 & 0,8 & 0,8 & 0,6 \\ 0,2 & 0,2 & 0,3 & 0,5 & 0 & 0,1 & 0,3 & 0,7 \\ 0,7 & 0,5 & 0,5 & 0,7 & 0,7 & 0 & 0,6 & 0,8 \\ 0,7 & 0,7 & 0,8 & 0,7 & 0,7 & 0,5 & 0 & 0,6 \\ 0,6 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0 \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$M_{R_2} = \begin{pmatrix} 0 & 0,5 & 0,6 & 0,6 & 0,5 & 0,5 & 0,6 & 0,4 \\ 0,3 & 0 & 0,4 & 0,3 & 0,6 & 0,4 & 0,5 & 0,4 \\ 0,3 & 0,5 & 0 & 0,5 & 0,5 & 0,4 & 0,6 & 0,4 \\ 0,8 & 1 & 0,7 & 0 & 0,5 & 0,8 & 0,8 & 0,6 \\ 0,4 & 0,5 & 0,7 & 0,4 & 0 & 0,1 & 0,3 & 0,2 \\ 0,4 & 0,6 & 0,5 & 0,4 & 0,6 & 0 & 0,4 & 0,3 \\ 0,4 & 0,5 & 0,4 & 0,3 & 0,3 & 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,6 & 0,8 & 0,8 & 0,5 & 0,5 & 0,6 & 0 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Для матриць (8) та (9) нечітке відношення строгої переваги $R_l^S, l=1,2$, що асоціюються з R_l , визначається за формулою (2) і представлено у вигляді матриць $M_{R_l}^S$:

$$M_{R_1}^S = \begin{pmatrix} 0 & 0,1 & 0,1 & 0 & 0,5 & 0,1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0,3 & 0,1 & 0 & 0 \\ 0,4 & 0 & 0,3 & 0 & 0,2 & 0,1 & 0,1 & 0,1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,2 \\ 0,4 & 0,1 & 0 & 0 & 0,6 & 0 & 0,1 & 0,2 \\ 0,5 & 0,2 & 0,1 & 0 & 0,4 & 0 & 0 & 0,1 \\ 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$M_{R_2}^S = \begin{pmatrix} 0 & 0,2 & 0,3 & 0 & 0,1 & 0,1 & 0,2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,2 & 0 \\ 0,2 & 0,7 & 0,2 & 0 & 0,1 & 0,4 & 0,5 & 0 \\ 0 & 0 & 0,2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,2 & 0,1 & 0 & 0,5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 \\ 0,1 & 0,2 & 0,4 & 0,2 & 0,3 & 0,2 & 0,1 & 0 \end{pmatrix} \quad (11)$$

Далі побудуємо множини невідоміючих альтернатив по кожному із експертів. Із (10) та (11) за формулою (3) обраховуються значення функцій належності елементів підмножин $K_{R_l}^{nd}, l=1,2$.

По першому експерту: $\mu_{R_1}^{nd}(k_1) = 0,5$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_2) = 0,8$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_3) = 0,7$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_4) = 1$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_5) = 0,4$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_6) = 0,9$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_7) = 0,9$; $\mu_{R_1}^{nd}(k_8) = 0,8$. Для другого експерта обчислення відбувались аналогічно і отримано наступні значення: $\mu_{R_2}^{nd}(k_1) = 0,8$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_2) = 0,3$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_3) = 0,6$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_4) = 0,8$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_5) = 0,5$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_6) = 0,6$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_7) = 0,5$; $\mu_{R_2}^{nd}(k_8) = 1$.

По першому експерту отримуємо наступну нечітку підмножину критеріїв відбору, які не домінуються ніякими іншими:

$$K_{R_1}^{nd} = \{0,5/k_1; 0,8/k_2; 0,7/k_3; 1/k_4; 0,4/k_5; 0,9/k_6; 0,9/k_7; 0,8/k_8\}. \quad (12)$$

Це означає, що з мірою належності $0,5$ k_1 (критерій важливості кількості деталей, що знімаються при ремонті) не домінується з іншими критеріями та впливає на коригування демонтажних та ремонтних робіт. Найбільші ступені належності у критеріїв k_2, k_3, k_4, k_6, k_7 та k_8 . Це вказує на те, що види робіт, які із ними пов'язані, мають бути скориговані.

По другому експерту отримуємо наступну нечітку підмножину невідоміючих критеріїв:

$$K_{R_2}^{nd} = \{0,8/k_1; 0,3/k_2; 0,6/k_3; 0,8/k_4; 0,5/k_5; 0,6/k_6; 0,5/k_7; 1/k_8\}. \quad (13)$$

Найбільші міри належності у критеріїв k_1, k_3, k_4, k_6, k_8 . Це вказує на те, що коригуванню підлягають ремонтні та демонтажні види робіт, так як ці критерії мають найбільшу перевагу порівняно з іншими критеріями. Для підвищення об'єктивності оцінювання проведено врахування компетентності експертів.

Формування групової думки експертів по кожному критерію з урахуванням їх компетентності визначено шляхом побудови нечіткого відношення переваги N , заданого на множині E , і побудовою матриці $M_N = \|\mu_N(e_i, e_j)\|$. Дана матриця отримана в ході застосування методу прийняття рішень в умовах неусувної невизначеності:

$$M_N = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0,2 & 0 \end{pmatrix}. \tag{14}$$

Для встановлення нечіткої відповідності Φ між множинами E і K побудовано матрицю на основі нечітких підмножин невідоміючих критеріїв по кожному експерту (першим рядком матриці буде підмножина (12), другим — (13)). В результаті отримано:

$$\Phi = \begin{pmatrix} 0,5 & 0,8 & 0,7 & 1 & 0,4 & 0,9 & 0,9 & 0,8 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 1 \end{pmatrix}. \tag{15}$$

Побудову згортки Γ здійснено на основі (14) та (15):

$$\Gamma = \begin{pmatrix} 0,5 & 0,8 \\ 0,8 & 0,3 \\ 0,7 & 0,6 \\ 1 & 0,8 \\ 0,4 & 0,5 \\ 0,9 & 0,6 \\ 0,9 & 0,5 \\ 0,8 & 1 \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0,2 & 0 \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} 0,5 & 0,8 & 0,7 & 1 & 0,4 & 0,9 & 0,9 & 0,8 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 1 \end{pmatrix} \tag{16}$$

З (16) в результаті застосування формули (3) отримаємо наступну матрицю:

$$\Gamma = \begin{pmatrix} 0,5 & 0,3 & 0,5 & 0,5 & 0,5 & 0,5 & 0,5 & 0,5 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,8 \\ 0,7 & 0,3 & 0,6 & 0,7 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,7 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 1 \\ 0,4 & 0,3 & 0,4 & 0,4 & 0,4 & 0,4 & 0,4 & 0,4 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,9 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,9 \\ 0,8 & 0,3 & 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,8 \end{pmatrix} \tag{17}$$

Відношення Γ^S знаходимо із (17), застосовуючи формулу (2). У результаті отримаємо матрицю:

$$\Gamma^S = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0 & 0,5 & 0,2 & 0,3 & 0,2 & 0,5 \\ 0,2 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0,1 & 0 \\ 0,3 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0,2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0,3 & 0 & 0 & 0,2 & 0,1 & 0 & 0 & 0,3 \\ 0,3 & 0 & 0,1 & 0,3 & 0,1 & 0,1 & 0 & 0,4 \\ 0,3 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (18)$$

Далі, за формулою (3) на основі (18) знаходимо значення $\mu_{\Gamma}^{nd}(k_i)$:

$$\begin{aligned} \mu_{\Gamma}^{nd}(k_1) &= 0,5; & \mu_{\Gamma}^{nd}(k_5) &= 0,8; \\ \mu_{\Gamma}^{nd}(k_2) &= 1; & \mu_{\Gamma}^{nd}(k_6) &= 0,7; \\ \mu_{\Gamma}^{nd}(k_3) &= 0,9; & \mu_{\Gamma}^{nd}(k_7) &= 0,8; \\ \mu_{\Gamma}^{nd}(k_4) &= 0,5; & \mu_{\Gamma}^{nd}(k_8) &= 0,5. \end{aligned} \quad (19)$$

Ці значення є оцінками критеріїв, які обчислені з урахуванням компетентності експертів, і говорять про те, що найбільш ваговими на думку експертів є критерії k_2, k_3, k_5, k_6, k_7 для здійснення коригування видів робіт над виробом, а критерії k_1, k_4, k_8 також мають вплив (заначення їх дорівнює 0,5), але не на стільки вагомий.

Наступним кроком є визначення ступеня відповідності видів робіт критеріям відбору, яке засноване на методі парних порівнянь без урахування компетентності експертів у відповідності із декомпозицією на третьому рівні (див. рис. 1). Через громіздкі розрахунки покажемо лише як обраховано оцінки для третього рівня ієрархії для першого критерію k_1 по першому експерту. Задамо нечітке відношення нестрогої переваги R_1 і сформуємо матрицю M_{R_1} за формулою (1):

$$M_{R_1} = \begin{pmatrix} 0 & 0,7 & 0,7 & 0,5 & 0,6 & 0,5 & 0,8 & 0,6 & 0,6 & 0,6 & 0,7 & 0,7 & 0,8 & 0,6 & 0,5 \\ 0,2 & 0 & 0,4 & 0,3 & 0,3 & 0,2 & 0,5 & 0,4 & 0,4 & 0,3 & 0,2 & 0,1 & 0,3 & 0,4 & 0,3 \\ 0,85 & 0,7 & 0 & 0,5 & 0,6 & 0,7 & 0,4 & 0,3 & 0,5 & 0,8 & 0,5 & 0,8 & 0,95 & 0,5 & 0,6 \\ 0,2 & 0,5 & 0,4 & 0 & 0,1 & 0,2 & 0,4 & 0,6 & 0,2 & 0,3 & 0,4 & 0,2 & 0,3 & 0,4 & 0,5 \\ 0,2 & 0,2 & 0,3 & 1 & 0 & 0,1 & 0,3 & 0,2 & 0,3 & 0,4 & 0,3 & 0,4 & 0,5 & 0,6 & 0,5 \\ 0,6 & 0,6 & 0,75 & 0,4 & 0,8 & 0 & 0,4 & 0,3 & 0,5 & 0,4 & 0,7 & 0,7 & 0,6 & 0,9 & 0,4 \\ 0,1 & 0,5 & 0,2 & 0,3 & 0,3 & 0,2 & 0 & 0,2 & 0,1 & 0,3 & 0,2 & 0,2 & 0,3 & 0,4 & 0,3 \\ 0,2 & 0,1 & 0,2 & 0,6 & 0,2 & 0,3 & 0,1 & 0 & 0,3 & 0,2 & 0,1 & 0,3 & 0,4 & 0,3 & 0,2 \\ 0,4 & 0,6 & 0,4 & 0,3 & 0,5 & 0,3 & 0,5 & 0,5 & 0 & 0,4 & 0,3 & 0,1 & 0,5 & 0,6 & 0,5 \\ 0,3 & 0,7 & 0,3 & 0,6 & 0,4 & 0,3 & 0,6 & 0,3 & 0,4 & 0 & 0,2 & 0,2 & 0,1 & 0,4 & 0,2 \\ 0,2 & 0,5 & 0,4 & 0,6 & 0,6 & 0,3 & 0,5 & 0,95 & 0,3 & 0,6 & 0 & 0,3 & 0,2 & 0,3 & 0,4 \\ 0,1 & 1 & 0,1 & 0,5 & 0,5 & 0,1 & 0,5 & 0,6 & 1 & 0,5 & 0,5 & 0 & 0,3 & 0,4 & 0,5 \\ 0,4 & 0,3 & 0,2 & 0,4 & 0,8 & 0,3 & 0,3 & 0,7 & 0,3 & 0,9 & 0,7 & 0,3 & 0 & 0,9 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0,4 & 0,7 & 0,4 & 0,1 & 0,5 & 0,5 & 0,6 & 0,4 & 0,4 & 0,5 & 0,5 & 0 & 0,4 \\ 0,3 & 0,7 & 0,3 & 0,5 & 0,5 & 0,1 & 0,4 & 0,3 & 0,6 & 0,5 & 0,5 & 0,7 & 0,3 & 0,5 & 0 \end{pmatrix} \quad (20)$$

Таким самим чином формуються ще сім матриць по інших критеріях відбору і відповідні матриці для другого експерта. Далі за формулою (2) знаходимо нечітке відношення строгої переваги $R_l^S, l = 1, 2$, по всіх матрицях. Для матриці (20) дане відношення складе:

$$M_{R_1}^S = \begin{pmatrix} 0 & 0,5 & 0 & 0,3 & 0,4 & 0 & 0,7 & 0,4 & 0,2 & 0,3 & 0,5 & 0,6 & 0,4 & 0,1 & 0,2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0,3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0,15 & 0,3 & 0 & 0,1 & 0,3 & 0 & 0,2 & 0,1 & 0,1 & 0,5 & 0,1 & 0,7 & 0,75 & 0,1 & 0,7 \\ 0 & 0,2 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,9 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,2 & 0 \\ 0,1 & 0,45 & 0,05 & 0,25 & 0,7 & 0 & 0,2 & 0 & 0,25 & 0,1 & 0,45 & 0,58 & 0,3 & 0,8 & 0,3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0,1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,2 & 0 & 0,1 & 0,2 & 0 & 0,4 & 0,2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,2 & 0 & 0,1 \\ 0 & 0,4 & 0 & 0,3 & 0 & 0 & 0,3 & 0,1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,3 & 0 & 0,2 & 0,3 & 0 & 0,3 & 0,85 & 0 & 0,4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,9 & 0 & 0,3 & 0,1 & 0 & 0,3 & 0,3 & 0,9 & 0,3 & 0,2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0,3 & 0 & 0 & 0,3 & 0 & 0,8 & 0,5 & 0 & 0 & 0,4 & 0,2 \\ 0 & 0,1 & 0 & 0,3 & 0 & 0 & 0,1 & 0,2 & 0 & 0 & 0,1 & 0,1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1 & 0,1 & 0,1 & 0,3 & 0,1 & 0,2 & 0 & 0,1 & 0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

Побудова множин видів робіт, які не домінуються іншими, по кожному із критеріїв для кожного із експертів здійснюється за формулою (3) (у формулі (3) відбулась заміна змінної k на d) і складе для матриці (21): $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_1) = 0,85$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_2) = 0,1$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_3) = 0,95$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_4) = 0,1$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_5) = 0,3$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_6) = 1$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_7) = 0,3$;

$\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_8) = 0,15$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_9) = 0,1$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_{10}) = 0,2$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_{11}) = 0,5$;
 $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_{12}) = 0,3$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_{13}) = 0,25$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_{14}) = 0,2$; $\mu_{R_1}^{nd_{k_1}}(d_{15}) = 0,7$.
 Аналогічно розраховано функції належності по першому критерию (важливості кількості деталей, що знімаються при ремонті) для кожного із видів робіт і для другого експерта складатимуть:
 $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_1) = 0,97$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_2) = 0,21$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_3) = 0,99$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_4) = 0,1$;
 $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_5) = 0,4$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_6) = 0,99$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_7) = 0,32$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_8) = 0,13$;
 $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_9) = 0,1$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_{10}) = 0,2$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_{11}) = 0,54$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_{12}) = 0,25$;
 $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_{13}) = 0,3$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_{14}) = 0,22$; $\mu_{R_2}^{nd_{k_1}}(d_{15}) = 0,75$.

Сформуємо результуючу множину $D^{nd_{k_i}}$, $i = 1, \dots, n$, за формулою (6) за видами робіт для кожного із критеріїв k_i , функції належності якої подамо у табл. 2.

Таблиця 2

**ЕЛЕМЕНТИ МНОЖИНИ $D^{nd_{k_i}}$
ЗА ВИДАМИ РОБІТ ДЛЯ КОЖНОГО ІЗ КРИТЕРІЇВ ВІДБОРУ**

Функції належності за видами робіт	Критерії відбору							
	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7	k_8
$\mu^{nd_{k_1}}(d_1)$	0,85	0,88	0,98	0,94	0,24	0,66	0,62	0,31
$\mu^{nd_{k_1}}(d_2)$	0,10	0,07	0,10	0,06	0,06	0,06	0,06	0,04
$\mu^{nd_{k_1}}(d_3)$	0,95	0,82	0,28	0,32	0,42	1,00	0,86	0,49
$\mu^{nd_{k_1}}(d_4)$	0,10	0,06	0,08	0,06	0,06	0,06	0,05	0,04
$\mu^{nd_{k_1}}(d_5)$	0,30	0,30	0,77	0,25	0,18	0,29	0,51	0,16
$\mu^{nd_{k_1}}(d_6)$	0,99	0,99	0,20	0,30	0,23	0,99	0,99	0,25
$\mu^{nd_{k_1}}(d_7)$	0,30	0,18	0,24	0,16	0,66	0,16	0,12	0,10
$\mu^{nd_{k_1}}(d_8)$	0,13	0,08	0,11	0,08	0,08	0,08	0,06	0,06

Закінчення табл. 2

Функції належності за видами робіт	Критерії відбору							
	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7	k_8
$\mu^{nd_{k_i}}(d_9)$	0,10	0,09	0,24	0,09	0,08	0,09	0,08	0,99
$\mu^{nd_{k_i}}(d_{10})$	0,20	0,13	0,19	0,45	0,13	0,13	0,23	0,08
$\mu^{nd_{k_i}}(d_{11})$	0,50	0,56	0,29	0,54	0,20	0,38	0,51	0,17
$\mu^{nd_{k_i}}(d_{12})$	0,25	0,24	0,35	0,21	0,17	0,24	0,14	0,14
$\mu^{nd_{k_i}}(d_{13})$	0,25	0,19	0,16	0,16	0,65	0,19	0,11	0,10
$\mu^{nd_{k_i}}(d_{14})$	0,20	0,19	0,29	0,18	0,17	0,20	0,15	0,11
$\mu^{nd_{k_i}}(d_{15})$	0,70	0,53	0,81	0,18	0,97	0,38	0,50	0,11

Сформуємо вектори S_i із елементів множини $D^{nd_{k_i}}$. Узагальнені значення функцій належності $\mu_{S_i}(d_j)$ знаходимо як нормовані суми рядків векторів S_i по кожному критерію за кожним видом робіт. В результаті отримуємо матрицю V , що подана у табл. 3.

Таблиця 3

ЕЛЕМЕНТИ МАТРИЦІ V

Види робіт для коригування	Критерії відбору							
	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7	k_8
1. Роз'єднання з'єднань	0,144	0,166	0,192	0,235	0,055	0,135	0,124	0,097
2. Очистка устаткування від технологічних відходів	0,017	0,013	0,020	0,016	0,015	0,013	0,012	0,013
3. Повне розбирання	0,16	0,154	0,055	0,079	0,098	0,204	0,173	0,157

Закінчення табл. 3

Види робіт для коригування	Критерії відбору							
	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7	k_8
4. Промивання	0,017	0,011	0,016	0,015	0,014	0,011	0,010	0,012
5. Заміна (відновлення) спрацьованих елементів, деталей та комплектуючих виробів, включаючи базові	0,051	0,056	0,149	0,063	0,043	0,060	0,102	0,050
6. Збирання	0,167	0,186	0,038	0,074	0,054	0,203	0,199	0,080
7. Регулювання вузлів	0,051	0,033	0,047	0,039	0,154	0,033	0,024	0,032
8. Залив мастила	0,022	0,015	0,022	0,021	0,018	0,016	0,013	0,018
9. Нанесення захисного покриття на зовнішні частини виробу	0,017	0,017	0,047	0,022	0,020	0,017	0,016	0,314
10. Вивіряння та закріплення опорної плити, установлення колони повороту, поворотного пристрою	0,033	0,025	0,037	0,114	0,030	0,026	0,046	0,026
11. З'єднання пушки з притискним пристроєм	0,084	0,105	0,056	0,136	0,046	0,078	0,101	0,053
12. Обирання кріпильних з'єднань	0,042	0,046	0,068	0,053	0,038	0,048	0,028	0,045
13. Регулювання	0,042	0,036	0,031	0,041	0,151	0,039	0,022	0,032
14. Підготовка та випробування устаткування	0,034	0,036	0,057	0,046	0,040	0,041	0,030	0,036
15. Регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів	0,118	0,101	0,158	0,046	0,226	0,077	0,100	0,035

На можливість здійснення коригування видів робіт вказують значення у кожному із стовпців — чим вони більші, тим доцільність здійснення коригування вища. З табл. 3 бачимо, що коригування за критерієм k_1 (виділено жирним начертанням) потрібно для робіт: роз'єднання з'єднань, повне розбирання, збирання та регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів. За критерієм k_2 : роз'єднання з'єднань, повне розбирання, збирання, з'єднання пушки з притискним пристроєм та регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів. За критерієм k_3 : роз'єднання з'єднань та заміна (відновлення) спрацьованих елементів, деталей та комплектуючих виробів, включаючи базові. За критерієм k_4 : роз'єднання з'єднань, вивірення та закріплення опорної плити, установа колони повороту, поворотного пристрою та з'єднання пушки з притискним пристроєм. За критерієм k_5 : регулювання вузлів, регулювання при виконанні монтажних робіт та регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів. За критерієм k_6 : роз'єднання з'єднань, повне розбирання, збирання. За критерієм k_7 : роз'єднання з'єднань, повне розбирання, заміна (відновлення) спрацьованих елементів, деталей та комплектуючих виробів, включаючи базові, збирання, з'єднання пушки з притискним пристроєм та регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів. За критерієм k_8 : повне розбирання та нанесення захисного покриття на зовнішні частини виробу.

Далі застосовується формула (7), в результаті використання якої отримано наступну множину M_{K^*V} із функціями належності $\mu_{K^*V}(d_j)$: $M_{K^*V} = \{0,1731/d_1; 0,0179/d_2; 0,1541/d_3; 0,0144/d_4; 0,1355/d_5; 0,1862/d_6; 0,1228/d_7; 0,0203/d_8; 0,1568/d_9; 0,0568/d_{10}; 0,1050/d_{11}; 0,0615/d_{12}; 0,1206/d_{13}; 0,0514/d_{14}; 0,1804/d_{15}\}$.

Провівши нормалізацію M_{K^*V} отримаємо вектор T узагальнених значень ступеня відповідності видів робіт критеріям відбору щодо можливості їх коригування із функціями належності $\mu_i(d_j)$. Отримані значення зведено до табл. 4.

Таблиця 4

**УЗАГАЛЬНЕННІ ЗНАЧЕННЯ ВАГ
СТУПЕНЯ ВІДПОВІДНОСТІ ВИДІВ РОБІТ КРИТЕРІЯМ ВІДБОРУ**

Номер виду робіт, j	Найменування виду робіт, d_j	Узагальненні значення ваг ступеня відповідності видів робіт критеріям відбору, $\mu_i(d_j)$
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>
1	Роз'єднання з'єднань (кріплень) (демонтажні роботи)	0,111
2	Очистка устаткування від технологічних відходів	0,012
3	Повне розбирання	0,099
4	Промивання	0,009
5	Заміна (відновлення) спрацьованих елементів, деталей та комплектуючих виробів, включаючи базові	0,087
6	Збирання	0,120
7	Регулювання вузлів	0,079
8	Залив мастила	0,013
9	Нанесення захисного покриття на зовнішні частини виробу	0,101
10	Вивіряння та закріплення опорної плити, Установлення колони повороту, поворотного пристрою	0,036
11	З'єднання пушки з притискним пристроєм	0,067
12	Прибирання кріпильних з'єднань;	0,039
13	Регулювання	0,077
14	Підготовка та випробування устаткування	0,033
15	Регулювання синхронності технологічних операцій, що виконуються окремими вузлами устаткування з частковим розбиранням вузлів	0,116

Роботи, які мають найвищий рейтинг, зокрема «Роз'єднання з'єднань (кріплень) (демонтажні роботи)», «Збирання», «Регулювання синхронності технологічних операцій» та «Нанесення захисного покриття» повинні бути переглянуті і перерозподілені. Тобто, значення функцій належності елементів вектора T і визначають необхідність коригування видів робіт при усуненні несправностей по конкретному виробу.

Для остаточного відбору видів робіт для коригування потрібно розрахувати порогове значення. Згідно із алгоритмом (див. рис. 2) порогове значення становить для даного випадку 0,067 ($1/15 = 0,067$). Наочно результати представлено на діаграмі (див. рис. 3).

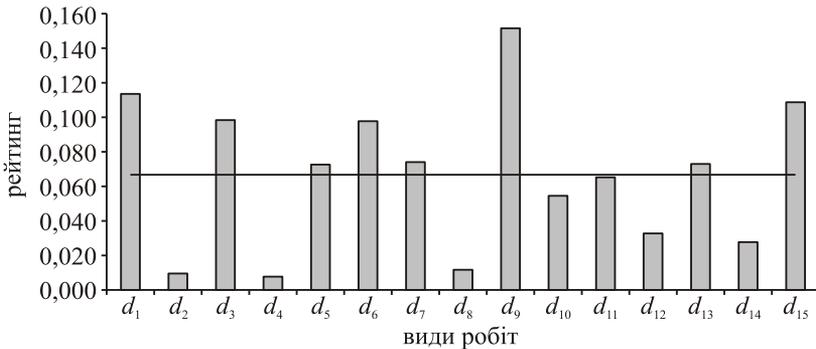


Рис. 3. Виділення видів робіт, що підлягають коригуванню

З даного переліку робіт усунуто «Нанесення захисного покриття» (оцінка 0,101) — оскільки при виконанні ремонту не відбувається ушкодження зовнішніх поверхонь виробу, то на основі досвіду експертів прийнято рішення виключити даний вид робіт із зазначеного переліку. Це дозволило зменшити трудомісткість робіт на 24 люд-год. Зазнали коригування види робіт «Розбирання» та «Складання» за рахунок додавання однієї складальної одиниці. Трудомісткість виконання робіт зменшилась на 52 люд-год. Загальна трудомісткість виконання робіт зменшиться на 5,92 % (або на 76 люд-год).

Отже, виявлено, що при оцінюванні видів робіт, які підлягають коригуванню або виключенню у структурі методів праці, необхідним є формування критеріїв відбору із урахуванням особли-

востей виконання ремонтних робіт, виділення видів робіт у структурі методів праці без порушення структури процесу праці.

Висновок

Оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом у структурі методів праці є складною задачею через необхідність врахування відмінностей у судженнях експертів та наявності слабоструктурованої і слабоформалізованої інформації на стадії проектування нових виробів. Існуючі методи експертного оцінювання не дозволяють уникнути невизначеності, яка присутня у судженнях експертів при прийнятті управлінських рішень, що може призводити до отримання неадекватного результату.

Таким чином, у дослідженні запропоновано здійснювати декомпозицію процесу оцінювання та побудовано алгоритм оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом, що дозволяє виявляти ті види робіт, які підлягають коригуванню або виключенню у структурі методів праці. Оскільки оцінювання можливості коригування видів робіт є доволі складною задачею, то в розробленому алгоритмі застосовано декомпозиційні процедури, де на найнижчому рівні ієрархії знаходяться види робіт над виробом. Це дає можливість врахувати особливості характеру спрямованості та умов виконання видів робіт, а також виявити критерії, що впливають на величину затрат праці при виконанні процесів праці задля досягнення головної цілі — зменшення затрат праці на стадії експлуатації виробів. Запропонований підхід дозволяє визначати затрати праці за видами робіт, використовуючи одночасно знання експертів сервісної, ремонтної служб та конструкторського бюро підприємства ще на передвиробничих стадіях життєвого циклу виробів. Розроблений математичний апарат в подальшому можна використовувати при формуванні бюджетів на підприємстві та в комплексному дослідженні трудових затрат по стадіях життєвого циклу виробу.

Литература

1. Батищев Д. И. Многокритериальный выбор с учетом индивидуальных предпочтений: монография / Д. И. Батищев, Д. Е. Шапошников.— Нижний Новгород: ИПФ РАН.— 1994.— 92 с.

2. Блюмин С. Л. Модели и методы принятия решений в условиях неопределенности / С. Л. Блюмин, И. А. Шуйкова.— Липецк: ЛЭГИ, 2001.— 138 с.

3. *Борисов А. Н.* Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования / А. Н. Борисов, О. А. Крумберг, И. П. Федоров.— Рига: Зинатне, 1990.— 184 с.
4. *Брахман Т. Р.* Многокритериальность и выбор альтернативы в технике: монография / Т. Р. Брахман.— М.: Радио и связь.— 1984.— 288 с.
5. *Генкин Б. М.* Организация, нормирование и оплата труда на промышленных предприятиях: учебник для вузов / Б. М. Генкин.— [3-е изд., изм. и доп.].— М.: Норма, 2005.— 448 с.
6. *Гольдштейн Г. Я.* Стратегические аспекты управления: монография / Г. Я. Гольдштейн.— Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2000.— 244 с.
7. *Грiшнова О. А.* Економiка працi та соцiально-трудоуv вiдносини: пiдручник / О. А. Грiшнова.— К.: Знання, 2006.— 559 с.
8. *Дилигенский Н. В.* Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология: монография / Н.В. Дилигенский, Л. Г. Дымова, П. В. Севастьянов. — М.: Издательство Машиностроение-1. — 2004. — 397 с.
9. *Жуковин В. Е.* Нечеткие многокритериальные модели принятия решений: монография / В. Е. Жуковин. — Тбилиси: Мецниереба. — 1988. — 72 с.
10. *Завгородня Т. П.* Експертнi методи прийняття рiшень про перерозподiл видiв робiт для визначення їх оптимальної трудомiсткостi / Т. П. Завгородня, Г. В. Гаврилюк // Вiсник Хмельницького національного унiверситету. Економiчнi науки. — 2010. — № 2. — Т. 3. — С. 80—86.
11. *Завгородня Т. П.* Економико-математические модели в нормировании труда: монография / Т. П. Завгородня, Е. В. Горбатюк. — Хмельницкий: ТОВ НВП «Евріка», 2001. — 212 с.
12. *Игумнов Б. Н.* Системы нормирования производственной деятельности / Б. Н. Игумнов, Т. П. Завгородня, С. Н. Барский. — Хмельницкий: Подiлля, 1997.- 388 с.
13. *Матвійчук А. В.* Штучний iнтелект в економiцi: нейроннi мережi, нечiтка логiка : монографiя / А. В. Матвійчук.— К.: КНЕУ, 2011.— 439 с.
14. *Недосекин А. О.* Методологические основы моделирования финансовой деятельности с использованием нечетко-множественных описаний: дис. на соиск. научной степени докт. экон. наук: 08.00.13 / Недосекин А. О.— Санкт-Петербург.— 2003.— 280 с.
15. *Орловский С. А.* Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации / С. А. Орловский.— М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1981.— 208 с.

Стаття надійшла до редакції 05.02.2013

КОМПЛЕКС МОДЕЛЕЙ СТРАХОВОЇ ЕКСПЕРТИЗИ ПРИ СТРАХУВАННІ ВІД НЕЩАСНИХ ВИПАДКІВ НА ВИРОБНИЦТВІ

Т. О. Кічкана

Канд. екон. наук, асистент кафедри економічної кібернетики
та інформаційних технологій

Одеський національний політехнічний університет

T_k_13@mail.ru

Стаття присвячена удосконаленню страхової експертизи при страхуванні від нещасних випадків на виробництві шляхом математичного моделювання та використання інформаційних технологій з метою оптимізації розміру страхових тарифів, прогнозу кількості постраждалих від нещасних випадків та застосування попереджувальних заходів. Розроблено комплекс моделей, який є основою для проведення страхової експертизи та прогнозу кількості нещасних випадків на виробництві. Запропонований набір моделей страхової експертизи дозволяє страховому експерту приймати більш точні та обгрунтовані рішення з питань нещасних випадків на виробництві.

Ключові слова. *Нещасний випадок, нечітка логіка, агентна імітаційна модель, системно-динамічна імітаційна модель, прийняття рішень, страхова експертиза, страхові тарифи, превентивна політика.*

Статья посвящена усовершенствованию страховой экспертизы при страховании от несчастных случаев на производстве с помощью математического моделирования и информационных технологий с целью оптимизации размера страховых тарифов, прогноза количества пострадавших от несчастных случаев и применения предупредительных мероприятий. Разработан комплекс моделей, который является основой для проведения страховой экспертизы и прогноза количества несчастных случаев на производстве. Предлагаемый набор моделей страховой экспертизы позволяет страховому эксперту принимать более точные и обоснованные решения по вопросам несчастных случаев на производстве.

Ключевые слова. *Несчастный случай, нечеткая логика, агентная имитационная модель, системно-динамическая имитационная модель, принятие решения, страховая экспертиза, страховые тарифы, превентивная политика.*

The article is devoted to the improvement of insurance expertise at insurance of accidents in manufacturing using a mathematical modeling and information technologies in order to optimize the size of insurance rates, forecasting of number of victims of accidents and usage of preventive measures. There are developed the set of models, which are the basis for the insurance expertise and forecasting of number of accidents in manufacturing. The proposed set of models of insurance expertise allowed to make more accurate and informed decisions of insurance expert concerning accidents in manufacturing .

Keywords. *Accident, fuzzy logic, agent-based simulation model, system-dynamic simulation model, decision making, insurance expertise, insurance rates, preventive policy.*

Постановка проблеми

Через гонитву за надприбутками, ігнорування вимог з охорони праці, грубого їх порушення, що й призводить до травм, каліцтв та смертей на виробництві, рівень виробничого травматизму на українських підприємствах залишається ще досить високим. Хоча, якщо порівняти 2007 та 2012 роки, то маємо тенденцію до зниження кількості нещасних випадків на виробництві (рис.1), що свідчить про послідовну попереджувальну роботу з боку держави та виробничого сектору економіки.

Найбільшу кількість нещасних випадків зареєстровано в Донецькій, Луганській та Дніпропетровській областях. Майже кожен третій травмований в Україні — мешканець Донеччини, кожен сьомий потерпілий проживає на Луганщині, кожен 11-й — мешканець Дніпропетровщини. Тому найбільша частина загальної суми страхових виплат по Україні припадає на ці регіони [1].

Страхування від нещасного випадку існує в Україні в індивідуальній та колективній формах, що накладає додаткові особливості на страхування від нещасних випадків на виробництві.

Динаміка розвитку ринку страхування від нещасних випадків на виробництві свідчить про безумовне збільшення обсягів цього виду страхування в Україні. Так, загальна сума відшкодувань у 2012 році становить 3411 млн. грн., при цьому в організаціях України всіх форм власності в середньому травмується 200 пра-

цівників на день [1]. Адже страхова експертиза спрямована на зниження ризику настання страхового випадку та коригування тарифної політики страхових організацій.

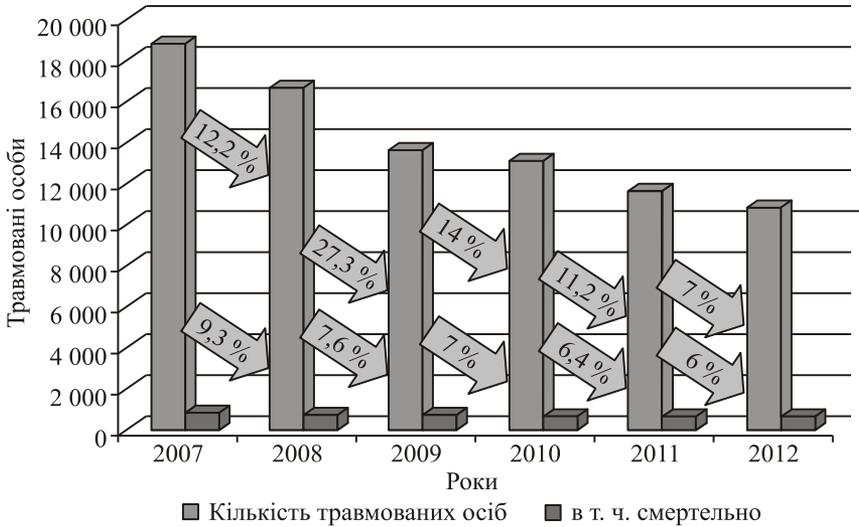


Рис. 1. Динаміка нещасних випадків на виробництві України за 2007—2012 рр.

На сьогоднішній день страховий експерт аналізує отриману інформацію, спираючись тільки на свій досвід та існуючі методики, без аналізу та прогнозування кількості постраждалих. Відсутність відповідних інструментальних засобів в подальшому призводить до прийняття невважених рішень щодо превентивної та тарифної політики страховика.

Це спонукає до розробки інструментарію, заснованого на економіко-математичних моделях та сучасних інформаційних технологіях, який дозволить підвищити оперативність і точність проведення страхової експертизи, цілеспрямованість профілактичних заходів щодо усунення травматизму та зменшення ризику настання страхових випадків. Все це, в свою чергу, сприятиме підвищенню фінансової стабільності страхових організацій та фінансової системи країни в цілому.

Аналіз останніх досліджень та формулювання мети дослідження

Проблемам страхування від нещасного випадку присвячені роботи таких вчених: О. В. Бондара [2], Н. М. Внукової [3], О. М. Залетова [4], В. Н. Буркова [4], А. Ю. Заложнева [4], А. С. Міллермана [5] та ін. Розвиненню апарату моделювання процесів страхування сприяли роботи вчених: В.В. Шахова [5], А. В. Борщева [6], Ю. Г. Карпова [7], А. В. Матвійчука [8], Т. Мака [9] та ін.

Аналіз існуючих моделей та методів показує, що автори приділяють увагу лише коригуванню тарифної, виплатної та резервної політики окремих видів та програм страхування. Але специфіка саме страхування від нещасного випадку на виробництві передбачає активну превентивну політику, основу якої складають механізми страхової експертизи, системи знижок-надбавок та франшиз, що не враховується повною мірою у запропонованих економіко-математичних моделях.

У зв'язку з цим розробка комплексу моделей страхової експертизи нещасних випадків на виробництві є актуальним завданням.

Відповідно, метою дослідження є розробка комплексу моделей страхової експертизи нещасного випадку на виробництві для удосконалення процесу прийняття рішень страховим експертом.

Матеріали та результати дослідження

Процес прийняття рішення страховим експертом згідно існуючого законодавства [10] відбувається за наступними етапами:

1. збір та аналіз інформації про нещасні випадки;
2. аналіз причин, видів подій, обладнання, що призводять до настання страхового випадку;
3. прийняття рішення страховим експертом щодо коригування тарифів та попереджувальної політики страхових організацій.

Для удосконалення страхової експертизи автором запропонована концепція моделювання. Ця концепція всебічно відображає роботу страхових експертів через комплекс моделей, що формалізують процес страхової експертизи. Концепція моделювання страхової експертизи передбачає взаємодію двох підсистем (див. рис. 2).

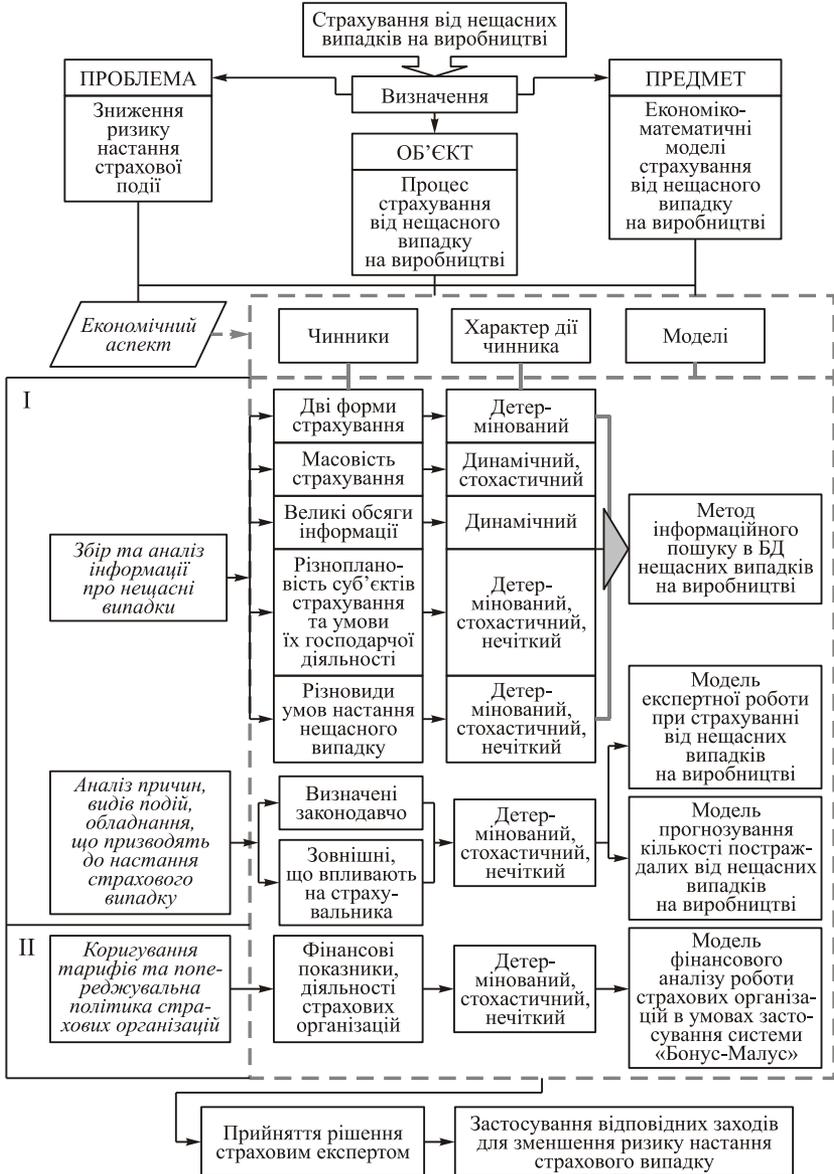


Рис. 2. Концепція моделювання страхової експертизи нещасних випадків на виробництві

Перша підсистема спрямована на моніторинг підприємств-страхувальників. Друга призначена для оцінювання фінансової стабільності страховика та обґрунтування та коригування тарифів для страхувальника при застосуванні системи «Бонус-Малус».

Тобто, перша підсистема являє собою:

— модель експертної роботи, що дозволяє провести аналіз чинників згідно державного класифікатора, які впливають на безпеку страхувальників, а також виявити найбільш небезпечні причини, види подій та обладнання. В ході застосування моделі визначаються найбільш небезпечні підприємства-страхувальники регіону, які страховий експерт бере в подальшому на особистий контроль;

— метод інформаційного пошуку, що формує інформаційно-аналітичні запити до бази даних нещасних випадків на виробництві задля ефективного прийняття рішення експертом. Страховим експертом рішення приймається на основі сформованих звітів згідно факторів, визначених законодавчо, що впливають на стан страхувальника;

— модель прогнозування кількості постраждалих дозволяє спрогнозувати кількість постраждалих від нещасних випадків в залежності від стану підприємства регіону та чинників, що можуть призвести до нещасного випадку на виробництві, які не враховані в попередній моделі. В моделі враховані стани, в яких можуть перебувати страхувальники, які впливають на ризик настання страхової події.

— В другій підсистемі здійснюється фінансовий аналіз страхових організацій:

— модель фінансового аналізу роботи страхових організацій дозволяє спрогнозувати фінансовий стан страховиків, враховуючи основні показники впливу на фінансовий стан страхових організацій при застосуванні системи «Бонус-Малус». Ця система спонукає страхувальника до безаварійної роботи, зменшення кількості постраждалих за рахунок зниження тарифу страхування. Для комерційних страхових компаній враховується показник перестрахування, що дозволяє розподілити ризик і виплати між страховиками у разі настання страхового випадку.

Комплекс моделей передбачає підвищення ефективності і спрощення процедури прийняття рішення страховим експертом при формуванні тарифної політики та превентивної політики з метою зменшення кількості страхових випадків на виробництві.

Процедура моделювання страхової експертизи, як основи системи підтримки прийняття рішень страховим експертом при страхуванні від нещасних випадків на виробництві, складається, перш за все, із математичного методу нечіткого інформаційного пошуку в базі даних шляхом виконання запитів, по-друге, із математичних моделей аналітичної роботи страхового експерта, що реалізують процеси аналізу та прийняття рішень страховим експертом. Крім того, моделювання процедури страхової експертизи доповнюється моделюванням динаміки фінансового стану страховика в системі Бонус-Малус.

Кількісний аналіз показників страхової експертизи нещасних випадків на виробництві має яскраво визначену нечітку сутність, тому цілком логічним є застосування в процесі моделювання страхової експертизи математичного апарату теорії нечіткої логіки. Оскільки робота страхового експерта фактично складається з інформаційно-аналітичних запитів до бази даних нещасних випадків на виробництві, формалізуємо метод інформаційного пошуку, як основу подальшої експертної роботи, з можливістю переходу від задачі чіткого пошуку інформації по нещасним випадкам на виробництві до нечіткої задачі пошуку [11].

Математичний опис методу інформаційного пошуку з нечіткою логікою використовується в аналітичному блоці інформаційної системи Accident, яка була розроблена за участі автора для інформаційного та аналітичного забезпечення роботи Луганської Дирекції Фонду соціального страхування від нещасних випадків на виробництві з метою зменшення кількості постраждалих та для покращення роботи страхових експертів за їх функціями, визначеними відповідними нормативно-правовими документами [10]. Реальну допомогу при встановленні причин та прогнозуванні настання нещасного випадку надає аналітичний блок цієї інформаційної системи, що розроблений на основі авторських моделей на нечіткій логіці.

Метод інформаційного пошуку складається з формалізації задачі інформаційного пошуку, яка визначає складові пошуку, та формалізації графу інформаційного пошуку, який визначає механізм пошуку в інформаційній базі нещасних випадків.

Вважатимемо, що X — множина запитів; Y — множина записів (об'єктів пошуку); $\rho = X \times Y$ — бінарне відношення пошуку на $X \times Y$. Тоді трійку $I = \langle X, V, \rho \rangle$, де V — деяка скінченна підм-

ножина множини елементів пошуку Y , називатимемо задачею інформаційного пошуку (ЗІП) типу $S = \langle X, Y, \rho \rangle$. За аналогією з цим визначенням введемо поняття задачі нечіткого інформаційного пошуку. Нехай задано відображення $\eta(x, y) : X \times Y \rightarrow [0, 1]$, яке називатимемо відношенням нечіткого пошуку. Трійку $S = \langle X, Y, \eta \rangle$ називатимемо типом нечіткого пошуку; трійку $I = \langle X, V, \eta \rangle$ називатимемо задачею нечіткого пошуку (ЗНІП) типу S і вважатимемо, що ЗНІП $I = \langle X, V, \eta \rangle$ змістовно полягає в тому, щоб для довільного числа $c \in [0, 1]$ і довільного запиту $x \in X$ визначити всі ті записи $y \in V$, для яких $\eta(x, y) \geq c$.

Визначимо поняття інформаційного графа (ІГ) на множині X . В скінченній багатополюсній орієнтованій мережі деякий полюс початку пошуку називається коренем. Решті полюсів приписуються записи з Y , причому це можуть бути однакові записи. Таким чином навантажену багатополюсну орієнтовану мережу називаємо ІГ.

Функціонування ІГ визначається таким чином. Якщо предикат, приписаний ребру ланцюжка, приймає значення 1 на запит x , тоді орієнтований ланцюжок ребер проводить запит $x \in X$. Запит $x \in X$ проходить у вершину ІГ у тому випадку, коли існує орієнтований ланцюжок. Запис y , приписаний вершині α , потрапляє у відповідь ІГ на запит $x \in X$, якщо запит x проходить у вершину α .

Відповідь U ІГ на запит x вважатимемо результатом функціонування ІГ.

Множину відповідей U , допустимих для ЗІП I над базовою множиною F , що містить функції, які приписуються ребрам, позначимо $u(I, F)$.

Аналогічно введемо поняття нечіткого інформаційного графа.

Конструювання нечіткого інформаційного графа (НІГ) над базовою множиною F здійснюється за таким принципом. В багатополюсній орієнтованій мережі вибирається деякий полюс, який називається коренем. Решті полюсів приписуються записи з Y , причому різним полюсам можуть бути приписані однакові записи. Ребрам приписуються функції з множини $F = \{f_a \mid f_a : X \rightarrow [0, 1], a \in A\}$, що є базовою множиною функцій на X , а A — деяка мно-

жина індексів, які вказують на вершини НІГ та відповідають варіантам пошуку. Подібну багатополосну орієнтовану мережу називаємо НІГ над базовою множиною F .

Провідність ребра НІГ дорівнює функції f_a , приписаній цьому ребру. Провідністю орієнтованого ланцюжка ребер НІГ назвемо функцію, рівну мінімуму провідності ребер ланцюжка. Функцією фільтра вершини β НІГ $\varphi_\beta(x)$ назвемо функцію, рівну максимуму функцій провідності орієнтованих ланцюжків, що ведуть з кореня НІГ у вершину β .

Функціонування НІГ визначається таким чином. Скажімо, що запис, приписаний вершині α , потрапляє у відповідь НІГ на запит $x \in X$ для числа $c \in [0,1]$, якщо $\varphi_\alpha(x) \geq c$. Відповідь НІГ U на запит x для числа $c \in [0,1]$ позначимо $J_U(x, c)$ та вважатимемо результатом функціонування НІГ.

Визначимо, що НІГ U допустимий для ЗНП $I = \langle X, V, \eta \rangle$, якщо для будь-якого запиту $x \in X$ і будь-якого числа $c \in [0,1]$ виконується $J_U(x, c) = \{y \in V : \eta(x, y) \geq c\}$.

Множину НІГ над базовою множиною F , допустимих для ЗНП I , позначимо $u(I, F)$.

Через $L_U(y)$ позначимо множину вершин НІГ U , яким відповідає запис y .

Відзначимо, що для числа $c = 1$ задача нечіткого пошуку співпадає з початковою задачею інформаційного пошуку.

Практичне застосування методу інформаційного пошуку в аналітичному блоці інформаційної системи Фонду страхування від нещасних випадків на виробництві базується на можливостях запропонованого методу з побудови дерева пошуку в базі даних MS SQL Server та його реалізації у вигляді нечітких запитів на мові T-SQL. Результатом цих пошукових операцій є аналітичні звіти, які формують інформаційне поле прийняття рішень страховим експертом.

Задачу інформаційного пошуку доповнює задача експертної роботи, що формалізована у вигляді нечіткої математичної моделі. Для створення економіко-математичної моделі експертної роботи при страхуванні від нещасних випадків на виробництві враховується класифікатор, що включає усі чинники, які можуть призвести до нещасного випадку (див. рис. 3).

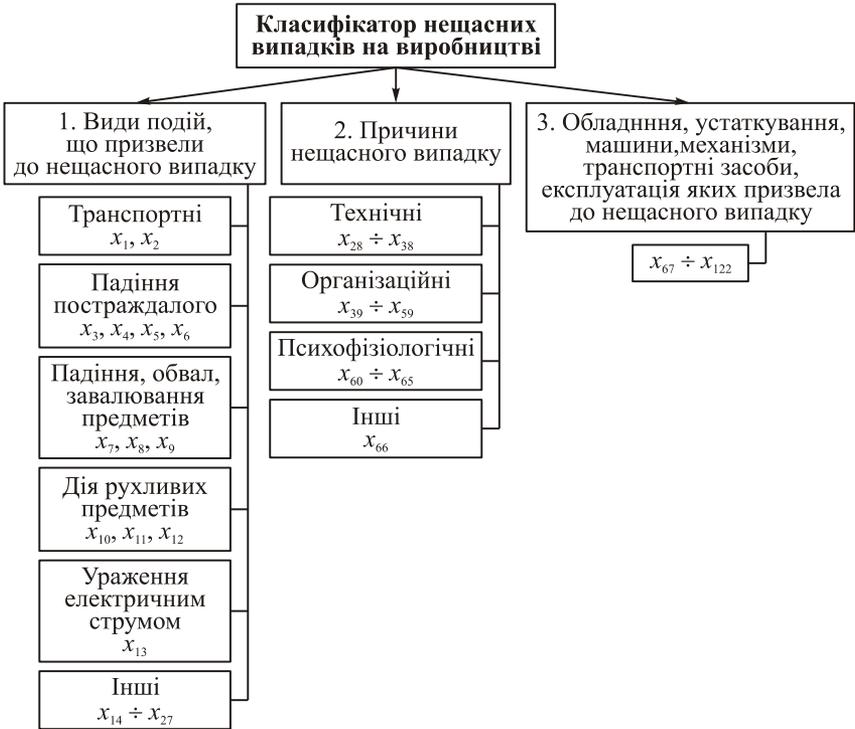


Рис. 3. Класифікатор нещасних випадків на виробництві

Згідно із законодавством України цих чинників нараховується 122 [12]. З урахуванням чинників класифікатора було побудовано модель нечіткого логічного виводу для аналізу та прогнозування кількості постраждалих в залежності від прояву причин, подій та обладнання.

Побудова моделі нечіткого виведення відображає одну з функцій експерта при страхуванні від нещасного випадку на виробництві. Модель побудована для аналізу та прогнозування кількості постраждалих в залежності від прояву причин, подій та обладнання.

Дерево нечіткого виведення відображає залежність між чинниками, які впливають на настання нещасного випадку. Тобто причини нещасного випадку залежать від видів подій, що до нього призвели, а також від обладнання та устаткування, що також

стало причиною нещасного випадку. Структурно модель нечіткого виведення для аналізу та прогнозування кількості постраждалих в залежності від прояву причин, подій та обладнання подано на рис. 4.

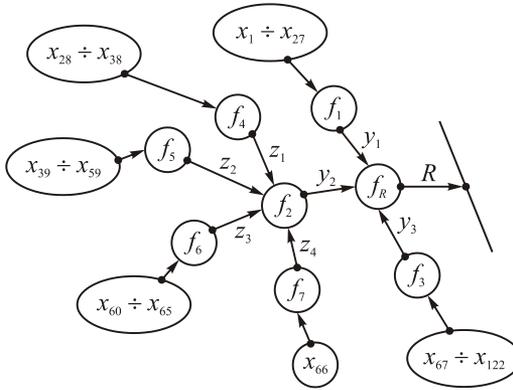


Рис. 4. Структурна модель нечіткого виведення

Змінні моделі групуються за наступними ознаками:

1. види подій, що призвели до нещасного випадку;
2. причини нещасного випадку (що в свою чергу поділяються на 4 підгрупи змінних):
 - 2.1. технічні причини;
 - 2.2. організаційні причини;
 - 2.3. психофізіологічні причини;
 - 2.4. інші причини, що призвели до нещасного випадку;
3. обладнання, устаткування, машини, механізми, транспортні засоби, експлуатація яких призвела до нещасного випадку.

На дереві виведення показано залежності наступного вигляду:

$$R = f_R(y_1, y_2, y_3), \quad (1)$$

$$y_1 = f_1(x_1, \dots, x_{27}), \quad (2)$$

$$y_2 = f_2(z_1, z_2, z_3, z_4), \quad (3)$$

$$y_3 = f_3(x_{67}, \dots, x_{122}), \quad (4)$$

$$z_1 = f_4(x_{28}, \dots, x_{38}), \quad (5)$$

$$z_2 = f_5(x_{39}, \dots, x_{59}), \quad (6)$$

$$z_3 = f_6(x_{60}, \dots, x_{65}), \quad (7)$$

$$z_4 = f_7(x_{66}), \quad (8)$$

де R — вихідна змінна, y_1, y_2, y_3 — класи вхідних змінних, z_j — підкласи вхідних змінних $x_i, i = \overline{28,66}, j = \overline{1,4}$.

Якщо вважати, що всі змінні, які стоять у вершинах дерева, є лінгвістичними змінними, то отримаємо наступні терми:

$\{R_1, R_2, \dots, R_r\}$ множина термів для оцінювання змінної R ;

$\{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1a}\}$ множина термів для оцінювання змінної y_1 ;

$\{y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2b}\}$ множина термів для оцінювання змінної y_2 ;

$\{y_{31}, y_{32}, \dots, y_{3c}\}$ множина термів для оцінювання змінної y_3 ;

$\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ia_i}\}$ множина термів для оцінювання змінної x_i ,

$i = \overline{1,122}$;

$\{z_{j1}, z_{j2}, \dots, z_{jb_j}\}$ множина термів для оцінювання змінної $z_j, j = \overline{1,4}$.

Підтримку у формалізації цих показників отримано за допомогою аналітичного блоку системи Accident. Крім того, аналітичний блок системи Accident дозволяє робити такий аналіз як у розрізі регіонів, так і по окремим підприємствам-страхувальникам.

Ступінь ризику на підприємстві вимірюється кількістю постраждалих. Тобто граничний ступінь — це коли кількість постраждалих є найбільшою, і навпаки, незначний ступінь ризику в кількісному вимірі — це коли кількість постраждалих може бути відсутня взагалі.

Для прийняття точнішого рішення страховим експертом всі змінні моделі оцінюються п'ятьма нечіткими термами: **ГР** — граничний, **В** — високий, **СР** — середній, **Н** — низький, **нЗ** — незначний. Діапазони зміни цих змінних на єдиній універсальній множині $U = [0, 4]$ та побудовані функції належності зображено на рис. 5.

Для конструювання функцій належності обрано кусково-лінійну апроксимацію стандартних гладких функцій [13, 14]. Позначимо через $\mu_\xi(u)$ функцію належності змінної u ($u \in U = [0, 4]$) до нечіткого терму $\xi = \{\text{ГР, В, СР, Н, нЗ}\}$.

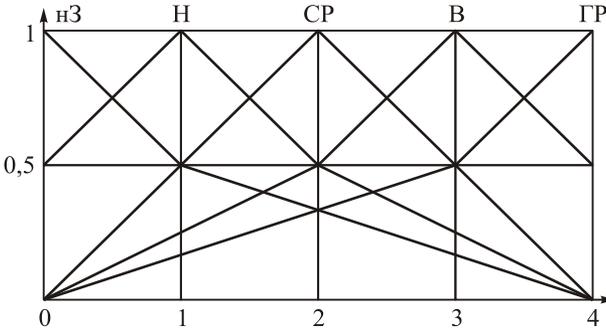


Рис. 5. Кусково-лінійні функції належності п'яти нечітких термів

Задамо експертні висловлювання для залежності (1), скориставшись позначеннями всіх термів:

ЯКЩО види подій (y_1) = (ГР)

І причини нещасного випадку (y_2) = (ГР)

І обладнання, устаткування, що призвели до нещасного випадку (y_3) = (ГР),

ТОДІ ступінь ризику (R) = (ГР) або

ЯКЩО види подій (y_1) = (В)

І причини нещасного випадку (y_2) = (В)

І обладнання, устаткування, що призвели до нещасного випадку (y_3) = (СР),

ТОДІ ступінь ризику (R) = (В) або

ЯКЩО види подій (СР)

І причини нещасного випадку (y_2) = (СР)

І обладнання, устаткування, що призвели до нещасного випадку (y_3) = (СР),

ТОДІ ступінь ризику (R) = (СР) або

ЯКЩО види подій (y_1) = (Н)

І причини нещасного випадку (y_2) = (Н)

І обладнання, устаткування, що призвели до нещасного випадку (y_3) = (СР),

ТОДІ ступінь ризику (R) = (Н) або

ЯКЩО види подій (y_1) = (нЗ)

І причини нещасного випадку (y_2) = (нЗ)

І обладнання, устаткування, що призвели до нещасного випадку (y_3) = (нЗ),

ТОДІ ступінь ризику (R) = (нЗ).

Зведемо в табл. 1 описані правила настання нещасного випадку в залежності від причин (y_1, y_2, y_3) .

Система нечітких логічних рівнянь для R , сформована на основі табл. 1, виглядає наступним чином:

$$\mu_{ГР}(R) = \min(\mu_{ГР}(y_1), \mu_{ГР}(y_2), \mu_{ГР}(y_3)),$$

$$\mu_B(R) = \min(\mu_B(y_1), \mu_B(y_2), \mu_{СР}(y_3)),$$

$$\mu_{СР}(R) = \min(\mu_{СР}(y_1), \mu_{СР}(y_2), \mu_{СР}(y_3)),$$

$$\mu_B(R) = \min(\mu_B(y_1), \mu_B(y_2), \mu_{СР}(y_3)),$$

$$\mu_H(R) = \min(\mu_H(y_1), \mu_H(y_2), \mu_{СР}(y_3)),$$

$$\mu_{нЗ}(R) = \min(\mu_{нЗ}(y_1), \mu_{нЗ}(y_2), \mu_{нЗ}(y_3)).$$

Таблиця 1

**МАТРИЦЯ ЗНАТЬ
ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ НАСТАННЯ НЕЩАСНОГО ВИПАДКУ**

ЯКЩО			ТОДІ
Вид події, що призвела до нещасного випадку y_1	Причини нещасного випадку y_2	Обладнання, устаткування, машини, механізми, транспортні засоби, експлуатація яких призвела до нещасного випадку y_3	Ризик настання нещасного випадку R
ГР	ГР	ГР	ГР
В	В	СР	В
СР	СР	СР	СР
Н	Н	СР	Н
нЗ	нЗ	нЗ	нЗ

Для кожної із залежностей (2) — (8) існують свої правила виведення. Відповідно, таким же чином будуються матриці знань для кожної із змінних $y_1, y_2, y_3, z_1, z_2, z_3, z_4$, які реалізують функції (2) — (8).

Далі на основі розрахованих значень функцій належності вихідної змінної проводиться операція дефаззифікації, щоб кількісно відобразити ступінь ризику настання нещасного випадку.

Використання моделі експертної роботи при страхуванні від нещасних випадків на виробництві дозволило удосконалити роботу експерта і надало можливість для більш чіткого визначення напрямку превентивних заходів на підприємствах-страхувальниках, що зменшило ризик настання страхових випадків на виробництві.

Згідно з концепцією моделювання страхової експертизи наступним етапом було імітаційне моделювання динаміки страхового стану підприємств-страхувальників та прогнозування кількості постраждалих від нещасних випадків на виробництві. При цьому завдання полягало в тому, щоб встановити стан справ на підприємстві в цілому та по діях окремих його робітників, що можуть призвести до нещасного випадку. Тому створення агентної імітаційної моделі, де агенти-співробітники взаємодіють з агентом-підприємством і в той же час є частиною агента-підприємства, виявляється найбільш адекватним втіленням реальної існуючої системи безпеки праці на підприємстві та відображає ступінь ризику настання страхового випадку.

Основні об'єкти моделі створено із використанням конструкції UML, вбудованої в AnyLogic™ [6, 7].

Об'єкт - Person, який характеризує певні стани застрахованого від нещасного випадку на виробництві працівника.

Використовуючи конструкції UML, збудовані основні стейтчарти моделі. Так, на рис. 6 наведено стейтчарт Person агентної імітаційної моделі.

В нормальному стані робітник може підвищувати свій професійний рівень, працювати з дотриманням техніки безпеки, його задовольняють умови праці та відпочинку. В перехідному стані не виконується одна з складових нормального стану, що спонукає працівника шукати поліпшення втрачених показників. В екстремальному стані робітник починає втрачати професійні навички, не дотримуватися правил техніки безпеки, що призводить до нещасних випадків на виробництві.

Об'єкт - Enterprise характеризує стратегію поведінки підприємства. Він відображає економічну динаміку існування підприємства-страхувальника, що після початку роботи знаходиться у працездатному стані. Стейтчарт Enterprise агентної імітаційної моделі представлено на рис. 7.

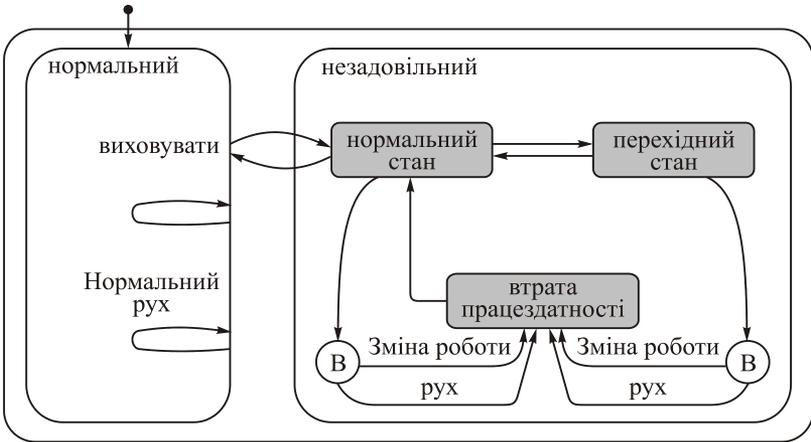


Рис. 6. Стейтчарт Person агентної імітаційної моделі

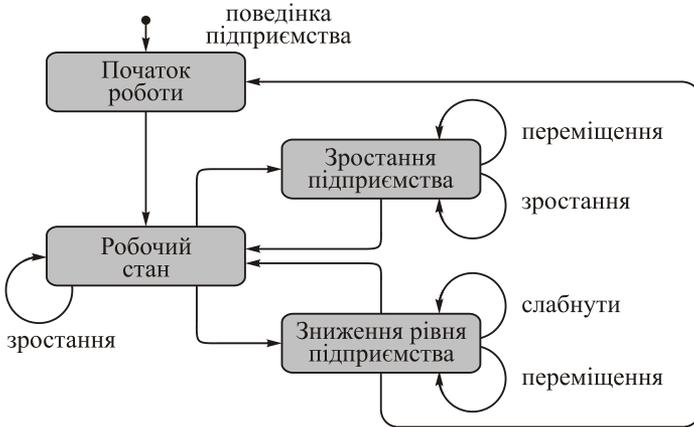


Рис. 7. Стейтчарт Enterprise агентної імітаційної моделі.

Enterprise - характеризує стратегію поведінки підприємства. Знаходячись у цьому стані, підприємство може вкласти кошти в підвищення рівня кваліфікації робітників, а також у засоби безпеки праці. Це приводить до можливого переходу підприємства-страхувальника до стану зростання. Якщо ж підприємство не розвивається, то ці показники зменшуються, що безумовно позна-

часться на загальному стані такого підприємства і призводить до підвищення ризику настання страхового випадку. Агентна імітаційна модель прогнозування кількості постраждалих має наступні параметри: регіон; райони; автодороги; міський транспорт; застраховані особи; підприємства; екологічне забруднення.

Заключним етапом було створення в AnyLogic™ системно-динамічної імітаційної моделі фінансового аналізу Державного Фонду соціального страхування від нещасних випадків на виробництві і професійних захворювань та комерційної страхової компанії при страхуванні від нещасних випадків на виробництві, працюючих в системі «Бонус-Малус». В основу схеми моделювання був покладений процес формування резервного фонду страхової організації за рахунок надходження платежів зі страхування та перестраховування, а також виплат страхових відшкодувань. При цьому розглядається процес впливу на формування резервного фонду застосування системи «Бонус-Малус» та кількісні показники її використання. Вибір резервного фонду в якості головного індикативного показника системно-динамічної імітаційної моделі фінансового аналізу страхових організацій в системі «Бонус-Малус» визначається тим, що саме резервний фонд є головним інструментом ліквідності та платоспроможності страхової організації при страхуванні від нещасних випадків на виробництві [15]. Модель передбачає взаємодію перестраховувального та преміально-виплатного факторів.

Побудована імітаційна системно-динамічна модель діяльності страхової компанії в системі «Бонус-Малус» описує динаміку складання-розірвання договорів страхування та вплив на цей процес бонусних та малусних нормативів. Вона допомагає аналізувати та регулювати застосування системи «Бонус-Малус», визначеної законодавчо як основного фінансового інструменту впливу на страхувальників щодо попередження і зниження кількості нещасних випадків на виробництві. Крім того, модель надає можливість вивчення впливу різних показників діяльності страховика один на одного в динаміці: це стосується, насамперед, впливу тарифів на резерви, впливу бонусів на резерви та тарифи, впливу кількості укладених договорів на тарифи та резерви, залежності розміру резервів від умов та обсягів перестраховування (для комерційної страхової компанії).

Експертизу ризиків страховому експерту допомагає робити аналітичний блок системи Accident. В процесі ухвалення рішень

особі, що приймає рішення, — страховому експерту, доводиться враховувати велику кількість показників, критеріїв, чинників. Ухваленням рішення, як правило, є вибір із списку можливих альтернатив. Прийняти «правильне» рішення означає обрати таку альтернативу з числа можливих, в якій з урахуванням всіх критеріїв, чинників і вимог буде оптимізовано прийняте рішення, тобто воно в максимальній мірі сприятиме досягненню мети роботи страхового експерта.

Специфіка страхування пов'язана із вирішенням завдань, які для сучасної страхової організації неможливі без застосування інформаційних технологій. Вся інформація про діяльність страховика повинна знаходитись в єдиній системі (Accident), яка дозволяє аналізувати та робити висновки з питань страхової експертизи.

Важливою складовою страхової експертизи є її інформаційна підтримка за рахунок даних про нещасні випадки з їх кількісними та якісними показниками за найбільший період часу. Використання інформаційної системи Accident допомагає роботі експерта при розслідуванні нещасних випадків на підприємствах та прогнозі їх можливого настання. Створена нечітка математична модель експертної роботи підприємств-страхувальників при страхуванні від нещасного випадку на виробництві знайшла своє застосування в аналітичному блоці цієї інформаційної системи.

Треба виявити вплив причини, видів подій та обладнання, що призводять до настання нещасного випадку в м. Луганську, спираючись на наявні статистичні дані. На основі цих даних побудовано нечіткі регресійні рівняння, що стосуються залежності кількості потерпілих від причин, видів подій та обладнання, які призвели до нещасного випадку на виробництві.

В результаті отримуємо залежність постраждалих від причин, подій та обладнання у вигляді рівнянь множинної регресії:

$$\tilde{g} = \tilde{a}_0 + \tilde{a}_1 x_1 + \tilde{a}_2 x_2 + \dots + \tilde{a}_{122} x_{122}.$$

Далі оцінка параметрів рівняння приводить до визначення коефіцієнтів \tilde{a}_i .

Згідно державного класифікатору окремо по видах подій, по причинах та по обладнанню виявлені найбільш поширені та небезпечні по м. Луганську різновиди факторів за 3 роки спостере-

жень (2010—2012 рр.). Зробивши вибірку за три роки, для м. Луганська виявлено найбільш поширені 13 видів подій, що призводять до нещасного випадку: дорожньо-транспортна пригода (у тому числі наїзд транспортних засобів); падіння потерпілого (у тому числі: під час пересування, з висоти; в колодязь, ємність, яму тощо); падіння, обрушення, обвалення предметів, матеріалів, породи, ґрунту тощо; дія предметів та деталей, що рухаються, розлітаються, обертаються; дія рухомих і таких, що обертаються, деталей обладнання, машин і механізмів; дія підвищених температур (крім пожеж); навмисне вбивство або травма, заподіяна іншою особою; інші види.

Таким же чином зроблено вибірку по причинах для трьох років по місту Луганську та було виявлено 20 найвпливовіших причин для підприємств м. Луганська: конструктивні недоліки, недосконалість, недостатня надійність засобів виробництва; незадовільний технічний стан виробничих об'єктів, будинків, споруд, території; незадовільний технічний стан засобів виробництва; незадовільний технічний стан транспортних засобів; незадовільне функціонування, недосконалість або відсутність системи управління охороною праці; відсутність або неякісне проведення інструктажу; невикористання засобів індивідуального захисту через незабезпеченість ними; порушення технологічного процесу; порушення вимог безпеки під час експлуатації обладнання, устаткування, машин, механізмів тощо; порушення вимог безпеки під час експлуатації транспортних засобів; порушення правил дорожнього руху; незастосування засобів індивідуального захисту (за їх наявності); порушення трудової і виробничої дисципліни (у тому числі невиконання посадових обов'язків, невиконання вимог інструкцій з охорони праці); незадовільні фізичні дані або стан здоров'я; травмування внаслідок протиправних дій інших осіб; інші причини.

Зроблено вибірку по видах обладнання для м. Луганськ за 2010—2012 рр. та було виявлено 7 основних видів обладнання, устаткування, машини, механізми, транспортні засоби, експлуатація яких призвела до нещасного випадку, серед яких: обладнання відсутнє; устаткування гірничошахтне; устаткування підіймально-транспортне (конвеєри); верстати металорізальні; устаткування технологічне для ливарного виробництва; автомобілі; інше обладнання.

Таким чином, виявивши для кожної групи показників (видів подій, причин, обладнання) найбільш значущі, отримаємо наступні нечіткі регресійні залежності для м. Луганська за методом найменших квадратів:

1. Для видів подій, що призвели до нещасного випадку на виробництві:

$$y_1 = 0,1 + 1,6x_1 + 0,9x_2 + 0,8x_3 + 1,5x_4 + 0,5x_5 + 2,3x_6 + 1,9x_7 + 0,9x_9 + 0,8x_{10} + 0,6x_{11} + 0,3x_{14} + 1,29x_{22} + 0,62x_{26}, \quad (9)$$

де $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{14}, x_{22}, x_{26}$ — найпоширеніші види подій, що призводять до настання нещасного випадку у м. Луганську. А саме:

x_1 — дорожньо-транспортна пригода, у тому числі: x_2 — наїзд транспортних засобів;

x_3 — падіння потерпілого, у тому числі: x_4 — під час пересування; x_5 — з висоти; x_6 — в колодязь, ємність, яму тощо;

x_7 — падіння, обрушення, обвалення предметів, матеріалів, породи, ґрунту тощо;

x_9 — обвалення та обрушення породи, ґрунту тощо;

x_{10} — дія предметів та деталей, що рухаються, розлітаються, обертаються;

x_{11} — дія рухомих і таких, що обертаються, деталей обладнання, машин і механізмів;

x_{14} — дія підвищених температур (крім пожеж);

x_{22} — навмисне вбивство або травма, заподіяна іншою особою;

x_{26} — інші види.

2. Для причин настання нещасного випадку на виробництві:

$$y_2 = 0,03 + 0,7x_{28} + 1,65x_{34} + 2,67x_{35} + 2,77x_{36} + 1,6x_{38} + 0,9x_{39} + 0,4x_{40} + 3,63x_{47} + 0,031x_{50} + 1,2x_{51} - 1,8x_{52} + 1,15x_{53} + 1,6x_{54} + 1,45x_{56} - 0,4x_{57} - 4x_{58} + 0,09x_{59} + 1,19x_{62} + 1,11x_{64} - 0,2x_{65}, \quad (10)$$

де $x_{28}, x_{34}, x_{35}, x_{36}, x_{38}, x_{39}, x_{40}, x_{47}, x_{50}, x_{51}, x_{52}, x_{53}, x_{54}, x_{56}, x_{57}, x_{58}, x_{59}, x_{62}, x_{64}, x_{65}$ — найпоширеніші причини, що призводять до настання нещасного випадку у м. Луганську, саме:

x_{28} — конструктивні недоліки, недосконалість, недостатня надійність засобів виробництва;

x_{34} — незадовільний технічний стан виробничих об'єктів, будинків, споруд, території;

x_{35} — незадовільний технічний стан засобів виробництва;

x_{36} — незадовільний технічний стан транспортних засобів;

x_{38} — інші;

x_{39} — незадовільне функціонування, недосконалість або відсутність системи управління охороною праці;

x_{40} — відсутність або неякісне проведення інструктажу;

x_{47} — невикористання засобів індивідуального захисту через незабезпеченість ними;

x_{50} — порушення технологічного процесу;

x_{51} — порушення вимог безпеки під час експлуатації обладнання, устаткування, машин, механізмів тощо;

x_{52} — порушення вимог безпеки під час експлуатації транспортних засобів;

x_{53} — порушення правил дорожнього руху;

x_{54} — незастосування засобів індивідуального захисту (за їх наявності);

x_{56} — порушення трудової і виробничої дисципліни, у тому числі: x_{57} — невиконання посадових обов'язків; x_{58} — невиконання вимог інструкцій з охорони праці; x_{62} — інші;

x_{64} — незадовільні фізичні дані або стан здоров'я;

x_{65} — травмування внаслідок протиправних дій інших осіб.

3. Обладнання, устаткування, машини, механізми, транспортні засоби, експлуатація яких призвела до нещасного випадку:

$$y_3 = 4,5 + 2,53x_{67} + 0,4x_{70} - 0,13x_{72} + 0,9x_{96} + 1,5x_{99} + 0,1x_{102} + 3,73x_{122}, \quad (11)$$

де $x_{67}, x_{70}, x_{72}, x_{96}, x_{99}, x_{102}, x_{122}$ — найпоширеніше обладнання, устаткування, машини, механізми, транспортні засоби, експлуатація яких призвела до нещасного випадку у м. Луганську, а саме:

x_{67} — обладнання відсутнє;

x_{70} — устаткування гірничошахтне;

x_{72} — устаткування підйимально-транспортне (конвеєри);

x_{96} — верстати металорізальні;

x_{99} — устаткування технологічне для ливарного виробництва;

x_{102} — автомобілі;
 x_{122} — інше обладнання.

Далі отримано прогнозні значення для кожного фактору та порівняно їх із статистичними даними. Таким чином перевірено адекватність роботи нечіткої математичної моделі експертної роботи підприємств-страхувальників при страхуванні від нещасних випадків на виробництві. Побудовані регресійні залежності фактично є продукційними правилами моделі нечіткої логіки, а тому вони можуть бути використані для уточнення («самонавчання») продукційної моделі експертної роботи.

Перевірка адекватності прогнозної моделі по причинах настання нещасного випадку має вигляд, що представлено на рис. 8.



Рис. 8. Статистичні та змодельовані дані кількості постраждалих в залежності від причин настання

Перевірка адекватності моделі прогнозування кількості постраждалих по видах подій має наступний вигляд (див. рис. 9).



Рис. 9. Статистичні та змодельовані дані кількості постраждалих в залежності від видів подій

Статистичні та змодельовані дані кількості постраждалих в залежності від видів обладнання представлені на рис. 10.

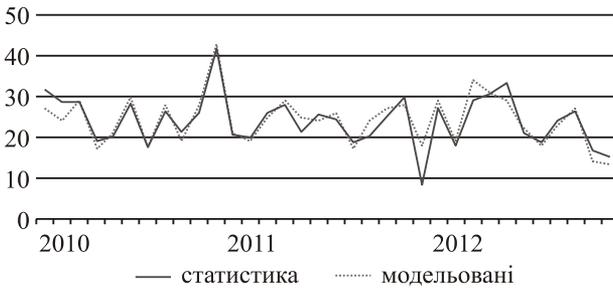


Рис. 10. Статистичні та змодельовані дані кількості постраждалих в залежності від видів обладнання

Таким чином, графіки по кожній залежності (9)—(11) свідчать про адекватність розробленої нечіткої математичної моделі експертної роботи підприємств-страхувальників при страхуванні від нещасного випадку на виробництві. Наведені графіки показують незначні відхилення статистичних даних від змодельованих.

Наслідком впровадження комплексу моделей страхової експертизи у Луганській дирекції Фонду страхування від нещасних випадків на виробництві є позитивна динаміка зменшення кількості постраждалих від нещасних випадків на виробництві за період з 2010 по 2012 роки.

Запропонований підхід до аналізу ризику нещасного випадку на виробництві дозволяє аналізувати ризик нещасного випадку на виробництві, налаштовуючись не тільки на період часу, га-лузь, але і з урахуванням характеристик самого підприємства, його економічної та управлінської специфіки.

Функціонування аналітичного блоку інформаційної системи Accident дозволяє експерту приймати рішення стосовно нещасних випадків на виробництві, робити висновки стосовно ефективності заходів забезпечення безпеки працюючих на підприємствах, спираючись на інформацію, що є складовою частиною інформаційної системи. Головною метою створення цього блоку, згідно Положення про службу страхових експертів з охорони праці, профілактики нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань [10], є можливість:

- аналізу постраждалих у розрізі відділень Фонду соціального страхування від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань України;
- аналізу постраждалих у розрізі видів діяльності страхувальників;
- аналізу постраждалих по підприємствам-страхувальникам;
- аналізу постраждалих по видах нещасних випадків;
- аналізу постраждалих у розрізі причин настання нещасних випадків;
- аналізу постраждалих по видах устаткування, експлуатація якого призвела до нещасних випадків;
- аналізу динаміки аварійності (в співставленні з відповідним періодом минулого року);
- повідомлення про нещасні випадки по затвердженій формі;
- інформування про стан виробничого травматизму;
- розрахунку коефіцієнту небезпеки по кожному окремому підприємству-страхувальнику.

Детально функціонування аналітичного блоку системи Accident було описано математичною моделлю на нечіткій логіці, яка, в свою чергу, є частиною комплексу моделей страхової експертизи. Завдяки нечіткій моделі відбувається побудова звітів в системі, а далі приймається рішення експертом.

Для більш детального розгляду події, яка трапилась на окремому підприємстві, обирається:

- період часу, в якому сталася або може статися подія;
- події, які вже розслідуванні, або ті, які ще розслідуються (або всі події разом);
- тип акту, що був складений (залежно від визнання страхового випадку);
- відділення або окремий підрозділ;
- одна причина або всі, що призвели до нещасного випадку;
- фактори та обладнання, що призвели до нещасного випадку.

Таким чином, формування звітів враховує усі параметри настання нещасного випадку на виробництві та ще включає у себе багато комбінацій вибору, загальна кількість яких більше 100.

Спираючись на дані звітності по підприємствам Луганська, експерт може робити висновки стосовно найбільш небезпечних підприємств. Таким чином експерт приймає рішення про вдосконалення тарифної політики цих підприємств та проведення ква-

ліфікаційної профілактичної роботи для забезпечення безпеки працюючих.

Також важливо те, що ці підприємства є найнебезпечнішими, тому заслуговують коригування тарифів страхування та особливої уваги з боку страхових експертів.

Практичне застосування нечіткої математичної моделі експертної роботи підприємств-страхувальників при страхуванні від нещасного випадку на виробництві для видів подій, причин та обладнання розглянемо на основі формування звітів в аналітичному блоці інформаційної системи Accident.

Формування звіту по причинах нещасних випадків по м. Луганськ в обраному періоді (2010-2012 рр.) дає змогу дослідити, які саме причини є найпоширенішими у місті. Зі звіту виявлено, що основна частина нещасних випадків стається по організаційним причинам, далі йдуть технічні та психофізіологічні. Згідно звіту робимо висновок, що найбільш небезпечними за видами страхових подій, що призвели до нещасного випадку, для міста Луганська є наступні:

- падіння постраждалого під час пересування;
- падіння, обвал, завалювання предметів, матеріалів, породи, ґрунту тощо;
- дія рухливих і обертальних деталей устаткування, машин і механізмів;
- падіння постраждалого з висоти.

Загальний звіт щодо обладнання дає змогу зробити висновок, що найбільш небезпечними для Луганська є устаткування гірничошахтне та устаткування підйимально-транспортне (конвеєри), що призводять до нещасних випадків на виробництвах міста.

Процес прийняття рішень на основі аналітичного блоку системи Accident дозволяє також експерту визначити, яке підприємство в регіоні є найбільш небезпечним для працівників та які чинники найбільше впливають на процеси підвищення безпеки на виробництві. У експерта з'являється можливість поставити у відповідність цим чинникам кількісні показники та проаналізувавши ці показники, виявити найбільш небезпечні та провести гнучку профілактичну і тарифну політику.

Саме аналітичний блок дозволяє експерту в міру своєї обізнаності зробити дієву оцінку про стан справ на підприємстві-страхувальнику. Якщо цього буде замало, можна використати інші складові комплексу моделей страхової експертизи.

Страхова експертиза залежить, перш за все, від ефективної роботи страхового експерта Фонду соціального страхування від нещасних випадків та відповідних спеціалістів комерційних страхових організацій. Основу цієї роботи складають:

— удосконалення роботи зі страхувальниками, насамперед, за рахунок якісної оцінки їх страхової безпеки;

— аналіз страхового поля при страхуванні від нещасних випадків як основи формування попереджувальних заходів.

Проведенням профілактичної політики займаються експерти з охорони праці, оскільки саме вони покликані здійснювати значну частину завдань з профілактики виробничого травматизму, в тому числі й консультативно-дорадчі функції. У виконавчій дирекції Фонду соціального страхування від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань України на сьогоднішній день працюють страхові експерти з охорони праці, які проводять свою роботу на зареєстрованих у Фонді підприємствах, установах, організаціях, незалежно від їх форми власності та виду економічної діяльності.

Внаслідок роботи експертів виявляються порушення законодавства про охорону праці. Потім складаються протоколи про адміністративні правопорушення, розглядаються скарги та заяви застрахованих, вносяться подання роботодавцю. Згідно рішення експерта наслідком може бути заборона подальшої експлуатації робочого місця, дільниць, цехів.

Наслідком використання комплексу моделей страхової експертизи у Луганській Дирекції Фонду страхування від нещасних випадків на виробництві і професійних захворювань стала позитивна динаміка відсоткового зниження кількості постраждалих після впровадження комплексу моделей. Це підтверджує ефективність страхової експертизи з використанням комплексу моделей та прийняття рішень на його основі.

Висновки

Було розроблено концепцію моделювання процесу страхової експертизи нещасних випадків на виробництві із застосуванням моделей на нечіткій логіці та імітаційних моделей, яка спрямована на зниження кількості постраждалих на виробництві та корегування тарифу страхування. Застосування цієї концепції дало змогу врахувати специфіку стану виробничої безпеки підп-

приємства та прогнозувати кількість постраждалих на підприємстві в залежності від визначених законодавчо факторів та інших зовнішніх факторів.

Розроблений комплекс моделей страхової експертизи використовується для прийняття зваженого рішення страховим експертом щодо реалізації заходів превентивної та тарифної політики страховика.

Було проведено експериментальне дослідження запропонованих моделей на конкретних підприємствах, яке засвідчило їх адекватність. На практиці це відобразилось у відсотковому зменшенні кількості постраждалих на підприємствах і, відповідно, на зменшенні суми виплат відшкодувань по нещасних випадках, що впливає на підвищення фінансової стійкості страховика. Згідно отриманих результатів сформульовано рекомендації щодо організації подальшої роботи страхових експертів.

Таким чином, розроблений комплекс моделей може бути використаний у роботі не тільки страхових організацій, але й спрямований на вдосконалення соціальної політики держави (зокрема, було здійснено успішне впровадження у Фонді соціального страхування від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань України).

Література

1. Фонд соціального страхування від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань України.— [Електроний ресурс]: Режим доступу: <http://social.org.ua/ukr/press-centre/news/?id/> — Заголовок з екрану.
2. *Залетов О. М., Соболев А. М., Бондар О. В.* Страхування від нещасних випадків: навч. посіб.— К.: Міжнародна агенція «BeeZone».— 2003.— 352 с.
3. *Внукова Н. М., Кузьминчук Н. В.* Соціальне страхування.— К.: Кондор.— 2006.— 412 с.
4. *Бурков В. Н., Заложнев А. Ю., Кулик О. С., Новиков Д. А.* Механізми страхування в соціально-економічних системах.— М.: ІПУ РАН.— 2001.— 109 с.
5. *Шахов В. В., Миллерман А. С., Медведєв В. Г.* Теорія управління ризиками в страхованні.— М.: Финансы и статистика.— 2002.— 224 с.
6. *Борщев А. В.* Практическое агентное моделирование и его место в арсенале аналитика // *Exponenta Pro.*— 2004.— № 3—4.— С. 38—47.

7. *Карпов Ю.* Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5.— БХВ-Петербург.— 2006.— 400 с.

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

9. *Мак Т.* Математика ризикового страхування.— М.: ЗАО «Олимп-Бизнес».— 2005.— С. 283.

10. Постанова Фонду соціального страхування від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань України «Про затвердження Положення про службу страхових експертів з охорони праці, профілактики нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань» № 24 від 15.08.2001 [Електронний ресурс]: Режим доступу: <http://zakon.nau.ua/doc/?code=v0024583-01/> — Заголовок з екрану.

11. *Кічкіна Т. О.* Методика інформаційного пошуку в страховій експертній системі // Проблеми глобалізації та моделі стійкого розвитку економіки: матеріали III-ї Всеукраїнської НПК студентів, аспірантів та молодих учених, 21—23 березня 2007 р.— Луганськ: СНУ ім. В. Даля, 2007.— С. 243—245.

12. Закон України «Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань з подальшою втратою працездатності»: (станом на 23 вересня 1999 року) / Верховна Рада України.— К.: Парламент. вид-во, 1999.— 25 с.— (Сер. «Закони України»).— N. 1105-XIV.

13. *Ротштейн А. П.* Медицинская диагностика на нечеткой логике.— Винница: Континент-Прим.— 1996.— 132 с.

14. *Сявавко М. С.* Інтелектуалізована інформаційна система «Нечіткий експерт».— Львів: Видавничий центр ЛНУ ім. І. Франка.— 2007.— 320 с.

15. *Holtan J.* Optimal Insurance Coverage under Bonus-Malus Contracts.— Norway.— 2001.— № 0114.— P. 175—186.

Стаття надійшла до редакції 27.02.2013

НЕЧІТКІ, НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТА ДИСКРИМІНАНТНІ МОДЕЛІ ДІАГНОСТУВАННЯ МОЖЛИВОСТІ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВ¹

А. В. Матвійчук

Д-р екон. наук, доцент,
професор кафедри економіко-математичного моделювання
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
ім. В. Гетьмана»
matviychuk@prognoz.com

У статті розроблено концептуальний підхід до моделювання фінансової стійкості підприємств, що полягає в оцінюванні стану компанії шляхом діагностування можливості її банкрутства за рахунок пошуку аналогій між показниками діяльності цієї компанії та підприємств, що вже збанкрутували, а також фінансово стабільних компаній. Для побудови економіко-математичних моделей передбачення банкрутства було застосовано методи теорій нечіткої логіки, нейронних мереж та дискримінантного аналізу. Аналіз проведених експериментів дозволив виявити значну невідповідність відомих раніше дискримінантних моделей умовам трансформаційної економіки, а також показав досить високу точність передбачення банкрутств підприємств із використанням розроблених автором економіко-математичних моделей. Всі моделі побудовано на одних і тих самих множинах пояснюючих змінних та оптимізовано на однакових статистичних даних щодо діяльності українських підприємств. Тестування моделей також здійснювалось на одній статистичній вибірці, що дало можливість зробити порівняльний аналіз та отримати відповідні висновки щодо ефективності різноманітного математичного інструментарію при вирішенні задачі класифікації об'єктів дослідження.

Ключові слова. *Фінансова стійкість підприємства, діагностика банкрутства, нечітка логіка, нейронна мережа, перцептрон, карта самоорганізації, нейронна мережа зустрічного розповсюдження, дискримінантний аналіз.*

В статтю розробтан концептуальний підхід к моделюванню фінансової устійчивости підприємств, который заключається в оцєнке состояния компании путем диагностирования возмознос-

¹ Статтю підготовлено в межах виконання робіт за кошти гранту Президента України для підтримки наукових досліджень молодих учених на 2012 рік у рамках проекту № GP/F44/027 "Інтелектуальна система раннього попередження банкрутств українських підприємств"

ти ее банкротства за счет поиска аналогий между показателями деятельности этой компании и предприятий, уже обанкротившихся, а также финансово стабильных компаний. Для построения экономико-математических моделей прогнозирования банкротства были применены методы теорий нечеткой логики, нейронных сетей и дискриминантного анализа. Анализ проведенных экспериментов позволил выявить значительное несоответствие известных ранее дискриминантных моделей условиям трансформационной экономики, а также показал достаточно высокую точность предсказания банкротств предприятий с использованием разработанных автором экономико-математических моделей. Все модели построены на одних и тех же множествах объясняющих переменных и оптимизированы на одинаковых статистических данных деятельности украинских предприятий. Тестирование моделей также осуществлялось на одной статистической выборке, что позволило провести сравнительный анализ и получить соответствующие выводы относительно эффективности разнообразного математического инструментария при решении задачи классификации объектов исследования.

Ключевые слова. *Финансовая устойчивость предприятия, диагностика банкротства, нечеткая логика, нейронная сеть, перцептрон, карта самоорганизации, нейронная сеть встречного распространения, дискриминантный анализ.*

It is developed in the article the conceptual approach to modeling of financial stability of enterprises which permit to assess the state of the company through diagnosis of its bankruptcy possibility by finding similarities between the performance indicators of this company and enterprises have gone bankrupt and financially stable companies. The methods of theories of fuzzy logic, neural networks and discriminant analysis have been applied for the construction of economic and mathematical models of bankruptcy prediction. The analysis of carried out experiments revealed essential misfit of previously known discriminant models to conditions of transformational economy, and also shown relatively high correctness in predicting of enterprises' bankruptcy with usage of developed by the author economic and mathematical models. All models are built on the same sets of explanatory variables and optimized on the same statistical data of Ukrainian enterprises. The testing of models also was carried out on one statistical sample, which allowed make a comparative analysis and obtain appropriate conclusions about the effectiveness of various mathematical tools to solve the problem of classification of objects of research.

Keywords. *Enterprise's financial stability, bankruptcy diagnostics, fuzzy logic, neural network, perceptron, self-organizing map, counter-propagation neural network, discriminant analysis.*

Вступ. Постановка задачі

Стабільний соціально-економічний розвиток країни потребує систематичних надходжень коштів до бюджетів різних рівнів, ефективного функціонування прибуткових підприємств, постійного притоку інвестицій. У зв'язку з цим особливої актуальності набуває задача аналізу та оцінювання фінансового стану підприємств з метою своєчасного виявлення їх внутрішніх проблем, що дозволяє завчасно вжити відповідні заходи. Важливою є ця задача і для потенційних інвесторів та банків-кредиторів, оскільки дає можливість уникнути зайвого ризику та, відповідно, підвищити стабільність і збалансованість економіки країни в цілому.

Погіршення фінансового стану підприємства, що супроводжується зростанням його боргів, викликає ризик зриву платежів по зобов'язаннях, припинення будь-яких виплат і згорання його діяльності, тобто, виникає ризик банкрутства. Діагностика банкрутств, таким чином, може служити джерелом об'єктивних оцінок фінансової стійкості підприємств. Ступінь ризику банкрутства — це комплексний показник, що характеризує як фінансовий стан, так і якість управління підприємством, і має у результаті своє вираження у фінансовому еквіваленті, хоча і не вичерпується одними лише фінансовими наслідками. Так, безладне позичання коштів рано чи пізно призведе до того, що обсяг позикових засобів перевищить реальні можливості підприємства розраховуватись із кредиторами. Це означатиме втрату фінансової стійкості, що може бути виявлено за балансом компанії.

У напрямі моделювання оцінки фінансового стану та діагностування банкрутства підприємств для різних країн розроблено значну кількість дискримінантних багатофакторних моделей, наприклад, Альтмана для США [1], Таффлера і Тішоу для Великобританії [2], Беєрмана для Німеччини [3], Давидової і Белікова для Росії [4], Терещенка [5] та Черняка [6] для України та багато інших. В основі цих моделей лежить задача класифікації підприємств за рівнями потенційної можливості їх банкрутства на підґрунті значень кількох незалежних змінних (факторів впливу).

Однак проведенне автором дослідження [7] точності прогнозування банкрутств українських підприємств із використанням низки вказаних вище моделей виявило занадто низьку їхню здатність до оцінювання реального фінансового стану компаній та передбачення банкрутств в умовах української економіки. Окрім того,

дослідження інших авторів з даного напрямку [5, 8] показують, що коефіцієнти подібних дискримінантних моделей різко змінюються у залежності від року та від країни. Тобто, особливості української економіки не дозволяють механічно використовувати модель Альтмана або інші зазначені моделі.

Так, як приклад можна вказати на те, що переважна більшість українських компаній декларує надто низький прибуток від своєї діяльності, або навіть збитки, щоб уникнути високих податкових відрахувань. Водночас банківський сектор видає кредити таким компаніям, добре розуміючи специфіку ведення бізнесу на пострадянському просторі. У той же час, у розвинутих економіках компанії часто надають перевагу більш дешевим позиковим засобам, розміщуючи свої акції на фондовому ринку. А задля підвищення привабливості своїх активів іноді навіть ідуть на завищення показників прибутку у фінансовій звітності. Тобто, розроблена для розвинутої економіки модель передбачення банкрутства, в якій серед вхідних факторів є показник прибутковості, вже не може бути застосована для використання в умовах трансформаційної економіки.

Навіть такий простий приклад демонструє безперспективність використання економіко-математичних моделей, розроблених для інших країн. Моделі прогнозування банкрутства українських підприємств повинні ґрунтуватись на іншому наборі показників, тобто, задача не може бути вирішена тільки зміною числових значень коефіцієнтів моделі. Все це зумовлює необхідність розроблення нової моделі оцінки фінансового стану та діагностування банкрутства підприємства, яка буде враховувати специфіку економіки перехідного періоду.

Дискримінантна модель діагностики банкрутства підприємства

З метою зменшення ризиків у прийнятті рішень фінансові установи економічно-розвинутих країн широко застосовують технології виявлення та розпізнавання економічних явищ і суб'єктів. Передумовою застосування подібного підходу до вирішення задачі оцінювання фінансового стану підприємства є припущення про існування таких показників, які неможливо спостерігати безпосередньо, але можна розрахувати по кількох пер-

винних ознаках — факторах, що спостерігаються. Так, наприклад, такий результативний показник як ризик банкрутства можна оцінити на основі таких факторів: оборотний капітал, сума активів, зобов'язань, чистий прибуток тощо. І в даному випадку для оцінки схильності компанії до банкрутства здійснюється розподіл підприємств на два класи — банкрути та стабільно функціонуючі компанії — з метою виявлення властивих даним класам характеристик та специфічних значень фінансово-економічних показників їхньої діяльності.

Завдання класифікації — поділу деякої сукупності аналізованих об'єктів на класи — вирішується, зокрема, за допомогою методів дискримінантного аналізу, який є розділом класичного факторного статистичного аналізу [9] і реалізується більшістю статистичних пакетів. Вперше задача передбачення банкрутства була вирішена американським ученим Е. Альтманом, який на основі аналізу 33 пар підприємств (банкрутів та стабільних компаній) отримав рівняння кореляційної лінійної функції, що описує положення дискримінантної межі між вказаними двома класами підприємств, розділеними за рівнем їх фінансового стану [1].

Для побудови дискримінантної моделі діагностики банкрутства необхідно відібрати з множини наявних показників ті, які нададуть можливість роботи найбільш значимі висновки щодо потенційної фінансової спроможності підприємства, тобто забезпечать найвищу точність класифікації. У процесі аналізу підбирається деяка комбінація показників, для кожного з яких розраховується ваговий коефіцієнт в дискримінантній функції. Величина окремих ваг визначає вплив різних показників на значення пояснюваної змінної, яка в інтегрованому вигляді характеризує фінансовий стан підприємства.

Детально методику і процес відбору показників до дискримінантної моделі викладено в авторських роботах [7, 10]. Зазначимо, що ряд таких важливих показників, як коефіцієнти рентабельності та прибутковості, не увійшли до первинного переліку пояснюючих змінних, оскільки вони розраховуються на основі показника «Чистий прибуток», який для переважної більшості аналізованих підприємств (як потенційних банкрутів, так і фінансово стійких) дорівнює нулю. Як було вказано вище, подібна ситуація часто зумовлена приховуванням підприємствами прибутку з метою ухиляння від сплати податків. Що стосується коефіцієнту

абсолютної ліквідності, то його використання також є обмеженим через декларування підприємствами в їхній фінансовій звітності нульового значення показника «Грошові кошти та їх еквіваленти». Через невикористання «Залучених коштів» для більшості підприємств не могли бути застосовані такі коефіцієнти, як: покриття боргів власним капіталом, концентрації залучених коштів та співвідношення залучених та власних коштів.

Формування множини найбільш значимих факторів, на основі яких можна робити висновки щодо фінансового стану підприємства, здійснювалось шляхом перевірки показників на мультиколінеарність із застосуванням таких статистичних критеріїв, згідно яких перевіряється мультиколінеарність всього масиву пояснюючих змінних (χ^2), кожної пояснюючої змінної з рештою змінних (F -критерій), кожної пари пояснюючих змінних (t -критерій).

Інший важливий аспект, на який необхідно звертати увагу при селекції показників до дискримінантної моделі, пов'язаний зі ступенем коливання значень незалежних змінних за їх міжгрупового порівнювання. Для цілей дискримінантного моделювання обираються показники, відмінність між середніми значеннями яких для підприємств різних груп є максимальною, а внутрішньогрупова дисперсія — мінімальною. Забезпечити такий відбір дозволяє загальний дискримінантний критерій лямбда Вілкса, із зменшенням якого вдається більш чітко розмежувати значення дискримінантного показника Z для альтернативних груп підприємств.

У результаті проведеного дослідження до моделі було відібрано множину вхідних факторів, які охоплюють всі основні групи фінансово-економічних показників діяльності підприємств, мають високу здатність до передбачення банкрутства та позбавлені мультиколінеарності, що дозволяє забезпечити стійку та надійну роботу розробленої дискримінантної моделі. У результаті отримано модель оцінки аксіологічної (суб'єктивної) ймовірності банкрутства українських підприємств у вигляді дискримінантної функції на основі такого набору пояснюючих змінних:

$$Z = 0.033 \cdot X_1 + 0.268 \cdot X_2 + 0.045 \cdot X_3 - 0.018 \cdot X_4 - 0.004 \cdot X_5 - 0.015 \cdot X_6 + 0.702 \cdot X_7, \quad (1)$$

де пояснюючі змінні X_i , $i = \overline{1,7}$ та правила їх розрахунку наведені у табл. 1.

Таблиця 1

**НЕЗАЛЕЖНІ ПОКАЗНИКИ ОЦІНКИ
ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА**

Позначка	Коефіцієнт	Розрахунок
X_1	мобільності активів	Оборотні активи / Необоротні активи
X_2	оборотності кредиторської заборгованості	Чистий дохід від реалізації / Поточні зобов'язання
X_3	оборотності власного капіталу	Чистий дохід від реалізації / Власний капітал
X_4	окупності активів	Баланс / Чистий дохід від реалізації
X_5	забезпеченості власними оборотними засобами	(Оборотні активи — Поточні зобов'язання) / Оборотні активи
X_6	концентрації залученого капіталу	(Довгострокові зобов'язання + Поточні зобов'язання) / Баланс
X_7	покриття боргів власним капіталом	Власний капітал / (Забезпечення наступних витрат і платежів + Довгострокові зобов'язання + Поточні зобов'язання)

Якщо при оцінюванні фінансового стану підприємства із застосуванням моделі (1) отримусмо значення Z більше за 1,104, то це свідчить про задовільний фінансовий стан та, відповідно, низьку ймовірність банкрутства. І чим вище значення Z , тим стійкіше становище компанії. Якщо значення Z для підприємства виявиться меншим за 1,104, то виникає загроза фінансової кризи. Із зменшенням показника Z збільшується можливість банкрутства аналізованого підприємства.

З метою обґрунтування доцільності використання розробленої дискримінантної моделі для передбачення банкрутств важливо перевірити точність класифікації підприємств за рівнем їх фінансового стану із застосуванням цієї моделі та розробленими іншими дослідниками дискримінантними моделями на незалежній тестовій вибірці (на статистичних даних із звітів фінансово стабільних та фінансово неспроможних компаній, на яких не проводилось налаштування параметрів моделі). Проведений порівняльний аналіз дасть можливість зробити аргументовані висновки стосовно адекватності побудованої вище моделі.

Експериментальний аналіз ефективності передбачення банкрутства із застосуванням дискримінантних моделей

Для аналізу здатності передбачати банкрутство авторськими та розробленими раніше моделями було сформовано базу даних із 35 фінансових звітів (форма 1 та форма 2) стабільно функціонуючих українських компаній та 35 звітів підприємств — потенційних банкрутів, взятих за деякий час до початку процедури банкрутства та їх фактичної ліквідації. У процесі дослідження ефективності діагностики банкрутства отримані результати класифікації порівнювались із реальним станом аналізованих підприємств. У якості показника точності класифікації моделі обрано відсоток випадків правильного визначення фінансового стану компаній на основі поточних значень показників їх фінансово-господарської діяльності.

При перевірці ефективності налаштування розробленої дискримінантної моделі (1) на статистичному матеріалі, на якому модель було побудовано, точність класифікації підприємств банкрутів склала 92,0 %, проте визначення фінансово стійких компаній була дещо нижчою — на рівні 72,4 %, що в середньому за всією групою аналізованих підприємств склало 82,5 % точності класифікації.

Аналіз ефективності застосування даної моделі для оцінювання можливості банкрутства, який був проведений на незалежній тестовій групі підприємств, продемонстрував такі результати: точність передбачення банкрутств фінансово неспроможних компаній склала 89,2 %, правильність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 71,2 %, що за всією групою досліджуваних підприємств забезпечило 80,1 % точності діагностування фінансового стану. Подібність між собою результатів класифікації моделі на навчальній та тестовій вибірках вказує на виявлення загальних закономірностей у даних з фінансових звітностей українських компаній та на стійкість побудованої моделі, що дозволяє розраховувати на таку ж точність діагностування банкрутства у подальшому.

Точність передбачення банкрутства із використанням розробленої автором моделі значно перевищує показники, що продемонстрували інші дискримінантні моделі при перевірці на наявній статистиці. Так, модель Альтмана [1] правильно діагностувала

можливе банкрутство у 54,1 % випадків при 54,5 % точності класифікації фінансово стійких підприємств, що в цілому за всією групою аналізованих компаній склало 54,3 % правильної класифікації. Водночас фінансовий стан 11,7 % підприємств неможливо було чітко ідентифікувати. Модель Альтмана [11], розроблена для компаній, акції яких не котируються на ринку, показала 56,8 % правильного передбачення банкрутства та 51,5 % точної класифікації фінансово стійких підприємств. У цілому за всією групою аналізованих підприємств ця модель продемонструвала точність класифікації на рівні 54,3 % при 7,1 % компаній із нерозпізнаним фінансовим станом.

Модель Давидової-Белікова [4], що була розроблена для російських компаній, показала високий рівень розпізнавання фінансово стійких підприємств — 90,9 %, проте неприпустимий рівень передбачення банкрутства — 21,6 %. Це свідчить про невідповідність лінії розподілу між двома групами підприємств (стабільно функціонуючими та компаніями — потенційними банкрутами) поточному стану української економіки. Відсоток загальної точності класифікації за усіма аналізованими підприємствами дорівнює 54,5 % при 2,9 % компаній із нерозпізнаним фінансовим станом.

Модель Терещенка [5], розроблена для українських компаній, не змогла чітко ідентифікувати фінансовий стан у 51,4 % аналізованих підприємств, хоча всі показники були попередньо оброблені згідно зі встановленими рекомендаціями. Для тих підприємств, що були певним чином розпізнані, помилок в ідентифікації фінансово стійких компаній не було. Проте для ідентифікованих підприємств, яким загрожує банкрутство, точність класифікації склала 15,4 %. Якщо ж врахувати ще й підприємства із нерозпізнаним станом, точність діагностування потенційних банкрутів зменшується до 7,4 %. Таким чином, загальна точність класифікації серед ідентифікованих підприємств дорівнює 67,6 %, а якщо розглядати усю множину аналізованих компаній, то сукупна точність класифікації знижується до 32,9 %.

Проаналізувавши результати роботи моделі Терещенка можна зробити висновок, що зона невизначеності є дуже широкою. Окрім того, як і в моделі Давидової-Белікова, значно зміщена лінія розподілу між групами фінансово стійких підприємств та компаній — потенційних банкрутів. І що набагато гірше, основна помилка ідентифікації у даних моделях полягає у визначенні по-

тенційних підприємств-банкрутів як фінансово стійких компаній (тобто має місце високе значення альфа-помилки класифікації).

Проведений порівняльний аналіз ефективності дискримінантних моделей продемонстрував значно вищу точність діагностування банкрутств українських підприємств на підґрунті побудованої автором моделі, ніж із застосуванням розроблених раніше моделей. Однак зауважимо, що виділення лише двох класів стану підприємства при побудові дискримінантної моделі не завжди достатньо для оцінки реальної фінансової ситуації. Адже до групи платоспроможних підприємств можуть потрапити як компанії із стабільним фінансовим станом, так і платоспроможні підприємства на порозі кризи. Так само, до групи неплатоспроможних підприємств можуть увійти компанії з легкою фінансовою кризою і підприємства-повні банкрути. Це дещо викривлює реальну оцінку фінансового стану підприємства і, відповідно, не дає можливості приймати адекватні управлінські рішення. У цьому контексті важливим є завдання проведення аналізу фінансового стану компанії з позицій оцінювання часу, що залишається до її ймовірного банкрутства.

Обґрунтування доцільності врахування у фінансовому аналізі експертно-аналітичної інформації

Зауважимо, що крім ігнорування при проведенні аналізу фінансової стійкості компанії ряду важливих показників, дискримінантні моделі мають і інші недоліки та обмеження до застосування. Зокрема, кількісні методи діагностування банкрутства, у тому числі які ґрунтуються на дискримінантному аналізі, не мають стійкості до варіацій у вихідних даних, оскільки передбачають стаціонарність розвитку випадкових величин та незмінність зовнішніх умов. Проте реалії розвитку сучасної економіки, зокрема, трансформаційної української, не задовольняють цим вимогам. Тому використання подібних моделей для передбачення банкрутств з математичної точки зору є не обґрунтованим.

На користь відмови від застосування багатofакторних дискримінантних моделей можна навести висловлювання російського науковця О. О. Недосекіна при аргументації актуальності власного дослідження: «В цьому воно кардинально відрізняється від

непридатних спроб перенести на російський ґрунт зарубіжні практики комплексного фінансового аналізу (зокрема, оцінку ризику банкрутства за Альтманом). І справа тут навіть не в тому, що російські фінанси намагаються аналізувати за формулою, розробленою для умов США зразка 1968 року. Дослідження показують, що коефіцієнти у формулі Альтмана різко змінюються з року в рік і від країни до країни. І якщо навіть буде зроблена божевільна спроба пропустити російську економіку через процедуру дискримінантного аналізу за Альтманом (як це свого часу зробили для регіональних торгових підприємств іркутські вчені Давидова та Беліков), ця формула застаріє вже через рік і всі дослідження доведеться починати з самого початку. З цієї точки зору підхід Альтмана до аналізу банкрутства підприємств — насмілюємося це стверджувати на повний голос — є генетично ненадійним і абсолютно безперспективним» [12].

Зауважимо, що визначення інтегрованого показника на основі дискримінантної функції пов'язано із рядом інших загроз невірної класифікації. Так, наприклад, частина показників, що є в дискримінантній моделі, можуть бути надто низькими для певного підприємства у порівнянні зі своїми «нормальними» значеннями, а інші, навпаки, зависокими, що також неприйнятно. Проте їхня комбінація може засвідчити стабільний фінансовий стан компанії, оскільки є результатом розрахунку інтегрованої величини на основі всіх вхідних факторів одночасно.

Також компанії, що мають фінансові труднощі, навіть у розвинутих країнах усіяко затримують публікацію своїх звітів, і, таким чином, реальні дані можуть роками залишатись недоступними. А якщо дані й повідомляються, вони можуть виявитися «творчо» обробленими. Для компаній у подібних обставинах характерно намагання прикрасити свою діяльність, що часто призводить до фальсифікації. Труднощі у проведенні аналізу полягають також у тому, що деякі показники діяльності компанії можуть свідчити про неплатоспроможність, у той час як інші — давати підстави для висновку про стабільність або навіть деяке покращання фінансового стану. В таких умовах важко робити висновки щодо реальної ситуації.

В умовах України більш логічно аналізувати разом з економічними і фінансовими показниками підприємства ще низку допоміжних факторів, за якими можна побічно судити про наміри його керівництва. Адже корінь проблеми знаходиться не стільки у

фінансах, скільки в неадекватних способах управління ними. Фінанси лише віддзеркалюють проблему, яку необхідно вирішувати часто навіть не фінансовими способами [8]. Відповідно, при проведенні фінансового аналізу важливо враховувати поряд з кількісними показниками ще й якісну експертно-аналітичну інформацію.

Одним із загальноприйнятих підходів до оцінювання можливості банкрутства підприємств, який базується на роботі з якісними показниками, є метод бальної оцінки Аргенті [13]. Цей підхід полягає у розрахунку інтегрованого показника (А-рахунку) на основі якісних факторів шляхом порівняння інформативних даних досліджуваного підприємства з відповідними даними по збанкрутілих компаніях та підсумовуванням визначених балів за усіма факторами ризику банкрутства. Є й інші аналогічні підходи, але усім їм притаманні власні недоліки, що полягають, зокрема, у значному суб'єктивізмі у прийнятті рішень та відсутності можливості оптимізації моделі на реальних даних. Крім того, проблеми використання такого підходу для аналізу ризику банкрутства обумовлені відсутністю загально визначених вимірників того чи іншого якісного фактора і ці вимірники не пройшли класифікацію на предмет відхилення фактичних їхніх значень від деяких припустимих нормативів.

Зауважимо, що існують альтернативні підходи до діагностування банкрутства, що здатні більш ефективно поєднувати кількісні дані з експертно-аналітичною інформацією в процесі аналізу фінансової стійкості підприємств. Зокрема, Недосекінім був розроблений підхід до діагностування можливості банкрутства, що ґрунтується на елементах теорії нечітких множин [8]. Однак, даний підхід, по суті, являє собою інтервальний аналіз, коли множини можливих значень усіх показників повністю розбиваються на чіткі інтервали і оцінка банкрутства здійснюється із урахуванням встановлених меж змін показників, які задаються на основі загального аналізу ситуації в країні на поточний період часу.

Елементи теорії нечітких множин тут використовуються лише для перетворення якісних показників у числову форму. Такий підхід не дозволяє налаштовувати параметри системи на реальних прикладах банкрутств підприємств. Урахування специфіки компанії здійснюється лише шляхом індивідуального відбору фак-

торів впливу з їх ваговими коефіцієнтами, значимість яких визначається експертом на основі власних суб'єктивних суджень.

Уникнути описаних вище пасток у процесі класифікації підприємств за рівнем їх фінансового стану дозволить інструментарій, в основі якого лежить здатність здійснювати обчислення результуючої змінної з урахуванням правил логічного висновку, що базуються на експертних знаннях з предметної області. Водночас важливо забезпечити можливість проведення оптимізації параметрів моделі на реальних показниках діяльності стабільно функціонуючих компаній та підприємств-потенційних банкрутів.

Таким чином, аналіз існуючих методів діагностування банкрутства та оцінювання фінансового стану підприємства привів автора до висновку стосовно необхідності розроблення нового концептуального підходу до проведення комплексного фінансового аналізу підприємства з використанням інструментарію теорії нечіткої логіки, основи якої було закладено Лотфі Заде [14]. Такий інструментарій було обрано у якості математичного підґрунтя, оскільки він надає можливість формувати модель з урахуванням української специфіки ведення бізнесу, дозволяє використовувати експертні знання з предметної області та не накладає обмежень на характер вхідної інформації, забезпечуючи водночас можливість налаштування параметрів моделі на реальних показниках діяльності фінансово стійких компаній та підприємств — потенційних банкрутів.

Концептуальний підхід до комплексного фінансового аналізу підприємства на основі теорії нечіткої логіки

Отже, наведемо авторський підхід до моделювання фінансового стану підприємства, розроблений на підґрунті інструментарію нечіткої логіки. Поетапність проведення розрахунків згідно запропонованого концептуального підходу викладемо на прикладі побудови математичної моделі діагностики банкрутства на базі незалежних змінних.

Етап 1 (Показники). Першочерговою задачею при побудові моделі є визначення переліку вхідних факторів. Так, для формування набору пояснюючих показників при конструюванні моделі діагностики банкрутства на підґрунті інструментарію нечіткої логіки скористаємось переліком незалежних змінних X_i , $i = 1, N$,

які були відібрані для побудови дискримінантної функції (1) шляхом їх перевірки на мультиколінеарність.

Етап 2 (Лінгвістичні змінні). Для формування бази знань при побудові моделі на підґрунті теорії нечіткої логіки скористаємось трьома термами для кожної змінної. Відповідно, для оцінювання всіх показників X_i , $i = \overline{1, N}$, що характеризують фінансовий стан підприємства, формується єдина шкала з трьох якісних термів: H — низький рівень показника X_i , C — середній рівень показника X_i , B — високий рівень показника X_i .

Для оцінювання значень результуючої лінгвістичної змінної G , що охоплює повну множину ступенів ризику банкрутства підприємства у відповідності до його поточного фінансового стану, будемо використовувати терми: H — низький ступінь ризику банкрутства, C — ризик банкрутства середній, B — високий рівень ризику банкрутства.

Етап 3 (Побудова функцій належності). Нечіткі описи в структурі концептуального підходу проведення фінансово-економічного аналізу з'являються у зв'язку з непевністю експерта, що виникає в ході різного роду класифікацій. Наприклад, коли експерт не може чітко розмежувати значення середнього та високого рівня деякого параметра. У такому разі необхідно побудувати функції належності всіх нечітких термів як вхідних, так і результуючої змінних, щоб отримати можливість здійснювати адекватну класифікацію рівнів всіх показників.

Спочатку визначаємо можливий діапазон зміни вхідних факторів X_i , $i = \overline{1, N}$, і результуючого показника G та задаємо вигляд функцій належності нечітких термів всіх змінних. На рис. 1 подано схематично квазідзвоноподібні функції належності трьох нечітких термів $\{H, C, B\}$ вхідної змінної X_i , $i = \overline{1, N}$, на множині X .

Усі квазідзвоноподібні функції належності нечітких термів як вхідних X_i , $i = \overline{1, N}$, так і вихідної змінної G , зображених на рис. 1, можна аналітично представити функцією [15]

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

де c — коефіцієнт концентрації-розтягування функції;

b — координата максимуму функції ($\mu(b)=1$);

T — лінгвістичний терм із множини $\{H, C, B\}$. Значення функцій належності бічних термів H та B усіх змінних за межами своїх максимумів b прирівнюються, як і в точках максимуму, до одиниці.

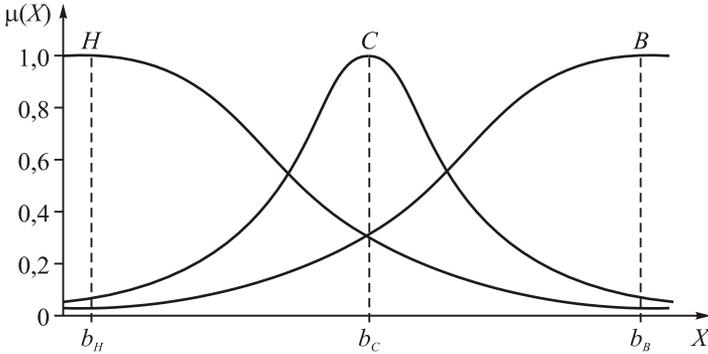


Рис. 1. Квазідзвоноподібні функції належності вхідної змінної

Перед проведенням оптимізації параметрів моделі або у випадку, якщо налаштування параметрів моделі здійснюватись не буде взагалі, необхідно задати орієнтовні межі змін всіх термів кожного з показників $X_i, i=1, N$, відповідно до їхніх нормативних значень та шляхом порівняння даних показників за різними підприємствами у різні періоди часу. Таким чином можна встановити рівні показників, які будуть відповідати своїм лінгвістичним термам, щоб вони досить точно узгоджувались із заданими правилами оцінки можливості банкрутства.

Так, для коефіцієнта мобільності активів X_1 було вирішено розмежування між термами H та C поставити на рівні 0,3, а між термами C та B — на рівні 1,0. Для коефіцієнта оборотності кредиторської заборгованості X_2 границя між термами H та C була встановлена на рівні 0,5, а між термами C та B — на рівні 1,5. Для коефіцієнтів оборотності власного капіталу X_3 та окупності активів X_4 дані границі визначені на рівні 0,4 та 1,2, відповідно. Для коефіцієнта забезпеченості власними оборотними засобами X_5 — на рівні -1,0 та 0. Коефіцієнт концентрації залученого капіталу X_6 у якості даних границь має значення 0,6 та

1,2, а коефіцієнт покриття боргів власним капіталом X_7 — 0,4 та 1,4.

Власне, для кожного терму $T \in \{H, C, B\}$ всіх вхідних змінних було встановлено свої параметри b_T і c_T функції (2), які дозволяють на перетині функцій належності отримувати встановлені вище розмежування між термами. Так само встановлюються границі перетину лінгвістичних термів вихідної змінної.

Зокрема, терм B , що характеризує високий ступінь ризику банкрутства, було вирішено присвоювати тим підприємствам, які стали банкрутами протягом менш ніж 24 місяців від заявлених фінансових результатів. Середній ступінь ризику банкрутства C присвоювався тим компаніям, які стали банкрутами більше ніж через 24 місяці після декларації даних фінансових показників господарської діяльності. Компаніям, які стабільно працювали більше п'яти років після подання своїх фінансових звітностей, за якими проводився аналіз, ставився у відповідність терм H .

Варто вказати, що виходом моделі є час, що залишався компаніям до банкрутства, а не звичайний поділ підприємств на класи за ознакою належності до підприємств — потенційних банкрутів чи стабільно функціонуючих компаній. Відповідно, модель має здатність не лише знаходити значення вихідної змінної із множини трьох заданих лінгвістичних термів $\{H, C, B\}$, а й здійснювати оцінку часу, протягом якого компанії може загрожувати банкрутство. Тобто, після проведення операції дефазифікації (перетворення нечіткого значення вихідної змінної в чітке число) модель буде здатна вказати час у місяцях, що залишається до ймовірного банкрутства компанії.

Етап 4 (Формування набору правил). Експертна система на базі нечітких знань повинна містити механізм прийняття рішень, який би надав можливість робити висновок про ступінь ризику банкрутства підприємства на основі всієї необхідної вихідної інформації, одержуваної від аналітика. В основу цієї системи необхідно покласти знання, що відносяться до фінансової сторони банкрутства. Відповідно, для діагностики ризику банкрутства підприємства необхідно сформулювати систему нечітких логічних правил. В табл. 2 наведено набір вирішальних правил щодо оцінювання можливості банкрутства підприємства на базі незалежних змінних.

Таблиця 2

**БАЗА ЗНАТЬ ЩОДО ОЦІНЮВАННЯ
АКСІОЛОГІЧНОЇ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА
ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ МНОЖИНИ НЕЗАЛЕЖНИХ ЗМІННИХ**

Лінгвістичні значення показників							Вага	Вихідна змінна
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	w	G
H	H	$-B$	$-H$	H	$-H$	C	w_1^B	B
$-B$	$-B$	H	B	$-B$	B	H	w_2^B	
\times	$-B$	\times	$-H$	C	C	C	w_1^C	C
H	B	\times	H	C	$-H$	C	w_2^C	
\times	H	C	C	H	B	H	w_3^C	
B	B	C	$-H$	B	H	H	w_4^C	
\times	B	B	$-B$	$-H$	H	\times	w_1^H	H
$-H$	\times	C	H	B	$-B$	B	w_2^H	

Правила прийняття рішень, що свідчать про низький ступінь ризику банкрутства підприємства та які записані в останніх двох рядках табл. 2, у термінах теорії нечіткої логіки означатимуть лінгвістичне висловлювання: «ЯКЩО значення показника X_2 для даного підприємства є високе ТА показник X_3 високий, ТА X_4 не високий, ТА X_5 не низький, ТА X_6 низький АБО ЯКЩО X_1 не низький ТА X_3 середній, ТА X_4 низький, ТА X_5 високий, ТА X_6 не високий, ТА X_7 високий, ТОДІ ступінь ризику банкрутства G є низьким». Представимо за допомогою функцій належності та вагових коефіцієнтів аналітичну форму запису зазначеного вирішального правила визначення низької аксіологічної ймовірності банкрутства H компанії (стабільного фінансового стану):

$$\mu^H(X_1, \dots, X_7) = w_1^H [\mu^B(X_2) \cdot \mu^B(X_3) \cdot \mu^{-B}(X_4) \cdot \mu^{-H}(X_5) \cdot \mu^H(X_6)] \vee w_2^H [\mu^{-H}(X_1) \cdot \mu^C(X_3) \cdot \mu^H(X_4) \cdot \mu^B(X_5) \cdot \mu^{-B}(X_6) \cdot \mu^B(X_7)] \quad (3)$$

де $\mu^{d_j}(X_1, \dots, X_N)$ — функція належності вектора вхідних змінних $X_i, i = 1, N$, значенню вихідної змінної d_j з множини $\{H, C, B\}$;

N — кількість вхідних змінних (у даній задачі $N = 7$);

$\mu^{a_i^{jp}}(X_i)$ — функція належності вхідної змінної X_i лінгвістичному терму a_i^{jp} , $j = \overline{1, m}$, $i = \overline{1, N}$, $p = \overline{1, k_j}$ ($\mu^{-a}(X_i) = 1 - \mu^a(X_i)$);

m — кількість значень вихідної змінної G (в нашій задачі $m = 3$);

k_j — кількість правил у базі знань, що відповідають j -му терму вихідної змінної G (у нас $k_1 = k_3 = 2$, $k_2 = 4$);

$w_p^{d_j}$ — вага p -го правила серед тих, що відповідають терму d_j вихідної змінної. Вага являє собою число з інтервалу $[0, 1]$, яке характеризує впевненість експерта в кожному вибраному ним для прийняття рішення конкретному правилі (зазвичай всі ваги правил спочатку прирівнюються до одиниці і в результаті проведення оптимізації моделі на реальних даних можуть зменшуватись, якщо правило не відповідає дійсності).

Подібним чином утворюються всі функціональні залежності, які втілюють у математичній формі запису правила прийняття рішень, зведені до бази знань у табл. 2. Оскільки для опису кожного терму вихідної змінної використовується різна кількість правил, то пошук оптимального рішення доцільно проводити шляхом пошуку правила із максимальним розрахованим значенням функції належності (не замінюючи на операцію додавання функцій належності вихідної змінної, розрахованих за правилами, які відносяться до одного значення виходу G). А для того, щоб при розрахунку функції належності вихідної змінної по кожному правилу враховувати значення всіх вхідних змінних, відповідно, операцію мінімізації функцій належності всіх вхідних змінних замінимо на їх добуток.

Від цього моменту модель можна використовувати для здійснення оцінки фінансового стану підприємства, хоча, все-таки, за наявності статистичних даних бажано провести оптимізацію її параметрів, що і було зроблено в цій роботі.

Етап 5 (Налаштування параметрів моделі). Перед проведенням оцінки фінансового стану підприємства варто провести налаштування параметрів моделі на даних збанкрутлених компаній та фінансово стійких підприємств із застосуванням одного з алгоритмів оптимізації нейро-нечітких моделей, наприклад, алгоритму зворотного поширення помилки [16]. В принципі, навчання моделі не є обов'язковим, оскільки за наявності базових правил вона вже може

видавати рішення для будь-яких значень пояснюючих змінних. Проте, якщо провести оптимізацію моделі на існуючому статистичному матеріалі, то якість її логічного висновку можна суттєво підвищити.

У якості статистичного матеріалу використовуються дані як фірм, що вже збанкрутували, так і стабільних компаній. Що стосується вже розорених підприємств, то аналіз їхніх показників здійснюється у різні проміжки часу, що залишалися до банкрутства. Адже фірми показують ознаки наближення до банкрутства задовго до реальних фінансових проблем. І чим раніше ми зможемо передбачити небезпеку і вжити відповідних заходів, тим більше буде шансів у даного підприємства на подальший успіх. А розпізнати тенденцію до погіршення фінансових показників можна саме за аналогією із іншими компаніями.

При проведенні налаштування параметрів моделі здійснюється оптимізація всіх ваг правил та параметрів функцій належності всіх вхідних змінних (правда, із деякими обов'язковими обмеженнями). Проте для вихідної змінної параметри функцій належності всіх термів залишимо незмінними, щоб забезпечити чітку ідентифікацію підприємств, яким за даних фінансових показниках залишалось до банкрутства менше двох років — адже точність передбачення банкрутства за два роки практично не відрізняється від точності прогнозування за рік, як зазначалось у роботі [17].

Етап 6 (Прийняття рішення). Після побудови моделі та проведення налаштування її параметрів, модель можна використовувати для оцінки поточного рівня фінансового стану підприємства G на основі показників X_i , $i = 1, N$, фінансової звітності та експертних суджень для різних часових періодів, щоб мати змогу прослідкувати динаміку змін схильності підприємства до банкрутства. Остаточне рішення моделі щодо поточного рівня фінансового стану підприємства G обирається таке, для якого функція належності вихідної змінної G буде найбільшою для заданих значень показників діяльності підприємства X_i^* , $i = 1, N$:

$$G = \arg \max_{j=1,m} \left[\mu^{d_j} (X_1^*, \dots, X_N^*) \right], \quad (4)$$

де $d_j = \{H, C, B\}$.

Оскільки значення функцій належності вихідної змінної по кожному правилу розраховуються як добуток функцій належності всіх вхідних змінних, а для визначення терму результативного показника G застосовується операція максимізації виходу серед

усіх правил, то вихідну змінну моделі будемо розраховувати в загальному вигляді за функцією

$$G = \arg \max_{p=1, k_j, j=1, m} \left\{ w_p^{d_j} \prod_{i=1}^N \mu^{a_i^p} (X_i^*) \right\}. \quad (5)$$

Результатом застосування подібної моделі є лінгвістичний опис ризику банкрутства, а також кількісна оцінка часу, що залишається до можливого банкрутства підприємства. Оцінити час до банкрутства можна шляхом проведення операції дефазифікації — кількісної інтерпретації отриманої згідно (5) якісної оцінки. Якщо задачею моделювання є тільки визначення можливості банкрутства, а не передбачення часу до його настання, то операцію дефазифікації можна і не проводити.

Отже, в роботі розроблено концептуальний підхід до комплексного фінансового аналізу підприємства на підґрунті теорії нечіткої логіки та на його основі побудовано модель передбачення банкрутства компанії, вхідними факторами якої є незалежні змінні, відібрані для дискримінантної функції шляхом перевірки початкового набору показників діяльності підприємства на мультиколінеарність.

Проте, при переході від кількісних значень фінансових показників до лінгвістичних термів у нечітких моделях втрачається сенс мультиколінеарності. Отже, з'являється можливість побудови моделі на тому наборі інформативних показників, який фінансовий аналітик вважає за доцільне використовувати, без проведення попереднього дослідження на наявність між цими показниками кореляційних зв'язків. Побудуємо модель діагностики банкрутства підприємства на основі інструментарію нечіткої логіки із застосуванням найбільш інформативних показників з точки зору оцінки фінансового стану підприємства.

Побудова нечіткої моделі діагностики банкрутства підприємства на основі найбільш інформативних показників

Так як для розрахунку вихідної змінної в нечіткій моделі здійснюється перетворення кількісних значень вхідних змінних у лінгвістичні терми, то поняття взаємозалежності вхідних змінних в класичному розумінні стає дещо розпливчастим, оскільки ця

залежність вже не визначається рівнем кореляції між кількісними значеннями фінансових показників. Причому, взаємозалежність змінних не можна також визначати через коефіцієнт кореляції між порядковими номерами термів у множинах їх лінгвістичних значень.

Це обумовлюється тим, що, по-перше, у загальному випадку всі терми охоплюють різні числові інтервали первісних фінансових показників, а по-друге, ці інтервали є розпливчастими і можуть змінюватись при проведенні налаштування параметрів моделі на статистичному матеріалі. Отже, в такому випадку з'являється можливість побудови нечіткої моделі діагностики банкрутства на основі тих показників, які на погляд аналітика є найбільш інформативними для даної задачі, без проведення попереднього дослідження на наявність між цими показниками кореляційних зв'язків [18-20].

Крім того, до набору пояснюючих змінних можуть також бути залучені показники, які ми відкинули з аналізу через те, що для переважної більшості підприємств вони мають нульове значення. І хоча для числових методів аналізу їх доцільно виключити з первинного переліку показників фінансової звітності, що було обґрунтовано в роботах [7, 10], нечіткі моделі можуть без проблем оперувати подібними змінними. Так, наприклад, в одному правилі можна прописати, що у разі, якщо подібна змінна є нижчою від нуля, то це свідчить про незадовільний рівень фінансового стану підприємства. Проте, в інші правила цю змінну можна не включати, тобто всі інші її значення не будуть враховуватись при проведенні аналізу.

Із урахуванням вищесказаного, побудуємо нечітку модель діагностики банкрутства підприємства із застосуванням найбільш інформативних показників діяльності компанії. Всі базові параметри цієї нечіткої моделі будуть співпадати із характеристиками моделі, розробленої вище на основі незалежних між собою показників. Що буде відрізнятись, то це набір пояснюючих змінних та, відповідно, база правил оцінки фінансового стану підприємства. Отже, щоб не робити повторень при побудові та поясненні сутності цієї моделі, викладемо лише ті її особливості, що є відмінними від моделі, побудованої вище. При цьому залишимо попередню нумерацію етапів побудови моделі.

Етап 1 (Показники). Для побудови моделі діагностики банкрутства сформуємо набір найбільш важливих на наш погляд по-

казників оцінки фінансового стану підприємства та зведемо їх разом із співвідношеннями їх розрахунків до табл. 3.

Таблиця 3

**НАЙІНФОРМАТИВНІШІ ПОКАЗНИКИ ОЦІНКИ
ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА**

Позначка	Коефіцієнт	Розрахунок
X_1	рентабельність капіталу	(Чистий прибуток — Збиток) / Баланс
X_2	оборотності активів	Чистий дохід від реалізації / Баланс
X_3	швидкої платоспроможності	(Оборотні активи — Запаси) / Поточні зобов'язання
X_4	фінансової автономії	Власний капітал / Баланс
X_5	забезпеченості власними оборотними засобами	(Оборотні активи — Поточні зобов'язання) / Оборотні активи
X_6	покриття боргів власним капіталом	Власний капітал / (Забезпечення наступних витрат і платежів + Довгострокові зобов'язання + Поточні зобов'язання)

Подібний набір показників є одним з можливих варіантів і може формуватися експертом індивідуально для кожного окремого підприємства із урахуванням його специфіки та особливостей економічного середовища. У випадку проведення налаштування параметрів моделі на реальних даних, необхідно сформулювати навчальну вибірку із значень цих же показників діяльності фінансово стійких підприємств та компаній — потенційних банкрутів.

Етап 2 (Лінгвістичні змінні) збігається з викладеним при побудові першої нечіткої моделі. Тобто, множина лінгвістичних значень вхідних змінних X_i , $i = \overline{1, N}$, та вихідної змінної G також складається з термів $\{H, C, B\}$.

У етапі 3 (Побудова функцій належності) відбувається конструювання функцій належності всіх термів як вхідних, так і вихідної змінних. Як і в побудованій вище моделі, ці функції належності будуть квазідзвоноподібними — їх вигляд зображений на рис. 1, а аналітична форма запису подана функцією (2).

Розмежування між термами $\{H, C, B\}$ всіх вхідних змінних $X_i, i = \overline{1, N}$, встановимо у відповідності до нормативних значень та шляхом порівняння даних показників за різними підприємствами. Так, порівнюючи відібрані для аналізу показники $X_i, i = \overline{1, N}$, із даними по збанкрутілих компаніях (у різні проміжки часу до банкрутства) та стабільно-функціонуючими підприємствами, було вирішено для рентабельності капіталу X_1 розмежування між термами H та C поставити на рівні $-0,2$, а між термами C та B — на рівні 0 . Для коефіцієнту оборотності активів X_2 границя між термами H та C була визначена на рівні $0,8$, а між термами C та B — на рівні $1,7$. Для коефіцієнту швидкої платоспроможності X_3 дані границі визначені на рівні $0,05$ та $0,35$, а для коефіцієнту автономії X_4 — на рівні $0,18$ та $0,42$. Для коефіцієнту забезпеченості власними оборотними засобами X_5 — на рівні $-1,0$ та 0 , а для коефіцієнту покриття боргів власним капіталом X_6 — $0,4$ та $1,4$. Для вихідної змінної G залишимо такі ж функції належності всіх термів $\{H, C, B\}$, як і в першій моделі діагностування банкрутства на нечіткій логіці.

Етап 4 (Формування набору правил). Приведемо в табл. 4 набір вирішальних правил щодо оцінки схильності підприємства до банкрутства на основі представленої в табл. 3 множини найбільш інформативних факторів.

Таблиця 4

**БАЗА ЗНАТЬ ЩОДО ОЦІНЮВАННЯ
АКСІОЛОГІЧНОЇ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА
ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ МНОЖИНИ НАЙБІЛЬШ І
НФОРМАТИВНИХ ФАКТОРІВ**

Лінгвістичні значення показників						Вага	Вихідна змінна
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	w	G
$-B$	H	C	\times	\times	$-B$	w_1^B	B
H	$-B$	H	\times	H	H	w_2^B	
H	C	$-B$	$-B$	\times	C	w_1^C	C
B	B	\times	B	$-H$	B	w_1^H	H
C	$-H$	$-H$	$-H$	\times	$-H$	w_2^H	

Етап 5 (Налаштування параметрів моделі) та етап 6 (Прийняття рішення) відповідають концептуальному підходу, описаному

вище при побудові першої нечіткої моделі. Тобто, заключне рішення моделі обирається таке, для якого функція (5) належності вихідної змінної G буде найбільшою для заданих значень показників діяльності підприємства X_i^* , $i = 1, N$.

Отже, автором розроблено концептуальний підхід до здійснення комплексного фінансового аналізу підприємства на основі теорії нечіткої логіки та на його основі побудовано економіко-математичні моделі передбачення банкрутства компанії на основі множин незалежних змінних та найбільш інформативних факторів.

З метою обґрунтування доцільності використання запропонованого підходу, проведемо аналіз ефективності побудованих моделей на нечіткій логіці у порівнянні з іншими розробленими у цій статті економіко-математичними моделями. Враховуючи, що усі авторські моделі ґрунтуються на однакових множинах пояснюючих змінних та налаштовані на одному й тому ж статистичному матеріалі, результати порівняльних експериментів з передбачення банкрутств підприємств дозволять робити аргументовані висновки стосовно здатності різноманітного математичного інструментарію розв'язувати задачі класифікації об'єктів дослідження.

Проведення експериментів з нечіткими моделями діагностики банкрутства

Після побудови нечітких моделей діагностики банкрутства підприємства, входними факторами яких є незалежні змінні та найбільш інформативні показники оцінки фінансового стану, автором було проведено ряд експериментів з визначення точності передбачення банкрутства. Крім перевірки ефективності моделей, метою даних експериментів було також проведення налаштування параметрів системи та коригування баз логічних правил щодо визначення аксіологічної ймовірності банкрутства компанії.

Для того, щоб моделі могли не лише робити кластеризацію підприємств за двома групами (банкрути та фінансово стійкі компанії), а й передбачати час, що залишається до банкрутства, необхідно здійснювати налаштування їхніх параметрів таким чином, щоб виходом моделей був саме період часу, протягом

якого підприємства ставали банкрутами після оприлюднення своїх фінансових звітностей. Причому, період часу необхідно задавати як для банкрутів, так і для стабільно працюючих компаній.

Відповідно, для всіх фінансово неспроможних підприємств на вихід моделі при навчанні подавався реальний час у місяцях, по закінченні якого підприємства ставали банкрутами. Для фінансово стійких компаній на вихід моделі подавався термін у 60 місяців. Це є достатньо великим проміжком часу, коли можна вважати, що компанія працює дійсно стабільно. До того ж, насмілимося стверджувати, що за такий тривалий проміжок часу передбачити банкрутство не представляється можливим, оскільки за п'ять років можна зробити багато чого, аби підприємство вийшло з кризи. А можна і навпаки, при високих фінансових показниках довести компанію до розорення.

За таких домовленостей було проведено експерименти з передбачення часу до банкрутства із використанням моделі, побудованої на основі набору незалежних змінних. Після налаштування параметрів моделі на фінансових показниках підприємств — потенційних банкрутів та фінансово стійких компаній вона виявила досить високу точність відтворення часу до банкрутства, що можна бачити з рис. 2.

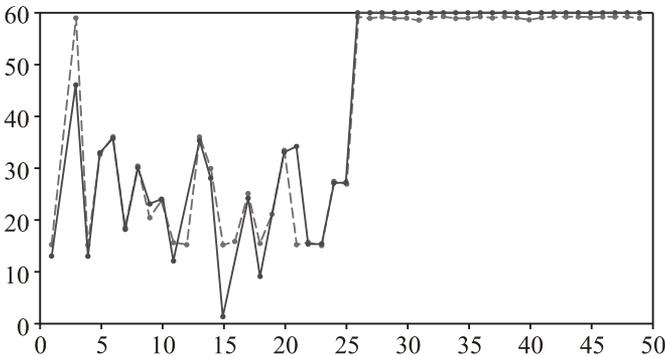


Рис. 2. Відтворення інтервалу часу до банкрутства підприємства після налаштування параметрів моделі на реальних даних

Як видно з рис. 2, модель точно відтворює всі тенденції, що свідчить про вдалий підхід до побудови її структури та формування набору правил. Якщо перейти до діапазону лінгвістичних

термів $\{H, C, B\}$ (де інтервал до 24 місяців інтерпретується термом B , після 50 — термом H , а проміжок між 24 та 50 місяцями позначається термом C), то можна прийти до висновку, що модель правильно класифікувала всі фінансово стійкі компанії H та компанії з високою ймовірністю банкрутства B . Для компаній, що попали в середній діапазон C , одне підприємство було помилково віднесено до банкрутів, а одне — до стабільних компаній.

У результаті проведення перевірки на незалежній групі підприємств ефективності вже налаштованої моделі, побудованої на основі набору незалежних змінних, було отримано такі результати. Точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній склала 87,9 %, точність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 94,7 %, що за всією групою аналізованих підприємств у середньому склала 91,2 %. Помилка класифікації зменшилась більше ніж у 2 рази (з 19,9 % до 8,8 %) у порівнянні з дискримінантною моделлю, побудованою на тому ж статистичному матеріалі та тих же показниках.

Застосування для передбачення банкрутств підприємств моделі, побудованої на основі набору найбільш інформативних показників, виявило такі результати. Точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній склала 100,0 %, точність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 85,7 %, що за всією групою аналізованих підприємств у середньому склало 92,7 %.

Якщо порівняти ефективність цих двох нечітких моделей, то модель, побудована на основі найбільш інформативних показників, продемонструвала більш точний загальний прогноз за всією групою аналізованих підприємств, ніж модель, що базується на незалежних змінних. Проте, що набагато важливіше, значно знизилась саме альфа-помилка класифікації (частка фінансово неспроможних підприємств, які класифіковано як стійкі), а якщо точніше — взагалі зникла, хоча трохи збільшилась бета-помилка (класифікація стабільної компанії як банкрута).

При проведенні модельних експериментів було оптимізовано параметри системи та уточнено базу вирішальних правил, а також підтверджено можливість побудови нечіткої моделі на основі показників, які в числовому вигляді мають мультиколінеарний зв'язок між собою.

Передбачення банкрутств підприємств на підґрунті інструментарію нейронних мереж

З метою побудови найбільш адекватної економіко-математичної моделі для оцінки фінансового стану підприємств здійснимо реалізацію моделі на нейронних мережах та проведемо порівняльний аналіз ефективності передбачення банкрутства із їх застосуванням та із розробленими вище дискримінантною та нечіткими моделями. При проведенні цього дослідження було побудовано низку нейромережевих моделей різних типів. Перша частина моделей ґрунтувалась на найбільш вживаних нейронних мережах типу багатозаровий персептрон, вперше розроблений Розенблаттом [21]. На рис. 3 представлено модель персептрону, що містить три шари.

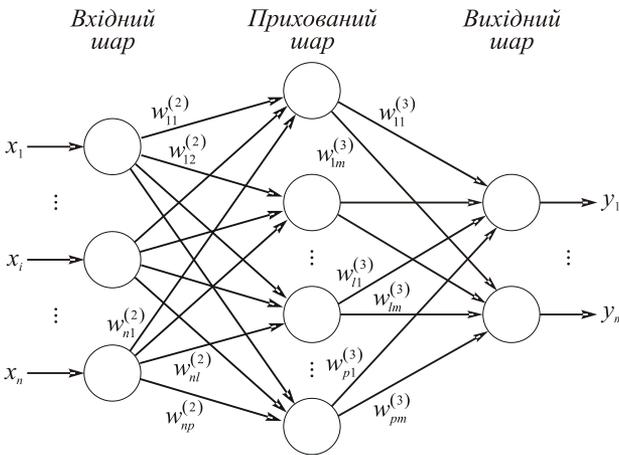


Рис. 3. Структура нейронної мережі типу персептрон

Персептрон здійснює розрахунок вихідних показників шляхом послідовного нелінійного перетворення у нейронах з першого по останній шари сигналів, поданих на входи цих нейронів ззовні або з нейронів попереднього шару, що зважені на вагові коефіцієнти міжнейронних зв'язків. Таким чином, тришарова нейронна мережа типу персептрон зі структурою, представленою на рис. 3,

здійснюватиме розрахунок вихідних змінних за функціональним співвідношенням:

$$\hat{y}_j = \psi_j^{(3)} \left(b_j^{(3)} + \sum_{l=1}^p \left[w_{lj}^{(3)} \cdot \psi_l^{(2)} \left(b_l^{(2)} + \sum_{i=1}^n \left[w_{li}^{(2)} \cdot \psi_i^{(1)}(x_i) \right] \right) \right] \right), \quad j = \overline{1, m}, \quad (6)$$

де $\psi_i^{(k)}(\cdot)$, $b_i^{(k)}$ — функція активації та параметр зміщення суматора i -го нейрона k -го шару нейронної мережі;

$w_{li}^{(k)}$ — вага міжнейронного зв'язку між i -им нейроном $(k-1)$ -го шару та l -им нейроном k -го шару нейронної мережі.

Зауважимо, що нейронна мережа типу персептрон може ефективно відтворювати залежності між вхідними та вихідними змінними навіть за повної відсутності значимих кореляційних зв'язків між ними, оскільки здатна виявити не лише лінійні закономірності розвитку (як це роблять класичні економетричні моделі), але й складні нелінійні функціональні залежності. Така здатність обумовлюється використанням в нейронах нелінійного функціонального перетворювача, який описується деякою функцією активації (наприклад, пороговою, сигмоїдною, гаусовою тощо). Через таку їх особливість, нейронні мережі отримують більшу апроксимуючу здатність для відтворення вихідних функціональних залежностей та, відповідно, прогнозування подальшого розвитку досліджуваних процесів, ніж їх економетричні аналоги.

При проведенні даного дослідження було побудовано значну кількість економіко-математичних моделей на нейронних мережах різної конфігурації, в основу яких було покладено дві окремі множини пояснюючих змінних, які наведені у табл. 1 та 3. Низку нейронних мереж ми налаштовували, як і моделі на нечіткій логіці, на передбачення часу до банкрутства підприємства після декларування фінансових результатів. Проте розподіл підприємств нейронними мережами здійснювався лише за двома класами: фінансово стабільні та потенційні банкрути. Деякі нейромеревеві моделі типу персептрон ми налаштовували суто на класифікацію підприємств за цими двома класами без оцінювання часу до настання можливого банкрутства.

При побудові моделей на нейронних мережах, виходом яких був час, що відділяє підприємство від банкрутства, по аналогії з моделюванням на нечіткій логіці для фінансово стабільних підп-

риємств ми штучно встановили час до настання банкрутства на рівні 60 місяців.

Зауважимо, що можна регулювати підозрілість кожної нейронної мережі до діагностування банкрутства. Але, із зменшенням альфа-помилки класифікації (визначення підприємства-потенційного банкрута як фінансово стабільної компанії) одночасно збільшується бета-помилка (діагностування стабільної компанії як потенційного банкрута). При проведенні експериментів ми налаштовували економіко-математичні моделі кілька разів, змінюючи підозрілість нейронних мереж до діагностування банкрутства. В результаті моделі на нейронних мережах із ідентичними структурами отримували різні значення параметрів налаштування та виявлялись здатними по різному здійснювати класифікацію об'єктів дослідження. Наведемо результати моделювання із застосуванням нейронних мереж, які виявили найбільшу адекватність і рівномірність класифікації та передбачення банкрутств (за умови збалансованості альфа і бета помилок, що вказує на коректність проведення лінії поділу між двома класами підприємств).

Усі економіко-математичні моделі на нейронних мережах будувались таким чином, щоб уникнути ефекту перенавчання (тобто, кількість параметрів моделі була значно меншою за обсяг навчальної вибірки). Спочатку було побудовано модель на нейронних мережах такої структури: багатошаровий перцептрон із одним внутрішнім шаром, який складався з 3 нейронів, вхідний шар складався з 7 нейронів за кількістю пояснюючих змінних (відібраних до авторської дискримінантної моделі шляхом перевірки початкового набору фінансових показників на мультиколінеарність), а вихідний — з одного нейрону, на якому отримувалась розрахована оцінка часу до настання банкрутства підприємства. Перетворення вхідних сигналів здійснювалось лише на нейронах другого шару. Для цього було застосовано сигмоїдну функцію активації. Вихід нейрону третього шару визначався лише розрахунком на суматорі, тобто, його функція активації була лінійною. Кількість параметрів налаштування нейронної мережі (ваг між нейронних зв'язків та параметрів зміщення в суматорах нейронів) для такої моделі дорівнювала 28, що істотно менше за обсяг навчальної вибірки.

Коли ми здійснювали класифікацію підприємств за двома класами із застосуванням описаної вище моделі, виходом якої є час у місяцях до настання можливого банкрутства, результати моде-

лювання на тестовій вибірці обсягом 70 підприємств виявились такими. Точність ідентифікації фінансово неспроможних підприємств склала 78,8 %, фінансово стійких компаній — 94,6 %, що в цілому за всією групою аналізованих підприємств становило 87,1 % точної класифікації. Проте, крім здатності із досить високою точністю здійснювати розподіл підприємств на два класи, модель виявилась повністю нездатною передбачати час до настання банкрутства. Зазначимо, що навіть істотне збільшення кількості параметрів мережі (нейронів внутрішнього шару) не суттєво сприяло підвищенню точності моделювання.

У результаті проведення експериментів було визначено, що з метою підвищення ефективності функціонування нейронної мережі, значення змінних моделі повинні бути переведені у відносну форму або нормалізовані, щоб характеризуватись приблизно одною розмірністю. Причому це стосується як значень вхідних змінних, так і вихідного показника. І тут навіть не важливо, що при переході від абсолютних до відносних значень може бути втрачена значимість кореляційного зв'язку між вхідними та вихідною змінними (що зазвичай відбувається для економічних часових рядів, особливо на тривалих часових інтервалах). У такому випадку точність відтворення вихідного показника здебільшого суттєво підвищується, оскільки після налаштування на реальних даних розмірності параметрів системи не будуть мати суттєвих перекосів у числовому вимірюванні (і це забезпечить уникнення нейронною мережею екстремальної поведінки).

У результаті проведення експериментів було визначено, що найбільш точне передбачення банкрутств було продемонстровано нейронною мережею зазначеної структури, для якої область значень функції активації вихідного нейрона обмежується нулем та одиницею (вид функції активації не мав принципового значення — лінійна з обмеженнями, сигмоїдна тощо). Результат прогнозування часу до банкрутств нейронною мережею із вихідним нейроном, що має сигмоїдну функцію активації, представлено на рис. 4.

Результати діагностування банкрутств підприємств із тестової вибірки на підґрунті описаної вище економіко-математичної моделі виявились такими: точність правильної класифікації підприємств — потенційних банкрутів склала 100% (альфа-помилка прогнозування дорівнює нулю), точність діагностування фінан-

сово стабільних компаній 97,0%, що склало 98,6% правильної класифікації підприємств для всієї тестової вибірки. І хоча показники прогнозування часу до банкрутства виявились більш точними порівняно із попередніми нейромережевими моделями, але все-таки недостатніми, щоб можна було вважати модель здатною адекватно прогнозувати час до настання банкрутства підприємства. Пояснити недостатню спроможність нейронних мереж передбачати час до можливого банкрутства можна тим, що реальне фінансове становище підприємства не визначається лише показниками фінансової звітності — багато що залежить від рівня менеджменту компанії, крім того, завжди можна піддати сумніву достовірність задекларованих фінансових результатів.

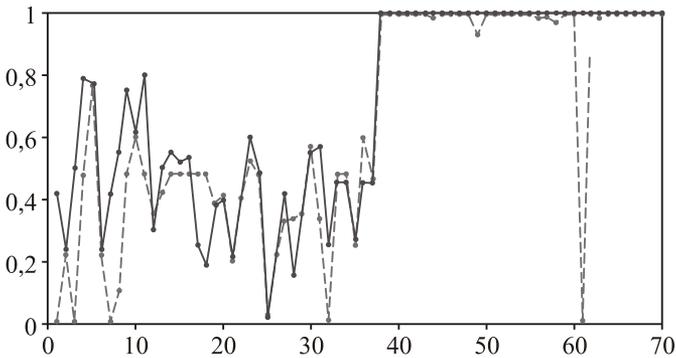


Рис. 4. Прогнозування нормалізованих інтервалів часу до настання банкрутства підприємств нейронною мережею типу персептрон

При проведенні експериментів було перевірено точність прогнозування часу до настання банкрутства із застосуванням нейронних мереж з іншою структурою. Було виявлено, що точність прогнозу зазвичай зростає із збільшенням нейронів внутрішнього шару. Проте, тут важливо відстежувати, щоб при налаштуванні параметрів моделі на навчальній вибірці не проявився ефект перенавчання (щоб кількість параметрів мережі була меншою за обсяг навчальної вибірки). Була також перевірена залежність ефективності нейромережевої моделі від виду функцій активації нейронів внутрішнього шару та окремо нейрону вихідного шару. В результаті було отримано значну кількість висновків і рекомен-

дацій щодо принципів конструювання нейронних мереж, з якими можна ознайомитись, зокрема, в авторській роботі [22].

Також ми провели низку експериментів з моделювання часу до настання банкрутства підприємства із застосуванням економіко-математичних моделей на нейронних мережах, що були побудовані на основі сформованого набору найбільш інформативних показників оцінки фінансового стану (див. табл. 3). І хоча економіко-математична модель на нечіткій логіці, яку було побудовано на цьому наборі показників, виявилась більш точною за нечітку модель, що ґрунтувалась на незалежних змінних, нейронні мережі продемонстрували нижчу ефективність. Найбільш точний отриманий результат передбачення банкрутств на підґрунті подібних моделей на нейронних мережах виявився таким: 88,6% правильної класифікації всієї множини підприємств із тестової вибірки, 87,9 % коректного розпізнавання фінансово стабільних компаній, 89,2 % правильного передбачення банкрутств компаній.

Нижча точність класифікації обумовлена неможливістю здійснити якісне налаштування параметрів моделі на реальних даних із застосуванням наведеного набору пояснюючих змінних, оскільки для переважної більшості підприємств з обох класів деякі з цих показників є нульовими (наприклад, рентабельність капіталу, покриття боргів власним капіталом). І якщо в моделях на нечіткій логіці ця проблема легко вирішувалась шляхом встановлення окремих правил прийняття рішень із урахуванням специфіки кожної пояснюючої змінної, то нейронні мережі виявились недостатньо ефективними для виявлення таких складних нелінійних закономірностей.

Таким чином, у якості висновку до отриманих результатів проведених експериментів із нейронними мережами типу перцептрон можна вказати на необхідність здійснення спеціального відбору пояснюючих змінних. Адже, як виявилось в результаті моделювання, не можна відбирати для нейромереж будь-які показники, котрі аналітик вважає за потрібне, як це прийнятно для моделей на нечіткій логіці. Крім того, перцептрони виявили досить низьку точність оцінювання часу, яке відділяє підприємство від банкрутства. Проте, вони виявились дійсно ефективними для розподілу підприємств за двома класами (потенційні банкрути та фінансово стійкі компанії) у порівнянні з альтернативними підходами, якщо множина пояснюючих змінних сформована коректно.

Оцінка ризику банкрутства підприємств із застосуванням карт самоорганізації та нейронних мереж зустрічного розповсюдження

Задачу класифікації крім перцептронів здатні вирішувати й інші різновиди нейронних мереж. Зокрема, у дослідженні був проведений аналіз ефективності розподілу підприємств за двома класами із застосуванням окремо карт самоорганізації Кохонена [23], а також нейронних мереж зустрічного розповсюдження [24], які являють собою комбінацію карти Кохонена із вихідною зіркою Гроссберга [25]. У такій мережі кожен елемент вектора вхідних даних пов'язаний з усіма нейронами шару Кохонена, як показано на рис. 5.

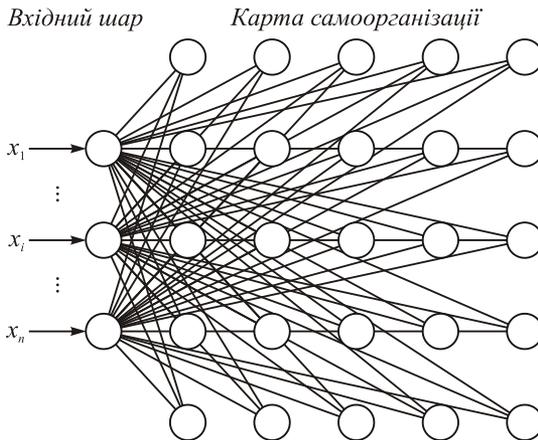


Рис. 5. Структура нейронної мережі Кохонена

У свою чергу всі нейрони шару Кохонена мають зв'язки із усіма нейронами шару Гроссберга. Графічно структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження у спрощеному вигляді представлена на рис. 6.

Карта самоорганізації являє собою нейронну мережу без зворотних зв'язків, налаштування параметрів якої здійснюється із застосуванням алгоритму навчання без вчителя шляхом виявлення невідомих образів та структур у статистичних даних досліджуваних об'єктів. Кожен нейрон карти самоорганізації має кількість параметрів, яка дорівнює числу нейронів вхідного шару

(кількості елементів вхідного вектора даних). В задачі діагностування можливості банкрутства підприємства елементами вхідного вектора є показники діяльності компанії. Цими показниками, як і при побудові моделей на нечіткій логіці та нейронмереж персептронного типу, були множини пояснюючих змінних, наведені у табл. 1 та 3. Відповідно, вхідний шар одної частини сконструйованих у дослідженні карт самоорганізації складався із семи нейронів (за кількістю незалежних показників, відібраних до дискримінантної моделі), а другої частини — з шести нейронів (за кількістю найбільш інформативних показників для аналізу фінансового стану підприємства).

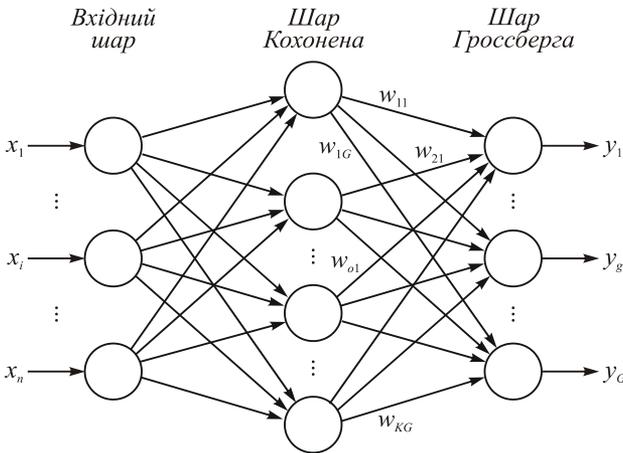


Рис. 6. Структура нейронної мережі зручного розповсюдження

Перед проведенням навчання нейронної мережі здійснюється ініціалізація карти, згідно якої всім параметрам нейронів привласнюються невеликі випадкові числа. Коли на входи мережі подається навчальний приклад, який характеризує окреме підприємство за відібраними вище показниками, значення його елементів порівнюються з параметрами кожного нейрону карти самоорганізації за Евклідовою відстанню.

Після визначення нейрона-переможця здійснюється відповідне коригування згідно спеціального алгоритму його параметрів, а також низки нейронів у деякому його околі в напрямку поданого на входи навчального прикладу. Так утворюється певна тополо-

гічна область в околиці нейрона-переможця, нейрони якої отримують більш-менш схожі між собою характеристики. Подібна операція повторюється шляхом багатократного подання на входи нейромережі навчальних прикладів щодо діяльності як стабільних підприємств, так і компаній банкрутів. Такий алгоритм навчання нейронної мережі забезпечує двовимірне відображення багатовимірних вхідних векторів, здійснюючи їх кластеризацію.

Оскільки кожному вхідному образу відповідає певний нейрон-переможець, то на карті можна визначити нейрони, які відповідають компаніям — потенційним банкрутам, та нейрони, що свідчать про стабільний фінансовий стан підприємства. Відповідно, після здійснення самоорганізації карти Кохонена з'являється можливість її застосування для діагностування можливості банкрутства підприємств із незалежної вибірки (на даних щодо компаній, на яких модель не навчалась). Для цього на входи нейромережі подається аналогічно сформований вхідний вектор із фінансовими показниками підприємства та здійснюється проектування цього багатовимірного вектору до одного нейрону карти Кохонена.

Для цього вектора гарантовано буде визначений нейрон-переможець, який дозволяє оцінити можливість банкрутства компанії за аналогіями з даними щодо підприємств із навчальної вибірки. Наприклад, на оптимізовану мережу подається вхідний вектор, який складається із фінансових показників досліджуваної компанії. Якщо цей вектор потрапив до кластеру, який при навчанні був сформований нейронною мережею тільки із компаній банкрутів, то у такому разі можна стверджувати, що дане підприємство характеризується значною ймовірністю банкрутства, оскільки структура його фінансових даних є подібною до підприємств, які вже збанкрутували. Як наслідок може бути прийнято рішення про недоцільність вкладання коштів або надання кредиту такій компанії.

Щоб не здійснювати самостійно інтерпретацію, якому класу підприємств відповідає нейрон карти самоорганізації, до котрого було віднесено аналізований вектор вхідних даних, цей процес можна передоручити комп'ютеру, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена ще шар розпізнавання. Така функція виконуватиметься шаром Гроссберга, який здійснює відображення виходу карти самоорганізації у відповідні образи. Він показує, з якою мірою впевненості нейрон-переможець карти Кохонена ві-

дповідаеть кожному з можливих виходів шару Гроссберга. Такими значеннями можуть бути наперед встановлені класи об'єктів дослідження, характеристичні показники яких подаються на входи карти самоорганізації, наприклад, рівні фінансового стану підприємства тощо. У технічних системах подібні нейронні структури з успіхом застосовуються для розпізнавання тексту, де виходом шару Гроссберга є всі літери абетки.

Таким чином, із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження спочатку здійснюється пошук прихованих залежностей в структурі даних фінансових показників компаній шляхом проведення їх кластеризації за рахунок реалізації процедури навчання «без вчителя». А далі проводиться розпізнавання фінансового стану компанії шляхом пов'язування кластеру, до якого її було віднесено, з одним із встановлених класів (банкрутів та стабільних компаній), що реалізується шаром Гроссберга, який навчається «із вчителем» (на прикладах банкрутств одних компаній та тривалого функціонування інших після оприлюднення їх фінансових показників).

Детально ознайомитись з реалізацією описаного вище алгоритму застосовно до цієї задачі можна у роботах [26, 27].

Проведення модельних експериментів з діагностування банкрутства підприємств із застосуванням карт самоорганізації Кохонена

Спочатку при виконанні дослідження було реалізовано карти самоорганізації з першим набором фінансових показників з табл. 1, відібраних для дискримінантної моделі шляхом їх перевірки на мультиколінеарність. Для отримання емпіричних знань щодо впливу параметрів подібної нейромережі на ефективність кластеризації було сконструйовано низку карт з різною кількістю нейронів шару Кохонена. У результаті проведення експериментів з класифікації підприємств за рівнем фінансового стану на основі карт самоорганізації було отримано деякі висновки, які викладемо нижче у формі рекомендацій.

Було виявлено, що карти, які складаються із зовсім малої кількості нейронів (наприклад, із 6 нейронів розмірністю 2×3), здійснюють кластеризацію надто укрупнено і не дають можливості точно виокремити кластери конкретного виду (за ознакою належності до певного класу підприємств). За такої конфігурації зроби-

ти достовірний висновок щодо можливості банкрутства досить складно.

Крім того, компанії можуть ставати банкрутами з різних причин, відповідно, фінансові показники їх діяльності будуть характеризуватися власними специфічними особливостями. І пошук спільних закономірностей у структурі фінансових даних компаній — потенційних банкрутів може розподіляти їх за різними кластерами, зважаючи на характерні риси діяльності. Відповідно, при конструюванні карти самоорганізації доцільно передбачати можливість формування багатьох кластерів, що відповідатимуть компаніям — потенційним банкрутам, та багатьох кластерів, у які потраплятимуть фінансово стабільні компанії.

Було встановлено, що зі збільшенням розміру карти відбувається зменшення кількості нейронів, які відповідають обом типам компаній. Це дає можливість більш точно розподілити навчальні приклади за кластерами банкрутів та стабільних компаній. Проте карти Кохонена із числом нейронів, що значно перевищує кількість вхідних прикладів, також виявили свою неефективність до вирішення задачі класифікації. Так, при реалізації нейронної мережі із 70 нейронами, які організовано в карту розмірністю 7×10 , точність визначення підприємств — потенційних банкрутів становить 54,2 %, а фінансово стабільних компаній — 40 %.

В результаті проведення експериментів було визначено, що для досягнення найбільшої ефективності карти самоорганізації за умов наявності більш-менш однорідної множини навчальних прикладів доцільно встановити, щоб кількість нейронів карти була дещо меншою за обсяг навчальної вибірки, як і зазначав сам Тейво Кохонен [28].

У нашому дослідженні найвищу точність розпізнавання фінансового стану підприємств серед карт самоорганізації, сформованих на основі визначених сімох незалежних показників, продемонструвала карта, яка складається із 30 нейронів та має розмірність 6×5 . Точність класифікації за всіма підприємствами на базі цієї моделі становить 73,5 %, з них рівень правильно визначених підприємств — потенційних банкрутів — 91,9 %, а стабільних компаній — 47 %. Наведемо на рис. 7 зображення цієї карти.

І хоча досить великі карти самоорганізації дозволяють уникнути більшості проблем, пов'язаних з неможливістю чіткого розмежування класів, які мають карти малої розмірності, вони все-таки характеризуються своїми власними недоліками. Зокрема, на

картах великого розміру значна кількість нейронів після навчання залишається неактивною. А при поданні тестових даних на розроблені в ході експериментів нейронні мережі переможцем часто ставав нейрон, який під час навчання не відповідав жодному із прикладів. Це вказує на неможливість зробити коректний висновок стосовно аналізованої компанії. Зі зростанням розміру карти спостерігається збільшення випадків потрапляння тестових векторів даних до «пустих» нейронів, що також зменшує точність діагностування банкрутства. Такі випадки пояснюються тим, що значення фінансових показників, які характеризують подібні компанії, мають значну відмінність від навчальних прикладів.

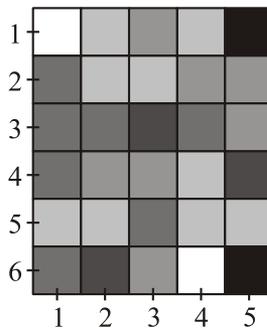


Рис. 7. Карта Кохонена, сконструйована на множині незалежних змінних

Уникнути проблем кластеризації, викликаних потраплянням тестових векторів даних у «пусті» нейрони, можна шляхом введення додаткових умов, які будуть обмежувати участь неактивованих нейронів у роботі мережі після її навчання. Так, за умови вилучення неактивованих нейронів карти Кохонена при тестуванні описаної вище мережі із 30 нейронами точність діагностування підприємств із незадовільним фінансовим станом зростає до 97,3 %. Фінансово стабільні підприємства нейромережа визначає з точністю 56 %. Стосовно 4 % компаній висновок щодо фінансового стану не був зроблений однозначно. Зазначимо, що ця модель продемонструвала найбільшу точність класифікації серед усіх побудованих у дослідженні карт самоорганізації.

Аналогічно побудовано карти самоорганізації та проведено низку модельних експериментів на основі найбільш інформатив-

них показників, віднесених до другої групи. Тестування такої нейронної мережі із 30 нейронів та розмірністю 6×5 показало точність класифікації за всією групою аналізованих компаній на рівні 52 %, з яких точність визначення підприємств — потенційних банкрутів становить 83,3 %, а стабільних компаній — 28 %. При цьому відсоток підприємств, для яких не можна зробити однозначний висновок щодо фінансового стану, становить приблизно 20 %. Зауважимо, що така модель виявилася значно менш ефективною за карту самоорганізації, побудовану на основі множини незалежних змінних.

Якщо проаналізувати найбільш адекватну з усіх побудованих у дослідженні карт самоорганізації, то до позитивних характеристик моделі можна віднести низьке значення альфа-помилки класифікації (частки фінансово неспроможних підприємств, які класифіковано як стійкі), хоча бета-помилка (частка фінансово стійких підприємств, які класифіковано як потенційні банкрути) є досить великою. Це вказує на можливість недоотримання прибутку від деяких помилок класифікованих стабільних компаній, але у кредитора є можливість отримати такий же прибуток від інших вкладів (навіть від кредитування інших коректно визначених стійких підприємств). Проте він не зазнає значних збитків від надання кредиту потенційним банкрутам.

Зауважимо, що зона невизначеності в такій моделі є досить малою, особливо якщо порівняти її із дискримінантними моделями, в деяких з яких за результатами проведених нами експериментів на цій же статистичній вибірці зона невизначеності сягала 51,4 %. Зазначимо, що найбільш адекватна карта самоорганізації продемонструвала суттєво вищу точність класифікації порівняно з розробленими раніше іншими дослідниками дискримінантними моделями. Однак авторська дискримінантна модель, побудована на цій самій статистиці, виявилась більш ефективною за розроблену карту самоорганізації (точність класифікації за всією групою аналізованих підприємств із застосуванням дискримінантної моделі склала 82,5 % за відсутності зони невизначеності). А розроблені нейромережі перцептронного типу та моделі на нечіткій логіці продемонстрували ще більшу ефективність.

Відповідно, результати проведених експериментів з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням карт самоорганізації Кохонена показали досить низьку ефективність цього інструментарію для передбачення банкрутств. Однією з причин

цього є недостатня точність інтерпретації результатів кластеризації. Тобто, якщо вхідний вектор із фінансовими показниками підприємства потрапив до кластера, який при навчанні нейронної мережі був сформований тільки із підприємств — потенційних банкрутів або з фінансово стабільних компаній, то у такому випадку проблем із класифікацією фінансового стану аналізованого підприємства не виникне. Однак часто трапляються випадки, коли важко однозначно зробити висновок, до якого класу може бути віднесено підприємство, наприклад, при активуванні нейрона, який не відповідає жодному з прикладів навчальної вибірки або несе в собі відомості рівною мірою як про банкрутів, так і про стабільні компанії.

Щоби не здійснювати самостійно інтерпретацію, якому класу підприємств відповідає нейрон карти самоорганізації, до котрого було віднесено аналізований вектор вхідних даних, цей процес можна передоручити комп'ютеру, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена ще шар розпізнавання. Така функція виконуватиметься шаром Гроссберга, який здійснює відображення виходу карти самоорганізації у відповідні образи. Він показує, з якою мірою впевненості нейрон-переможець карти Кохонена відповідає кожному з можливих виходів шару Гроссберга. Такими виходами є заздалегідь встановлені рівні фінансового стану підприємства (потенційний банкрут чи стабільне підприємство), характеристичні показники яких подаються на входи карти самоорганізації.

Оцінка ризику банкрутства підприємств із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження

Оскільки основою нейромережі зустрічного розповсюдження є карта Кохонена, яка налаштовується тільки на вхідних даних без відомостей про значення результативного показника, то додавання шару Гроссберга жодним чином не вплине на процес самоорганізації карти. Відповідно, ми можемо скористатись картою Кохонена, сконструйованими вище, та долучити до них шар Гроссберга з метою здійснення автоматизованої інтерпретації результатів кластеризації.

Під час проведення експериментів з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням штучних нейронних мереж

зустрічного розповсюдження спочатку було використано карти Кохонена, сконструйовані на базі першого набору фінансових показників (відібраних для дискримінантної моделі шляхом їх перевірки на мультиколінеарність).

Як зазначалося вище, карти Кохонена невеликого розміру (наприклад, які складаються із 6 нейронів) здійснюють кластеризацію надто укрупнено. Це не дає можливості шару Гроссберга однозначно віднести до конкретних класів сформовані шаром Кохонена кластери, оскільки за таких умов один і той самий нейрон карти самоорганізації може відповідати і банкрутам, і стабільним компаніям одночасно. Відповідно, застосування функції автоматизованого розпізнавання результатів кластеризації в нейронній мережі зустрічного розповсюдження не дає змоги підвищити точність класифікації порівняно з ідентифікацією підприємств лише на базі карти Кохонена, якщо вона є малого розміру.

Однак поєднання великих карт самоорганізації із шаром Гроссберга дозволяє суттєво підвищити ефективність класифікації. І хоча самі лише карти Кохонена з числом нейронів, більшим за кількість прикладів із навчальної вибірки, виявили свою неефективність при вирішенні задачі класифікації, нейромережі зустрічного розповсюдження продемонстрували високу здатність до розпізнавання фінансового стану підприємств. Так, нейронна мережа зустрічного розповсюдження із 80 нейронами шару Кохонена продемонструвала точність визначення підприємств — потенційних банкрутів на рівні 91,9 %, а фінансово стабільних компаній — 60,6 %. Загальний рівень правильно визначених класів становив 77,1 %.

Найбільшу адекватність продемонструвала нейронна мережа зустрічного розповсюдження, сформована на основі визначених сімох показників діяльності підприємств (див. табл. 1), до складу шару Кохонена якої входить 30 нейронів (карту зображено на рис. 7). Так, точність класифікації за всіма підприємствами на базі цієї моделі становить 81,6 %, з них рівень правильно визначених підприємств — потенційних банкрутів — 91,9 %, а стабільних компаній — 72,7 %.

Якщо порівняти отримані результати із картою Кохонена, яку було покладено в основу цієї моделі, то нейронна мережа зустрічного розповсюдження виявилась більш ефективним інструментарієм (нагадаємо, що точність класифікації за всією групою аналі-

зованих підприємств із застосуванням карти самоорганізації склала 73,5 % за наявності зони невизначеності).

Відповідно, додання шару Гроссберга до карти самоорганізації шляхом конструювання єдиної нейронної мережі зустрічного розповсюдження суттєво збільшило ефективність автоматизованого розпізнавання результатів кластеризації порівняно з напівавтоматичною інтерпретацією, навіть якщо вона базується на заздалегідь установлених правилах. Тобто, залучення до процесу налаштування таких нейронних мереж процедури навчання «із учителем» дозволило значно підвищити ефективність узагальнення та видобування знань з реальних даних.

Варто зауважити, що використання нейронної мережі зустрічного розповсюдження, яка складається із шарів Кохонена та Гроссберга, надало можливість уникнути ситуацій, за яких неможливо зробити однозначний висновок щодо фінансового стану підприємства та які часто трапляються у разі використання карт самоорганізації. Таким чином шар нейронів Гроссберга виключає проблеми класифікації, пов'язані з потраплянням вектора вхідних даних у «пусті» нейрони. Тобто, на відміну від карт Кохонена, нейронній мережі зустрічного розповсюдження вдається уникнути зони невизначеності.

Аналогічним чином сконструйовано нейромережі зустрічного розповсюдження та проведено відповідні модельні експерименти на основі найбільш інформативних показників, віднесених до другої групи (див. табл. 3). Серед них найбільшу ефективність продемонструвала нейронна мережа, яка складається також із 30 нейронів шару Кохонена та шару Гроссберга. Тестування цієї нейронної мережі засвідчило точність класифікації за всією групою аналізованих компаній на рівні 74,3 %, з яких точність діагностування підприємств — потенційних банкрутів — 78,4 %, а найбільш стабільних компаній — 69,7 %.

Побудовані нейромережі зустрічного розповсюдження, як і самі карти Кохонена, продемонстрували суттєво вищу точність класифікації порівняно з розробленими раніше іншими дослідниками дискримінантними моделями. Проте, якщо порівняти з авторською дискримінантною моделлю, яку було налаштовано на цій же статистиці, то нейронні мережі зустрічного розповсюдження виявилися менш ефективним інструментарієм (точність класифікації за всією групою аналізованих підприємств із засто-

суванням дискримінантної моделі склала 82,5 %). Звісно, можна проводити додаткові дослідження з пошуку більш ефективної структури карти самоорганізації, переліку вхідних факторів та їх попередньої обробки, але це є досить складним та трудомістким процесом. І на фоні результатів, продемонстрованих більш простими та інтуїтивно зрозумілими дискримінантними моделями, необхідно ретельно зважити на доцільність проведення додаткового дослідження з конструювання більш адекватної структури нейронної мережі зустрічного розповсюдження для вирішення завдання діагностування можливості банкрутства.

Вагомим аргументом на користь побудови нейронних мереж зустрічного розповсюдження є велика кількість обмежень і передумов для використання інструментарію дискримінантного аналізу, зокрема, щодо стаціонарності досліджуваних процесів, незмінності зовнішніх умов тощо. Проте реалії сучасної української економіки не задовольняють цим вимогам, про що зазначалося вище. Відповідно, застосування для моделювання фінансового стану підприємств дискримінантних моделей є необґрунтованим.

Для використання моделей, в основі яких знаходиться інструментарій карт самоорганізації, немає потреб у дотриманні зазначених передумов. Однак немає необхідності дотримання цих вимог також і при побудові та використанні моделей на нечіткій логіці. Сутність роботи цих моделей є значно більш зрозумілою для кінцевого користувача і вони продемонстрували суттєво вищу точність класифікації — 92,7 % за всією групою досліджуваних підприємств.

Висновки

Задачами проведеного дослідження були побудова адекватних моделей діагностування банкрутства підприємств в умовах української економіки та порівняння ефективності інструментарію нейронних мереж із методами нечіткої логіки та дискримінантного аналізу для моделювання складних нелінійних закономірностей в економічних системах. З цією метою було розроблено низку моделей на підґрунті вказаного інструментарію із використанням однієї й тієї ж статистичної бази щодо банкрутств українських компаній.

Спочатку було побудовано дискримінантну модель діагностування банкрутства, ґрунтуючись на незалежних змінних, відібраних із застосуванням оригінального алгоритму перевірки вхідних

факторів на мультиколінеарність із забезпеченням найбільш чіткого розмежування підприємств за рівнем їх фінансового стану (стійких компаній від потенційних банкрутів). Із використанням побудованої автором дискримінантної моделі оцінки можливості банкрутства, а також моделей Альтмана, Давидової-Белікова та Терещенко, було проведено ряд експериментів з метою оцінки ефективності цих моделей при передбаченні банкрутств українських підприємств. Аналіз результатів проведених експериментів дозволив виявити значну невідповідність розроблених раніше дискримінантних моделей умовам української економіки та продемонстрував досить високу точність передбачення банкрутств підприємств із використанням розробленої автором дискримінантної моделі.

При цьому розкрито передумови застосовності подібних дискримінантних моделей, зокрема, щодо стаціонарності розвитку випадкових величин та незмінності зовнішніх умов, яким не задовольняють реалії розвитку сучасної економіки, зокрема, трансформаційної української. Відповідно, у статті доводиться необхідність застосування нелінійних моделей кластеризації об'єктів дослідження, які не вимагають дотримання вказаних гіпотез.

Отже, в роботі розроблено моделі на нечіткій логіці, що здатні працювати навіть без налаштування на реальних даних — лише базуючись на закладених в них наборах логічних правил та встановлених параметрах функцій належності. Ці моделі є ще більш відкритими і зрозумілими, ніж багатфакторні дискримінантні моделі, оскільки представлені у виразах природної мови. Разом з тим, на відміну від інших методів, вони здатні поєднувати можливість налаштування своїх параметрів на реальних даних із урахуванням при проведенні аналізу як кількісних, так і якісних показників діяльності підприємств. А використання правил прийняття рішень в моделях на нечіткій логіці дає можливість враховувати при проведенні аналізу експертні знання у предметній області, що дозволяє оминати специфічні для задачі пастки некогерентної класифікації.

Проведений аналіз експериментів показав високу точність передбачення банкрутства на основі нечітких моделей, побудованих на основі множин незалежних змінних та найбільш інформативних показників. Крім того, із застосуванням нечітких моделей вдається не тільки оцінювати можливість банкрутства компанії, а

ще й досить ефективно передбачати час, протягом якого банкрутство може відбутись. При проведенні експериментів була підтверджена можливість побудови нечіткої моделі на основі показників, які у числовому вигляді мають мультиколінеарний зв'язок між собою.

Також у дослідженні приділено увагу розробці інших нелінійних моделей класифікації, що ґрунтуються на інструментарії нейронних мереж, зокрема, багатошарових перцептронів та нейронних мереж зустрічного розповсюдження. Проведений аналіз експериментів показав, що перцептрони виявились значно ефективнішими за дискримінантні моделі при розподілі підприємств за двома класами (фінансово стабільні та потенційні банкрути). Це пояснюється їх нелінійною природою (тобто здатністю до більш точного відтворення нелінійних закономірностей у досліджуваних процесах). Однак нейронні мережі виявились дещо менш ефективними за нечіткі моделі у сенсі передбачення часу до настання банкрутств українських компаній, незважаючи на те, що для аналізу використовувались лише фінансові показники, котрі мають кількісну природу.

У результаті проведення експериментів з моделями на нейронних мережах було отримано низку висновків щодо їх функціонування та надано пропозиції стосовно підвищення їх ефективності за рахунок попередньої обробки даних, вибору виду функцій активації нейронів тощо. Також результати експериментів показали, що при побудові нейронних мереж доцільно здійснювати спеціальний відбір пояснюючих змінних, а не застосовувати будь-які показники, котрі аналітик вважає за потрібне, як це прийнятно для моделей на нечіткій логіці. Це дещо ускладнює процедуру побудови нейронних мереж, як і необхідність володіння достатньо репрезентативною статистичною вибіркою (зауважимо, що моделі на нечіткій логіці здатні ефективно здійснювати розрахунок вихідної змінної і без налаштування на реальних даних).

Також у статті побудовано низку економіко-математичних моделей оцінки фінансового стану підприємств на основі карт самоорганізації Кохонена, результати експериментів з якими виявили значну трудомісткість їх конструювання та продемонстрували досить низьку ефективність цього інструментарію для передбачення банкрутств. Однією з головних причин цього було визначено недостатню точність інтерпретації результатів кластеризації.

З метою підвищення ефективності ідентифікації сформованих кластерів до шару Кохонена було додано шар Гроссберга шляхом утворення нейронної мережі зустрічного розповсюдження. Залучення до процесу налаштування таких нейронних мереж процедури навчання «із учителем» дозволило значно підвищити ефективність узагальнення та видобування знань з реальних даних, що суттєво збільшило точність автоматизованого розпізнавання результатів кластеризації. На відміну від карт Кохонена, нейронній мережі зустрічного розповсюдження вдається також уникнути зони невизначеності у проведенні класифікації.

Отже, викладені у цій статті результати проведеного дослідження демонструють досить високу ефективність усіх запропонованих економіко-математичних моделей, особливо які ґрунтуються на нелінійному інструментарії. Причому кожен із запропонованих підходів має свої власні переваги для вирішення тої чи іншої задачі, враховуючи її специфічні особливості. У роботі показано межі застосовності запропонованих моделей та викладено рекомендації щодо їх використання для вирішення різноманітних задач фінансового аналізу.

Враховуючи результати виконаного дослідження з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням різноманітних математичних підходів (методів теорії нечіткої логіки, перцептронів, карт самоорганізації, нейронних мереж зустрічного розповсюдження, методів дискримінантного аналізу), найбільш адекватним та ефективним інструментарієм у сучасних умовах розвитку економіки можна визнати теорію нечіткої логіки. В окремих випадках для діагностування можливості банкрутства компаній доречним може бути застосування деяких різновидів нейронних мереж.

Розроблені в статті економіко-математичні моделі аналізу фінансової стійкості підприємств та діагностування можливості банкрутства можна використовувати як з аналітичною метою, так і для забезпечення прийняття управлінських рішень. Застосування подібних моделей дозволить керівництву компаній виявляти їх внутрішні проблеми та завчасно вживати відповідні заходи, а також надасть ефективний інструмент потенційному інвестору здійснювати фінансовий аналіз об'єктів інвестування чи кредитування, що дозволить уникнути зайвого ризику та, відповідно, підвищити стабільність і збалансованість економіки країни в цілому.

Література

1. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // The Journal of Finance.— 1968.— No. 4.— P. 589—609.
2. Toffler R., Tishaw H. Going, going, gone — four factors which predict // Accountancy.— 1977.— March.— P. 50-54.
3. Beermann K. Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen // Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster.— 1976.— Düsseldorf.— Band 11.— S. 118—121.
4. Давыдова Г. В., Беликов А. Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // Управление риском.— 1999.— № 3.— С. 13—20.
5. Терещенко О. О. Антикризове фінансове управління на підприємстві.— К.: КНЕУ, 2004.— 268 с.
6. Черняк О. І., Креківський В. О., Монаков В. О., Ящук Д. В. Виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та можливого його банкрутства // Статистика України.— 2003.— № 4.— С. 87—94.
7. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : Монографія. — К.: КНЕУ, 2011. — 439 с.
8. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций.— СПб.: Сезам, 2002.— 181 с.
9. Ким Дж. О., Мьюллер Ч. У., Клекка У. Р., Олдендерфор М. С., Блэшфилд Р. К. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ.— М.: Финансы и статистика, 1989.— 215 с.
10. Матвійчук А. В. Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства // Моделювання та інформаційні системи в економіці.— К.: КНЕУ, 2006.— Вип. 74.— С. 299—314.
11. Altman E.I. Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question // The Journal of Finance.— 1984.— No. 4.— P. 1067—1089.
12. Недосекин А. О. Сводный финансовый анализ российских предприятий за 2000 — 2003 г.г.— На сайте: http://sedok.narod.ru/sc_group.html.
13. Эйтингон В., Анохин С. Прогнозирование банкротства: основные методики и проблемы. — [Электронный ресурс]: <http://www.iteam.ru/articles.php?tid=2&pid=1&sid=&id=141>.
14. Zadeh L. Fuzzy Sets // Information and Control.— 1965.— № 8.— P. 338—353.
15. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети.— Винница: Універсум-Вінниця, 1999.— 320 с.

16. *Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J.* Learning Internal Representation by Back-Propagation Errors // *Nature*.— 1986.— № 23.— P. 533—536.
17. *Trippi R., Turban E.* Neural networks in finance and investing — using artificial intelligence to improve real-world performance. 2nd edition.— Chicago: Irwin, 1996.— 821 p.
18. *Матвійчук А. В.* Диагностика банкротства предприятий в условиях трансформационной экономики // *Экономическая наука современной России*.— 2008.— № 4 (43).— С. 90—104.
19. *Матвійчук А. В.* Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу // *Вісник НАН України*.— 2010.— № 9.— С. 24—46.
20. *Andriy Matviychuk.* Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches // *Fuzzy economic review*.— 2010.— May.— Vol. XV.— No. 1.— P. 21—38.
21. *Rosenblatt F.* The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological Review*.— 1958.— № 65.— P. 386-407.
22. *Матвійчук А. В.* Прогнозирование банкротств предприятий с использованием инструментария нейронных сетей // *Управление финансовыми рисками*.— 2008.— № 04(16).— С. 280-288.
23. *Kohonen T.* Self-organized formation of topologically correct feature maps // *Biological Cybernetics*, 1982.— Vol. 43.— P. 59—69.
24. *Hecht-Nielsen R.* Counterpropagation networks // *Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks (M. Caudill and C. Butler, eds.)*.— San Diego, CA: SOS Printing.— 1987.— Vol. 2.— P. 19—32.
25. *Grossberg S.* Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated space-time patterns // *Journal of Mathematics and Mechanics*.— 1969.— No. 19.— P. 53—91.
26. *Матвійчук А. В., Кайданович Д. Б.* Оцінка ризику банкротства підприємств із застосуванням карт самоорганізації // *Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля*.— 2010.— № 8 (150).— С. 171—177.
27. *Шарапов О. Д., Кайданович Д. Б.* Оцінювання можливого банкрутства на основі індикаторів фінансового стану компаній з використанням нейронних мереж зустрічного розповсюдження // *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*.— 2012.— № 1.— С. 207—227.
28. *Дебок Г., Кохонен Т.* Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт.— М.: Издательский Дом «АЛЬПИНА», 2001.— 317 с.

Стаття надійшла до редакції 17.01.2013

МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВОГО СТАНУ СТРАХОВОЇ КОМПАНІЇ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ АПАРАТУ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

О. Л. Ольховська

Канд. екон. наук, старший викладач кафедри
інтелектуальних систем прийняття рішень
Донбаська державна машинобудівна академія
olkhovska.ol@gmail.com

Запропоновано систему показників діяльності страхових компаній, яка базується на принципах прозорості, повноти, доступності, наявності статистичної бази та дозволяє діагностувати страховиків, що працюють стабільно, і чий фінансовий стан наближується до критичного. Обґрунтовано необхідність подальшого удосконалення методологічних та інструментальних основ моделювання фінансового стану страхових компаній, що зводиться до розробки системи реагування, яка найбільшою мірою відповідає вимогам конкретної ситуації, чим і аргументований вибір інструментарію нечіткої логіки як математичного підґрунтя для побудови відповідних моделей. Побудовано економіко-математичну модель діагностування банкрутства, яка дає можливість класифікувати страхові компанії на стабільно функціонуючі та страховики-банкрути з урахуванням експертних знань у страховій справі, водночас володіючи здатністю до налаштування власних параметрів на реальних даних. Запропоновано алгоритм налаштування моделі на базі методу зворотного поширення помилки, адаптованого для моделей на нечіткій логіці. У результаті проведення настройки на існуючому статистичному матеріалі вдається оптимізувати параметри моделі, які дозволяють функціонально пов'язати вхідні змінні (показники діяльності страхової компанії) із значенням результуючої змінної (одним із класів: фінансово стабільних страховиків чи потенційних банкрутів).

Ключові слова. *Страхова компанія, фінансовий стан, моделювання, нечітка логіка, діагностика банкрутства, функція належності, фазифікація, нечітка база знань.*

Предложена система показателей деятельности страховых компаний, которая базируется на принципах прозрачности, полноты, доступности, наличия статистической базы, и позволяет диагностировать страховщиков, которые работают стабильно, и чье финансовое состояние приближается к критическому. Обоснована необходимость последующего совершенствования методологических и инструментальных основ моделирования финансового состояния страховых компаний, которое сводится к разработке

системы реагирования, которая в наибольшей степени отвечала бы требованиям конкретной ситуации, чем и аргументирован выбор инструментария нечеткой логики как математической основы для построения соответствующих моделей. Построено экономико-математическую модель диагностики банкротства, которая дает возможность классифицировать страховые компании на стабильно функционирующих и страховщиков-банкротов с учетом экспертных знаний по страховому делу, при этом обладая способностью к настройке собственных параметров на реальных данных. Предложен алгоритм настройки модели на базе метода обратного распространения ошибки, адаптированного для моделей на нечеткой логике. В результате проведения настройки на существующем статистическом материале удается оптимизировать параметры модели, которые позволяют функционально связать входные переменные (показатели деятельности страховой компании) со значением результирующей переменной (одним из классов: финансово стабильных страховщиков или потенциальных банкротов).

Ключевые слова. *Страховая компания, финансовое состояние, моделирование, нечеткая логика, диагностика банкротства, функция принадлежности, фаззификация, нечеткая база знаний.*

It's proposed in the article the system of indices of activity of insurance companies, which is based on the principles of transparency, comprehensiveness, accessibility, availability of statistical databases, and allows to diagnose insurers, which are stable, and whose financial condition is close to critical. It's grounded the necessity of further improvement of methodological and instrumental bases of modeling the financial condition of insurance companies, which consist in developing of response system that best meets the requirements of a particular situation. It is the reason of choice of fuzzy logic tools as mathematical basis for the construction of appropriate models. Built economic and mathematical model of bankruptcy diagnosis allows to classify the insurance companies into stable and potential bankrupts taking into account expert knowledge on insurance business, and provides the possibility to optimize their own parameters on real data. It's proposed the algorithm for tuning the models, based on error-back-propagation method adapted for fuzzy logic models. As a result of tuning on statistical data it's possible to optimize the parameters of the model, which allow functionally link the input variables (indicators of the insurance company) with the value of the result variable (the classes of financially stable insurers or potential bankrupts).

Keywords. *Insurance company, financial state, modeling, fuzzy logic, diagnosis of bankruptcy, membership function, fuzzification, fuzzy knowledge base.*

Постановка проблеми

Ведення страхової справи має свої характерні особливості, що знаходить відображення у специфічному механізмі формування, розподілу та перерозподілу фінансових ресурсів страховика. Діяльність страхових компаній завжди була і залишається ризиковою, тому особливої актуальності набувають дослідження у напрямку проведення комплексного фінансового аналізу та оцінювання фінансової надійності страховиків. Завчасне діагностування можливості банкрутства необхідне задля завчасного запобігання кризовим ситуаціям. Розпізнавання тенденції погіршення фінансового стану можливе за аналогією з іншими страховими компаніями.

Конструктивна роль таких досліджень полягає в їх спрямованості на розробку механізму ефективного управління страховими компаніями в умовах нестабільності та ризику, пошуку можливих шляхів досягнення динамічного стану забезпечення фінансової стійкості та виходу на траєкторію стабільного зростання. Це обґрунтовує актуальність розробки математичного інструментарію моделювання діяльності страхових компаній з метою управління їх фінансовою стійкістю та конкурентоспроможністю.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Методологічною основою дослідження є концепції, методи і моделі вітчизняних та зарубіжних економістів, страхових аналітиків, наукові статті, матеріали наукових семінарів і конференцій, пов'язані з проблемами аналізу фінансового стану та оцінювання ризику банкрутства компанії [1—11].

Однак проблема фінансового аналізу діяльності страхових компаній у сучасних умовах економічного розвитку України у вітчизняній економічній літературі наразі висвітлена недостатньо. Умови існування вітчизняного страхового бізнесу в посткризовому просторі висувають особливі вимоги до забезпечення фінансової стійкості і надійності страхових компаній. Тому пріоритетним стає не тільки облік грошових потоків компанії, але й комплексне дослідження її фінансово-економічного стану і фінансової стійкості, враховуючи експертні знання у цій предметній області. Аналіз діяльності страхової компанії вимагає розгляду широкого спектра кількісних і якісних факторів, що впливають на рівень її фінансового стану.

З огляду на зазначене, для здійснення обґрунтованого аналізу фінансової діяльності страховика у сучасних умовах доцільним є

застосування такого інструментарію економіко-математичного моделювання, що дозволить врахувати кількісні та якісні фактори, фахові знання у страховій справі, а також забезпечить можливість налаштування параметрів моделей на реальних даних. Таким вимогам задовольняє інструментарій нечіткої логіки (fuzzy logic), що є на сьогодні одним з найбільш перспективних напрямів наукових досліджень в області аналізу, прогнозування і моделювання економічних явищ і процесів.

Мета статті — розробка нечіткої моделі, яка на основі фінансових показників діяльності страхової компанії дозволить здійснити оцінку ризику банкрутства та розподілити страхові компанії за класами: потенційні банкрути та стабільно-функціонуючі.

Матеріали і результати досліджень. Пройдений українським і світовим страховим ринком кризовий період 2009 року поставив перед професійним співтовариством і державними органами, що регулюють страхову галузь, чималу кількість питань, серед яких одним з найбільш гострих постала проблема забезпечення фінансової стійкості і платоспроможності страховиків. Проведені дослідження основних аспектів фінансової діяльності страхової компанії показали, що головною умовою ефективного функціонування страхового ринку є надійність та ефективна діяльність його учасників, їх фінансова стійкість, яка в умовах жорстокої конкуренції є неодмінною умовою зміцнення довіри населення та суб'єктів господарювання до даного цивілізованого механізму відшкодування випадкового збитку. Так, оцінювання поточного та перспективного фінансового стану компанії, у тому числі ризик її неплатоспроможності або банкрутства, відбувається за умови накопичення, трансформації та використання інформації фінансового характеру. Відповідно, оцінювання ризику банкрутства страхової компанії повинно здійснюватись за рахунок ґрунтовного аналізу основних аспектів її фінансово-страхової діяльності, а саме: платоспроможності та ліквідності, фінансової стійкості, рентабельності (дохідності), страхової діяльності та ділової активності. Джерелом інформації про фінансовий стан страхової компанії є фінансова звітність, що надається в установленому порядку засновникам і контрольним органам.

З метою врахування специфіки діяльності українського страховика для здійснення змістовного аналізу його діяльності було використано апарат нечіткої логіки, що надає можливість буду-

вати моделі, які здатні працювати навіть без налаштування на реальних даних — лише базуючись на закладених в них наборах логічних правил та встановлених параметрах функцій належності. Ці моделі є відкритими і зрозумілими, оскільки представлені у виразах природної мови. Разом з тим, вони володіють всім набором переваг, властивих нейронним мережам, та на відміну від інших методів здатні поєднувати можливість налаштування своїх параметрів на реальних даних із урахуванням при проведенні аналізу як кількісних, так і якісних показників діяльності страхових компаній. А використання правил прийняття рішень в моделях на нечіткій логіці дає можливість враховувати при проведенні аналізу експертні знання у предметній області.

Процес нечіткого моделювання проводився за такою схемою:

- дослідження процесів фінансово-страхової діяльності українських страхових компаній;
- відбір вхідних факторів та побудова моделі на нечіткій логіці;
- налаштування параметрів нечіткої моделі;
- проведення модельних експериментів та уточнення параметрів моделі;
- формулювання висновків та рекомендацій.

Вся різноманітність стосунків, в які страхова компанія вступає з суб'єктами зовнішнього середовища, базується на фінансовій інформації про цю страхову компанію, що дозволяє оцінити можливість практичної реалізації своїх економічних інтересів у взаєминах з нею. Фінансова інформація є набором даних про стан: власного капіталу, зобов'язань і фінансових джерел компанії, рівня доходів та витрат (і пов'язаних з ними ризиків), обсягу і якості потоків грошових коштів.

На основі проведеного ґрунтовного аналізу наукових літературних джерел, нормативно-правової бази та виконаного дослідження статистичної інформації за реальними значеннями показників діяльності стабільно функціонуючих компаній та страховиків, що стали банкрутами через деякий час після оприлюднення аналізованої звітності, для моделювання фінансового стану страхових компаній сформовано таку множину пояснюючих змінних [12—14]:

- показник дебіторської заборгованості (x_1);
- показник ліквідності активів (x_2);

— показник доходності інвестицій (x_3);
 — показник фінансової автономії (x_4);
 — показник відношення чистих страхових резервів до капіталу (x_5).

Кількісні значення вхідних змінних x_i , $i = \overline{1, 5}$, переводяться у значення лінгвістичних змінних (використовуються три якісні терми: H — низький рівень показника x_i , C — середній рівень показника x_i , B — високий рівень показника x_i) за допомогою функцій належності (процес фаззифікації — введення нечіткості).

Метою етапу фаззифікації є встановлення відповідності між конкретним значенням окремої вхідної змінної системи нечіткого висловлювання і значенням її функції належності до кожної нечіткої множини, що описується відповідним лінгвістичним термом. Отже, на цьому етапі для всіх вхідних змінних визначаються конкретні значення функцій належності по кожному з лінгвістичних термів, які використовуються в правилах бази знань системи нечіткого виводу.

Для оцінювання значень вихідної лінгвістичної змінної Z використовуються терми: $ПБ$ — потенційний банкрут та C — стабільний стан, для яких будуються власні функції належності.

Для опису всіх лінгвістичних термів як вхідних, так і результуючої змінних використовуються квазідзвоноподібні функції належності, аналітичний вигляд яких задається співвідношенням:

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

де $\mu^T(y)$ — належність змінної y (в моделі це або вхідна змінна x_i , $i = \overline{1, 5}$, або результуюча змінна Z) до відповідного їй лінгвістичного терму T ;

T — лінгвістичний терм із множини $\{H, C, B\}$ можливих термів вхідних змінних x_i , $i = \overline{1, 5}$, та з множини $\{ПБ, C\}$ для результуючої змінної Z ;

c_T — коефіцієнт концентрації-розтягування квазідзвоноподібної функції належності;

b_T — координата максимуму функції належності ($\mu(b_T) = 1$).

Графічне представлення функцій належності нечітких термів всіх вхідних змінних $x_i, i = 1,5$, відображено на рис. 1—5.

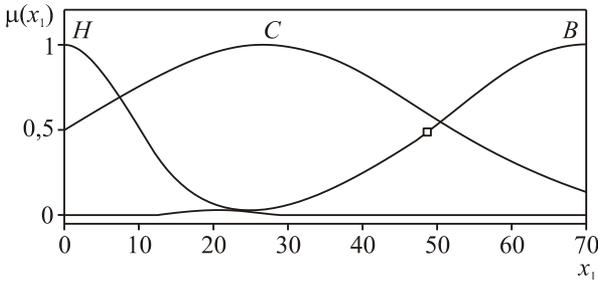


Рис. 1. Квазідзвоноподібні функції належності нечіткої змінної x_1

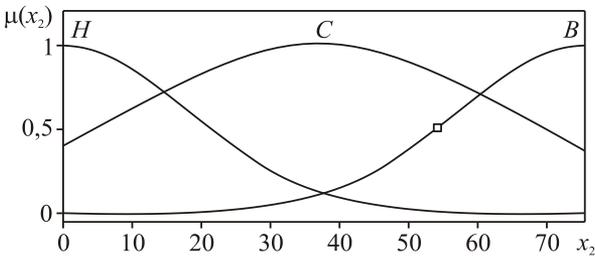


Рис. 2. Квазідзвоноподібні функції належності нечіткої змінної x_2

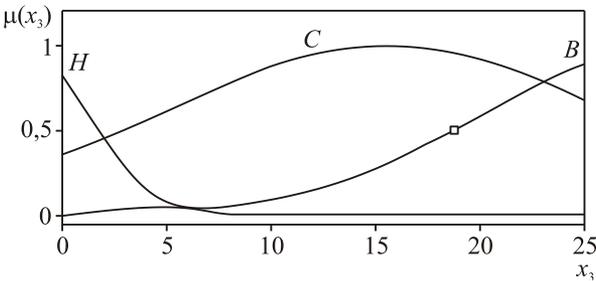


Рис. 3. Квазідзвоноподібні функції належності нечіткої змінної x_3

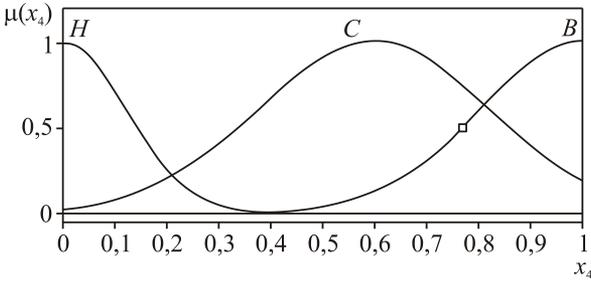


Рис. 4. Квазідзвоноподібні функції належності нечіткої змінної x_4

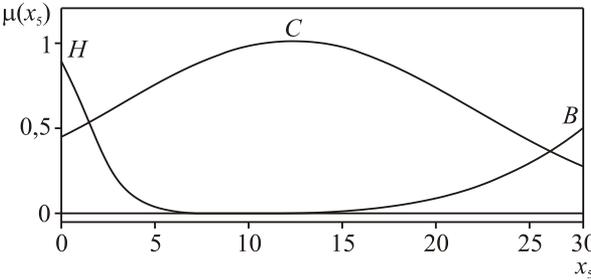


Рис. 5. Квазідзвоноподібні функції належності нечіткої змінної x_5

Квазідзвоноподібні функції належності для нечітких термів $\{ПБ, С\}$ вихідної змінної Z представлені у графічному вигляді на рис. 6.

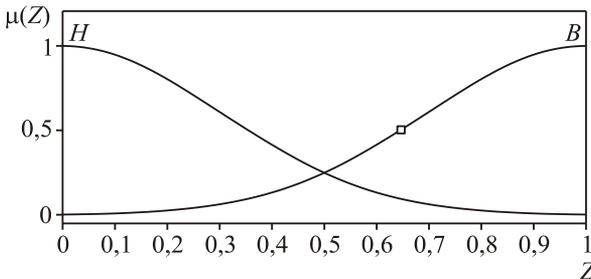


Рис. 6. Квазідзвоноподібні функції належності вихідної змінної Z

Наступним кроком побудови економіко-математичної моделі є формування нечіткої бази знань, яка є сукупністю експертно-

лінгвістичних правил. Ґрунтуючись на цій базі знань модель дозволяє отримати нечіткий логічний висновок стосовно рівня фінансового стану страхової компанії на основі відповідної вхідної інформації. Саме нечіткий логічний висновок займає центральне місце в нечіткій логіці та системах нечіткого управління. Процес нечіткого виводу є деякою процедурою або алгоритмом отримання логічних зв'язків на основі нечітких умов. Цей процес поєднує в собі усі основні концептуальні аспекти теорії нечіткої логіки: функції належності, лінгвістичні змінні, нечіткі логічні операції, методи нечіткої імплікації та нечіткої композиції. Системи нечіткого висновку призначені для реалізації процесу обробки інформації і слугують концептуальним базисом усієї сучасної нечіткої логіки. Механізм або алгоритм висновку є важливою частиною базової архітектури систем нечіткого логічного висновку.

Прийняття рішення щодо визначення рівня фінансового стану страхової компанії на основі значень вхідних змінних здійснюється у відповідності до алгоритму Мамдані [15]:

1. Визначається можливий діапазон змінюваних вхідних параметрів x_i^* , $i = \overline{1, n}$ ($n = 5$), у відповідності до їх нормативних значень та шляхом порівняння цих показників з даними збанкрутілих та стабільних страхових компаній. Складається нечітка база знань із застосуванням експертних даних у вигляді сукупності нечітких правил типу «ЯКЩО — ТОДІ», що визначають взаємозв'язок між входами x_i^* , $i = \overline{1, n}$ ($n = 5$), та виходом Z моделі та виводиться система нечітких логічних рівнянь типу Мамдані для всіх варіантів вихідної змінної $\{PB, C\}$.

2. Задається вигляд функцій належності нечітких термів для всіх контрольованих параметрів x_i^* , $i = \overline{1, n}$ ($n = 5$) та результуючої змінної Z .

3. Використовуючи логічні рівняння обчислюються значення функцій належності $\mu^{d_j}(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ вектора X^* для всіх значень d_j , $j = \overline{1, m}$, вихідної змінної Z . При цьому логічні операції \vee (АБО) й \wedge (ТА) над функціями належності обчислюються шляхом реалізації операцій максимізації та добутку:

$$\mu(a) \vee \mu(b) = \max[\mu(a), \mu(b)], \quad (2)$$

$$\mu(a) \wedge \mu(b) = \mu(a) \times \mu(b). \quad (3)$$

Спочатку знаходяться добутки функцій належності в кожному правилі, а потім поміж них обирається найбільше серед усіх правил для кожного значення $d_j, j = \overline{1, m}$, яке і ставиться у відповідність вихідній змінній Z .

4. Вихідна змінна Z приймає значення того терму d_j^* , функція належності якого максимальна:

$$Z = \arg \max_{\{d_1, \dots, d_m\}} \left[\mu^{d_j} (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) \right], \tag{4}$$

де $d_j = \{ПБ, С\}$.

Даний алгоритм використовує ідею ідентифікації лінгвістичного терму за максимумом функції належності та узагальнює цей підхід на всю матрицю знань. Обчислювальна частина даного алгоритму легко реалізується шляхом простого застосування операцій максимізації та множення, здійснює визначення дискретного значення $d_j, j = \overline{1, m}$, вихідної змінної Z по заданому вектору фіксованих значень вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^* \rangle$ і матриці знань, та дозволяє апроксимувати об'єкт $Z = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ із дискретним виходом.

Набір вирішальних правил для оцінки фінансового стану страхової компанії представлено в табл. 1.

Таблиця 1

БАЗА ПРАВИЛ ДЛЯ ОЦІНКИ ФІНАНСОВОГО СТАНУ СТРАХОВОЇ КОМПАНІЇ

Вхідні змінні				Вага		Результуюча змінна
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	ω	Z
Н	Н	Н	Н	Н	$\omega_1^{ПБ}$	ПБ
–В	С	Н	С	Н	$\omega_2^{ПБ}$	
В	В	В	В	–Н	$\omega_1^С$	С
–Н	–Н	С	С	С	$\omega_2^С$	

Примітки: «-» - операція заперечення (у нашому випадку терм «–В» - не високий рівень показника, терм «–Н» - не низький рівень показника).

Правила прийняття рішень для визначення фінансового стану страхової компанії «потенційний банкрут» в аналітичній формі набувають вигляд:

$$\mu^{PB}(x_1, \dots, x_5) = \omega_1^{PB} \left[\mu^H(x_1) \cdot \mu^H(x_2) \cdot \mu^H(x_3) \cdot \mu^H(x_4) \cdot \mu^H(x_5) \right] \vee \omega_2^{PB} \left[\mu^{-B}(x_1) \cdot \mu^C(x_2) \cdot \mu^H(x_3) \cdot \mu^C(x_4) \cdot \mu^H(x_5) \right] \quad (5)$$

де $\mu^{d_j}(x_1, \dots, x_5)$ — функція належності вектора вхідних змінних x_1, \dots, x_5 лінгвістичному терму $d_j, j = \overline{1, m}$, результуючої змінної;

$$\mu^{-a}(x_i) = 1 - \mu^a(x_i);$$

d_j — значення вихідної змінної Z з терм-множини $\{PB, C\}$;

$\omega_p^{d_j}$ — ваги правил (числа з інтервалу $[0, 1]$, що характеризують ступінь упевненості експерта в істинності конкретного правила), $j = \overline{1, m}, p = \overline{1, k_j}$;

m — кількість лінгвістичних значень результуючої змінної Z ;

k_j — кількість правил у базі знань, що відповідають однаково-му лінгвістичному значенню $d_j, j = \overline{1, m}$, результуючої змінної Z .

Аналітична форма запису вирішального правила для визначення стабільного фінансового стану страхової компанії C має вигляд:

$$\mu^C(x_1, \dots, x_5) = \omega_1^C \left[\mu^B(x_1) \cdot \mu^B(x_2) \cdot \mu^B(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^{-H}(x_5) \right] \vee \omega_2^C \left[\mu^{-H}(x_1) \cdot \mu^{-H}(x_2) \cdot \mu^C(x_3) \cdot \mu^C(x_4) \cdot \mu^C(x_5) \right] \quad (6)$$

Система логічних висловлювань нечіткої бази знань щодо визначення рівня фінансового стану страхової компанії лінгвістично набуває вигляд:

ЯКЩО дебіторська заборгованість низька ТА ліквідність активів низька ТА доходність інвестицій низька ТА фінансова автономія низька ТА відношення чистих страхових резервів до капіталу низьке

АБО дебіторська заборгованість не висока ТА ліквідність активів середня ТА доходність інвестицій низька ТА фінансова автономія середня ТА відношення чистих страхових резервів до капіталу низьке,

ТОДІ фінансовий стан страхової компанії — потенційний банкрут, ІНАКШЕ

ЯКЩО дебіторська заборгованість висока ТА ліквідність активів висока ТА доходність інвестицій висока ТА фінансова автономія висока ТА відношення чистих страхових резервів до капіталу не низьке

АБО дебіторська заборгованість не низька ТА ліквідність активів не низька ТА доходність інвестицій середня ТА фінансова автономія середня ТА відношення чистих страхових резервів до капіталу середнє,

ТОДІ фінансовий стан страхової компанії стабільний.

Для підвищення точності класифікації перед визначенням рівня фінансового стану страховика варто провести налаштування моделі на реальних показниках діяльності страховиків-банкрутів та нормально функціонуючих страхових компаній. Налаштування математичної моделі ідентифікації об'єкта дослідження полягає в підборі таких параметрів функцій належності всіх термів для кожної змінної, що мінімізують відмінність між модельною та реальною поведінкою об'єкту.

Для настройки нечіткої моделі оцінки фінансового стану страхової компанії використовується критерій оптимальності (7):

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2}(\hat{Z}_t - Z_t)^2, \quad (7)$$

де \hat{Z}_t та Z_t — розраховане моделлю та реальне значення вихідної змінної на t -му кроці навчання.

Оптимізація нечіткої моделі оцінки фінансового стану страхової компанії відбувається із застосуванням градієнтного підходу. Знаходження оптимуму моделі здійснюється за методом пошуку максимального зменшення похибки (7) за всіма параметрами даної моделі. Сутність навчання полягає в підборі таких ваг правил ω та параметрів b і c функцій належності кожного терму всіх вхідних змінних та вихідної змінної, які мінімізують розходження між результатами нечіткої апроксимації та реальним поведінням об'єкту дослідження — страхової компанії. Для навчання моделі використовується система співвідношень [16], що мінімізують критерій (7):

$$\omega_{jp}(t+1) = \omega_{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \omega_{jp}(t)}, \quad j = \overline{1, m}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad (8)$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial c_i^{jp}(t)}, \quad j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad (9)$$

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial b_i^{jp}(t)}, \quad j = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}, p = \overline{1, k_j}, \quad (10)$$

де $\omega_{jp}(t), c_i^{jp}(t), b_i^{jp}(t)$ — ваги правил та параметри всіх функцій належності кожної змінної на t -му кроці навчання;

η — параметр навчання.

Для автоматизованої настройки нечіткої моделі оцінки фінансового стану страхової компанії використовуються наступні співвідношення, що мінімізують критерій оптимальності [16—18]:

$$\omega_{jp}(t+1) = \omega_{jp}(t) - \eta v_{jp}, \quad j = \overline{1, m}, p = \overline{1, k_j}, \quad (11)$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta \frac{2v_{jp} c_i^{jp}(x_i - b_i^{jp})^2}{\mu^{jp}(x_i) \left[(c_i^{jp})^2 + (x_i - b_i^{jp})^2 \right]^2}, \quad j = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}, p = \overline{1, k_j}, \quad (12)$$

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{2v_{jp} (c_i^{jp})^2 (x_i - b_i^{jp})^2}{\mu^{jp}(x_i) \left[(c_i^{jp})^2 + (x_i - b_i^{jp})^2 \right]^2}, \quad j = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}, p = \overline{1, k_j}, \quad (13)$$

де

$$v_{jp} = \omega_{jp} \frac{\overline{d_j} \sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(Z) - \sum_{l=1}^m d_l \mu^{d_l}(Z)}{\left(\sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(Z) \right)^2} \sum_{l=1}^m \left[\mu^{d_l}(Z_t) - \mu^{d_l}(\hat{Z}_t) \right] \prod_{l=1}^n \mu^{jp}(x_l). \quad (14)$$

Після оптимізації параметрів моделі вдається суттєво підвищити якість логічного висновку.

Побудовану економіко-математичну модель, сформовану базу нечітких логічних знань, механізм нечіткого логічного висновку та алгоритм оптимізації параметрів моделі було доведено до програмної реалізації та проведено перевірку адекватності моделі на реальних даних страховиків-потенційних банкрутів та фінансово стабільних страхових компаній. Для аналізу збанкрутілих страхових компаній використовується статистичний матеріал потенційних страховиків-банкрутів за 1,5—2 роки до банкрутства, так як ознаки можливої фінансової неспроможності проявляються задовго до реальних фінансових проблем.

Таким чином, після формування бази знань та налаштування моделі на статистичних даних фінансово стабільних страхових

компаній та страховиків-банкрутів, вдалося оптимізувати її параметри, які дозволяють функціонально пов'язати вхідні змінні (значення факторів впливу) із значенням результуючої змінної (класом фінансової стійкості, до якого відноситься страховик).

На рис. 7 наведено результат процесу моделювання фінансового стану страховика із застосуванням побудованої моделі на нечіткій логіці. Лінією 1 на рисунку показано реальний стан страховика, лінією 2 — результат моделювання до налаштування моделі, лінією 3 — результат моделювання після налаштування моделі. Нульовий рівень інтегрованого показника фінансового стану на рис. 7 відповідає класу страховиків-банкрутів. Значення цього показника на рівні «1» відповідає стабільним страховим компаніям. Лінія розподілу між цими класами проходить на рівні 0,5. Страхові компанії, результат дефазифікації вихідної змінної яких перевищує 0,5, інтерпретується як стабільні. Якщо нижче 0,5 — відносяться до класу потенційних банкрутів.

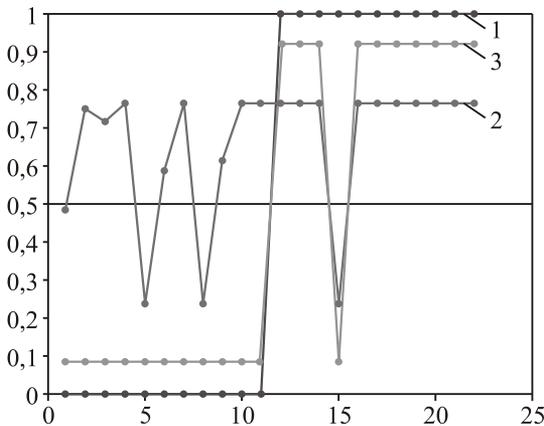


Рис. 7. Результат процесу моделювання фінансового стану страхової компанії

Як видно з рис. 7, модель точно відтворює всі тенденції, що свідчить про вдалий підхід до побудови її структури та формування набору правил. Так, із 22 аналізованих страхових компаній після налаштування моделі неправильно було класифіковано тільки одного страховика. Ідентифікація стабільно-функціонуючих склала 90,9 %, страховиків-банкрутів — 100 %.

Загальний результат класифікації склав 95,5 %, що свідчить про високу адекватність розробленої у роботі моделі, в основу

якої закладено інструментарій нечіткої логіки. Крім того, з рис. 7 видно, що оптимізація параметрів моделі на реальних даних суттєво підвищила точність відтворення вихідного показника та, відповідно, ефективність класифікації. Хоча варто зауважити, що і до налаштування модель на нечіткій логіці демонструвала досить високу точність класифікації страхових компаній — 63,6 % (що зумовлено фактом врахування експертних знань у даній предметній області та інформативністю відібраних показників для оцінювання фінансового стану страховика).

Висновки

Побудовано економіко-математичну модель діагностування банкрутства, яка дає можливість класифікувати страхові компанії на стабільно функціонуючі та страховики-банкрути з урахуванням експертних знань у страховій справі, водночас забезпечивши можливість налаштування власних параметрів на реальних даних відповідно до змінних умов функціонування ринку. Розроблена нечітка модель оцінювання фінансового стану страхової компанії характеризується властивостями гнучкості, надійності, доступності сприйняття, логічності, універсальності щодо розширення; втілює в собі базу знань про об'єкт ідентифікації, побудовану експертним шляхом, і механізм нечіткого логічного висновку.

Література

1. *Матвійчук А. В.* Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки: Монографія / *А. В. Матвійчук*. — К.: КНЕУ, 2007. — 264 с.
2. *Терещенко О. О.* Дискримінантна модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства / *О. О. Терещенко* // Економіка України. — 2003. — № 8. — С. 38—45.
3. Виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та можливого його банкрутства / *О. І. Черняк, О. В. Крехівський, В. О. Монаков, Д. В. Яцук* // Статистика України. — 2003. — № 4. — С. 87—94.
4. *Недосекин А. О.* Методологические основы моделирования финансовой деятельности с использованием нечетко-множественных описаний : дис... д-ра экон. наук : 08.00.13 / *А. О. Недосекин*; СПбГУЭФ. — СПб., 2003. — 280 с.
5. *Taffler R.* Going, going, gone — four factors which predict / *R. Taffler, H. Tishaw* // Accountancy. — 1977. — March. — P. 50—54.
6. *Altman E. I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy / *E. I. Altman* // The Journal of Finance. — 1968. — № 4. — P. 589—609.

7. Страхування: підручник / за ред. *В. Д. Базилевича*. — К.: Знання, 2008. — 1019 с.
8. *Шірінян Л.* Рейтингова система і рейтинг-оцінка фінансової стійкості страхових компаній України / *Лада Шірінян* // Світ фінансів: науковий журнал. — 2007. — Вип. 2 (11). — С. 152—163.
9. Про затвердження Рекомендацій щодо аналізу діяльності страховиків: Розпорядження Державної комісії з регулювання ринків фінансових послуг України від 17.03.05 № 3755 [Електронний ресурс]. — Режим доступу: [http://www.dfp.gov.ua/217.html?&tx_ttnews\[backPid\]=63&tx_ttnews\[pointer\]=152&tx_ttnews\[tt_news\]=2712&cHash=f5e883b5dc](http://www.dfp.gov.ua/217.html?&tx_ttnews[backPid]=63&tx_ttnews[pointer]=152&tx_ttnews[tt_news]=2712&cHash=f5e883b5dc).
10. *Білошицький О. В.* Аналіз фінансової стабільності страхової компанії в умовах інформаційної невизначеності / *О. В. Білошицький* // Моделювання та інформаційні системи в економіці. — К.: КНЕУ, 2009. — Вип. 79. — С. 140—160.
11. *Тронин Ю. Н.* Основы страхового бизнеса / *Ю. Н. Тронин*. — М.: Альфа-Пресс, 2006. — 472 с.
12. *Ольховська О. Л.* Економіко-математична модель діагностики банкрутства страхової компанії на основі нечіткої логіки / *О. Л. Ольховська* // Моделювання та інформаційні системи в економіці. — К.: КНЕУ, 2010. — Вип. 81. — С. 59—74.
13. *Матвійчук А. В.* Побудова моделі діагностики банкрутства страхової компанії / *А. В. Матвійчук, О. Л. Ольховська*. — Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. — 2010. — № 8 (150). — С. 165-171.
14. *Ольховська О. Л.* Моделювання фінансового стану страхової компанії : дис.. канд. екон. наук : 08.00.11 / *О. Л. Ольховська* ; КНЕУ ім. Вадима Гетьмана. — К., 2011. — 198 с.
15. *Mamdani E. H.* Advances in the Linguistic Synthesis of Fuzzy Controller / *E. H. Mamdani* // International Journal Man-Machine Studies. — 1976. — Vol. 8. — P. 669—678.
16. *Ротштейн А. П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / *А. П. Ротштейн*. — Винница: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. — 320 с.
17. *Ольховська О. Л.* Налаштування нечіткої моделі оцінки фінансового стану страхової компанії [Електронний ресурс] / *О. Л. Ольховська* // Науковий вісник ДДМА. — 2012. — № 2 (10Е). — С. 266—271.
18. *Ольховська О. Л.* Алгоритм налаштування нечіткої моделі оцінки фінансового стану страхової компанії / *О. Л. Ольховська* // Сучасні проблеми моделювання соціально-економічних систем: Тези доповідей. — Харків: ХНЕУ. — 2013. — С. 271—273.

Стаття надійшла до редакції 20.06.2012

НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ОЦІНКИ СТУПЕНЯ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

О. М. Притоманова

Канд. екон. наук, доцент, доцент кафедри обчислювальної математики
та математичної кібернетики

Дніпропетровський національний університет імені Олеся Гончара
olgmp@ua.fm

О. С. Білай

Здобувач кафедри міжнародної економіки і світових фінансів
Дніпропетровський національний університет імені Олеся Гончара
olga.bilay@gmail.com

У статті обґрунтовано методологічний підхід і побудовано математичну модель оцінки ступеня проблемності кредиту на основі нейро-нечітких технологій. Розроблена нейро-нечітка модель забезпечує високу адекватність на відносно малих вибірках, які базуються на експертних лінгвістичних висловлюваннях або в яких вхідні дані є неточними, неповними або невизначеними. Модель дозволяє на основі нейро-нечіткого підходу створювати підсистеми підтримки прийняття рішень щодо управління проблемним кредитом з метою зниження обсягів проблемної заборгованості у кредитному портфелі банку.

Ключові слова. *Банк, кредитний ризик, проблемний кредит, нейро-нечітка модель.*

В статье обоснован методологический подход и построена математическая модель оценки степени проблемности кредита на основе нейро-нечетких технологий. Разработанная нейро-нечеткая модель обеспечивает высокую адекватность на относительно малых выборках, которые базируются на экспертных лингвистических высказываниях или в которых входные данные являются неточными, неполными или неопределенными. Модель позволяет на основе нейро-нечеткого подхода создавать подсистемы поддержки принятия решений по управлению проблемным кредитом с целью снижения объемов проблемной задолженности в кредитном портфеле банка.

Ключевые слова. *Банк, кредитный риск, проблемный кредит, нейро-нечеткая модель.*

The authors have substantiated the methodological approach and have built a mathematical model based on neuro-fuzzy technology for eval-

uation of problem loan. The proposed neuro-fuzzy model provides high adequacy for the relatively small sampling based on expert linguistic assessments or which have inaccurate, incomplete or uncertain input data. The model based on neuro-fuzzy approach allows to create a decision support subsystem for managing problem credits to reduce the volume of bad debts in the loan portfolio.

Keywords. *Bank, credit risk, problem loan, neuro-fuzzy model.*

Банківський бізнес характеризується вищою ризикованістю порівняно з іншими видами підприємництва, що зумовлено специфікою виконуваних банками функцій, серед яких основною традиційно є кредитування. Як відзначає П. Роуз, деякі кредити неминуче переходять в розряд проблемних [1]. Дж. Синки також констатує, що «вмираючі» і «мертві» кредити («розлите молоко») приносять немало клопоту як позичальникам, так і кредиторам [2]. Саме проблемна заборгованість клієнтів створює перешкоди на шляху розвитку подальшого кредитування, спричиняє значні операційні витрати з утримання непрацюючих активів та формування резервів під кредитні ризики.

За методикою Базельського комітету з банківського нагляду ризик проблемних кредитів може досягати 350% від суми кредиту, зважаючи на втрати щодо стягнення цієї заборгованості [3]. Для України проблема управління простроченими і непрацюючими активами є особливо актуальною, зважаючи на практичну відсутність ринкових інструментів перерозподілу ризиків. Протягом 2011 року вітчизняна банківська система працювала із від'ємним фінансовим результатом саме через витрати на обслуговування проблемних кредитів. Навіть і тоді, коли у 2012 році загальний фінансовий результат банків стабілізувався, окремі, у тому числі й системні банки, не в змозі подолати накопичених проблем, пов'язаних із неякісними кредитами.

Таким чином, вивчення даного питання та розробка методичних підходів щодо вдосконалення управління проблемними кредитами є важливою науковою і практичною проблемою.

Сучасний підхід до фінансового менеджменту визначає банківську справу як вимірювання ризику, управління ризиком та прийняття ризику, тому банк повинен постійно вимірювати, відслідковувати та правильно використовувати кредитний ризик [2]. Більшість фахівців з банківської справи вважають врахування ри-

зику однією з основ банківської справи, а появу проблеми з поверненням кредитів — реалізованими кредитними ризиками. Тому вважаємо, що дослідження методології проблемного кредиту повинно спиратися на визначення ризику та кредитного ризику як економічних категорій.

Структурний комплекс інструментарію сучасної теорії економічного ризику доцільно подати за такою послідовністю [4]:

- основні засади якісного аналізу ризику;
- кількісний аналіз ризику;
- система показників кількісної оцінки ступеня ризику;
- моделювання ризику;
- основні способи оптимізації управління ризиком та його

врахування.

Однією з основних складових ризикології є система кількісних показників ступеня економічного ризику. Кількісно оцінюють ступень ризику як у абсолютному, так і у відносному вираженні [5].

Кількісна оцінка кредитного ризику конкретного позичальника проводиться в процесі розгляду його кредитної заявки, у ході моніторингу позичальника, а також у процесі розгляду необхідності і можливості зміни умов кредитування. Зміст кількісної оцінки кредитного ризику індивідуального позичальника полягає у визначенні його кредитоспроможності. Процес визначення кредитоспроможності включає аналіз фінансової стійкості позичальника та оцінку можливості невиконання позичальником умов кредитної угоди, а також масштабу втрат банку у випадку реалізації ризику.

У роботі [6] приведена класифікація моделей оцінки кредитоспроможності позичальників. Подібну класифікацію приводять й інші автори [7, 8, 9]. Як правило, виділяються два класи моделей: класифікаційні і моделі комплексного аналізу.

Класифікаційні моделі дозволяють розбити позичальників на групи (класи) та є допоміжним інструментом при визначенні рівня кредитного ризику позичальника. Досить добре висвітлені в літературі два види таких моделей: бальної (рейтингової) оцінки та прогнозування банкрутств. Рейтингова оцінка підприємства-позичальника розраховується на основі отриманих значень фінансових коефіцієнтів та виражається в балах. Бали обчислюються шляхом множення значення будь-якого показника на його вагу

в інтегральному показнику (рейтингу). Модифікацією рейтингової оцінки є кредитний скоринг (credit scoring) — технічний прийом, запропонований американським економістом Д. Дюраном на початку 40-х років для добору позичальників при споживчому кредитуванні [1]. Перевагою рейтингових моделей є їх простота.

Прогнозні моделі використовуються для оцінки якості потенційних позичальників і базуються на статистичних методах, найбільш розповсюдженим з яких є множинний дискримінантний аналіз (МДА). Найбільш відомою моделлю МДА є модель Z-рахунку Альтмана [10]. Цей підхід був потім багаторазово використаний та удосконалений як самим Альтманом [11], так і його послідовниками у різних країнах. До найбільш відомих моделей МДА прогнозування ризику банкрутства відносяться моделі Лиса, Спрингейта, Чессера [2]. Названі моделі відрізняються вибором незалежних факторів, лінійна комбінація яких визначає показник Z. Вітчизняні дискримінантні моделі прогнозування банкрутств та їх аналіз представлені в роботах [5, 12, 13, 14] та ін.

Поряд із множинним дискримінантним та регресійним аналізом для прогнозування ймовірного банкрутства позичальника можуть використовуватися і спрощені моделі, засновані на системі визначених показників. Прикладом такого підходу є система показників Бівера [2]. Для класифікації кредитів використовують також модель CART (Classification and regression trees) - «класифікаційні і регресійні дерева». Це непараметрична модель, основними достоїнствами якої є можливість широкого застосування, доступність для розуміння та легкість обчислень, хоча при побудові таких моделей застосовуються складні статистичні методи [2].

Недоліками класифікаційних моделей, на нашу думку, насамперед є їх кількісна субрелевантність, тобто переоцінка ролі кількісних факторів, довільність вибору системи базових кількісних показників, висока чутливість до неточності та недостовірності вихідних даних (особливо, фінансової звітності, що характерно саме для українських підприємств-позичальників).

Моделі комплексного аналізу дозволяють агрегувати кількісні та якісні характеристики позичальника. Добре відомі такі моделі комплексного аналізу: правило «шести С», CAMPARI, PARTS, оцінна система аналізу [6]. Комплексні моделі оцінки кредитоспроможності позичальників застосовуються багатьма банками

як у російській [7, 8], так і в українській практиках банківської діяльності [12, 15]. До їх недоліків можна віднести їх емпіричний характер. Проблема, на наш погляд, полягає у тому, що задача комплексної оцінки кредитоспроможності відноситься до типу так званих слабоструктурованих проблем. Основними рисами слабоструктурованих проблем є об'єктивна наявність у їх складі як якісних, так і кількісних показників. Відомі приклади рішення таких задач шляхом трансформації якісних змінних до кількісних на основі методу аналізу ієрархій Сааті [16]. І протилежним шляхом — переходу від кількісних показників до якісних, у такий спосіб зведення задачі до неструктурованої та рішення її на основі методології вербального аналізу [17].

Останнім часом набув розвитку підхід, що дозволяє аналізувати якісні і кількісні фактори без їх перетворення — це підхід, пов'язаний із застосуванням теорії нечітких множин і нейронних мереж [18]. Сполучення цих двох технологій являє собою об'єднання здібностей до навчання нейронних мереж з наочністю і легким інтерпретуванням нечітких правил «ЯКЩО-ТО». Ці правила дозволяють легко формалізувати за допомогою нечіткої логіки експертну інформацію про закономірності, виявлені у відносно малих вибірках наявних експериментальних даних.

Ступінь проблемності кредиту — це комплексний показник, що характеризує як фінансовий стан позичальника, так і рівень його відповідальності з точки зору виконання взятих зобов'язань. В більшості випадків показники, що оцінюються при аналізі відповідальності позичальника, однозначно нормувати неможливо. Крім того, неявні сигнали неблагополуччя зазвичай присутні у фінансовій звітності позичальника задовго до порушення ним умов кредитного договору. В зв'язку з цим для успішного аналізу ступеня проблемності кредиту виникає необхідність в оцінюванні кредитоспроможності позичальника за деякий час до видачі кредиту, а також здійсненні моніторингу його діяльності протягом всього терміну дії кредитної угоди.

У статті пропонується підхід до побудови моделі оцінки ступеня проблемності кредиту із застосуванням нейронечітких технологій, який дозволяє враховувати невизначеності не лише статистичної, але й лінгвістичної природи. Нейронні мережі та нечітка логіка є універсальними апроксиматорами складних (нелінійних) функціональних залежностей в багатьох інтелектуаль-

них задачах: багатофакторному аналізу, розпізнаванні образів, діагностиці тощо.

В основі нейронечітких технологій лежить сполучення двох принципово різних математичних конструкцій: нейронних мереж і нечіткої логіки. Штучні нейронні мережі розглядаються як близькі людському мозку універсальні моделі, що здатні навчатися розпізнаванню невідомих закономірностей. Штучні нейронні мережі будуються за принципом організації та функціонування їх біологічних аналогів (мереж з нейронів головного мозку людини) [19]. В останні роки нейронні мережі ввійшли в практику скрізь, де потрібно вирішувати задачі ідентифікації, прогнозування, класифікації, керування.

На відміну від нейронних мереж, у яких по неструктурованим числовим даним здійснюється пошук рішення задачі шляхом навчання і тренування, нечіткі технології (fuzzy-системи) використовують експертну інформацію про закономірності, виявлені у наявних експериментальних даних, у вигляді природно-мовних правил «ЯКЩО-ТО» [20]. Ці правила, які формалізуються за допомогою нечіткої логіки, дозволяють будувати моделі ідентифікації та прогнозу при відносно малих (у порівнянні з нейронними мережами) вибірках експериментальних даних.

Сполучення двох описаних технологій являє собою об'єднання здібностей до навчання нейронних мереж з наочністю і зрозумілим інтерпретуванням нечітких правил «ЯКЩО-ТО».

Для побудови моделі оцінки ступеня проблемності кредиту пропонуємо застосувати метод лінгвістичної ідентифікації [21]. Задача ідентифікації (відновлення) складної нелінійної залежності розглядається як побудова моделі об'єкта за експертно-експериментальними даними про взаємозв'язки <входи> — <вихід> і вирішується, як правило, у два етапи:

1) структурна ідентифікація: формування нечіткої бази знань, що грубо відтворює залежність виходу (оцінки ступеня проблемності кредиту) від входів (факторів-ознак його проблемності) за допомогою лінгвістичних правил «ЯКЩО-ТО», які генеруються з експериментальних даних про завершені проблемні кредитні угоди;

2) параметрична ідентифікація: пошук таких параметрів нечіткої бази знань, які мінімізують відхилення модельних та експериментальних результатів.

Розглянемо функціональну залежність виходу y від входів x_1, x_2, \dots, x_n процесу у вигляді:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (1)$$

Змінні x_1, x_2, \dots, x_n можуть бути кількісними та якісними. Для побудови нечіткої моделі залежності (1) будемо розглядати її вхідні та вихідні змінні як лінгвістичні змінні. Для оцінки лінгвістичних змінних x_1, x_2, \dots, x_n та y скористаємося якісними термами з таких терм-множин:

$$T_i = \{t_i^1, t_i^2, \dots, t_i^{l_i}\} \text{ — терм-множина змінної } x_i, i = 1, 2, \dots, n,$$

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\} \text{ — терм-множина змінної } y,$$

де t_i^s — s -й лінгвістичний терм вхідної змінної x_i , $i = 1, \dots, n$, $s = 1, \dots, l_i$,

d_j — j -й лінгвістичний терм вихідної змінної y ,

m — кількість класів (різних рішень) вихідної змінної.

Кожний з нечітких термів $t_i^s \in T_i$ представляє відповідну нечітку підмножину на множині значень x_i . А кожному нечітку множині, в свою чергу, задамо її функцією належності $\mu^{t_i^s}(x_i)$, яку представимо у такому вигляді:

$$\mu^{t_i^s}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - b_{is}}{c_{is}}\right)^2}, \quad (2)$$

де $\mu^{t_i^s}(x_i)$ — число у діапазоні $[0, 1]$, яке характеризує суб'єктивну міру відповідності значення x_i нечіткому терму t_i^s ; b_{is} та c_{is} — параметри, які спочатку обираються експертом, а потім навчаються на експериментальних даних: b_{is} — координата максимуму функції $\mu^{t_i^s}(x_i)$, причому $\mu^{t_i^s}(b_{is}) = 1$, c_{is} — коефіцієнт концентрації-розтягнення функції $\mu^{t_i^s}(x_i)$.

Типова структура нечіткої моделі складається з таких основних блоків [21]:

- нечітка база знань, що містить інформацію про залежність $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ у вигляді лінгвістичних правил типу «ЯКЩО-ТО»;
- машина нечіткого логічного виведення, яка на основі правил бази знань визначає значення вихідної змінної у вигляді нечіткої множини, що відповідає нечітким значенням вхідних змінних.

Відомі нечіткі моделі типу Мамдані і типу Сугено. Ці моделі відрізняються форматом бази знань та процедурою ідентифікації. Крім того, після навчання модель типу Мамдані залишається прозорою, тобто її параметри — функції належності — легко інтерпретуються лінгвістичними термами, а для моделі типу Сугено типовим явищем є складність змістовної інтерпретації її параметрів. Але при великих обсягах вибірок експериментальних даних апроксимація за допомогою моделі типу Сугено забезпечує, як правило, більшу точність [22]. Тому для задач, де більш важливим є пояснення прийнятого рішення, перевагу мають нечіткі моделі типу Мамдані [23]. Відповідно до поставленої задачі у цьому дослідженні будемо використовувати нечітку модель типу Мамдані.

У моделі типу Мамдані взаємозв'язок між входами $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ і виходом y визначається нечіткою базою знань наступного формату:

$$\begin{aligned}
 &\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{j1}) \text{ І } (x_2 = a_2^{j1}) \text{ І } \dots \text{ І } (x_n = a_n^{j1}) \\
 &\text{АБО } (x_1 = a_1^{j2}) \text{ І } (x_2 = a_2^{j2}) \text{ І } \dots \text{ І } (x_n = a_n^{j2}) \\
 &\dots \\
 &\text{АБО } (x_1 = a_1^{jk_j}) \text{ І } (x_2 = a_2^{jk_j}) \text{ І } \dots \text{ І } (x_n = a_n^{jk_j}) \\
 &\text{ТО } y = d_j, \quad j = 1, \dots, m,
 \end{aligned} \tag{3}$$

де a_i^{jp} — лінгвістичний терм, яким оцінюється змінна x_i в рядку з номером jp ($p = 1, \dots, k_j$), k_j — кількість рядків-кон'юнкцій, у яких вихід y оцінюється лінгвістичним термом d_j .

За допомогою операцій \cap (І) та \cup (АБО) нечітку базу знань перепишемо в більш компактному виді:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^{jp}) \rightarrow y = d_j, \quad j = 1, \dots, m. \tag{4}$$

Усі лінгвістичні терми в базі знань (4) представляють нечіткі множини, що задані відповідними функціями належності.

Ступінь належності вхідного вектора $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ нечітким термам d_j з бази знань (4) визначається такими функціональними залежностями:

$$\mu^{d_j}(X^*) = \bigvee_{p=1, \dots, k_j} \bigwedge_{i=1, \dots, n} \left[\mu^{a_i^{jp}}(x_i^*) \right], \quad j=1, \dots, m, \quad (5)$$

де \bigvee (\bigwedge) - операція з s -норми (t -норми), тобто із множини реалізації логічних операцій АБО (І).

Для розрахунку функції належності залежної змінної y до терма-рішення d_j замінимо операцію нечіткого «І» (\bigwedge) добутком, а операцію нечіткого «АБО» (\bigvee) сумою з урізанням значення до одиниці, тобто

$$\begin{aligned} \mu^a(x) \bigwedge \mu^b(x) &= \mu^a(x) \cdot \mu^b(x), \\ \mu^a(x) \bigvee \mu^b(x) &= \min(1, \mu^a(x) + \mu^b(x)). \end{aligned} \quad (6)$$

Крім того, для досягнення більшої гнучкості моделі поставимо у відповідність кожному правилу нечіткої бази знань (4) число $w_{jp} \in [0,1]$, яке б означало ступінь достовірності jp -го правила. Тоді, враховуючи (6), вихід правила будемо обчислювати за формулою

$$g_{jp}(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_{jp} \prod_{i=1}^n \mu_i^{jp}(x_i), \quad (7)$$

а вихід класу правил за формулою:

$$\mu^{d_j}(y) = \begin{cases} \sum_{p=1}^{k_j} g_{jp}(x_1, x_2, \dots, x_n), & \text{якщо } \sum_{p=1}^{k_j} g_{jp}(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 1, \\ 1, & \text{інакше} \end{cases} \quad (8)$$

У якості рішення, що відповідає вектору фіксованих значень вхідних змінних $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ обирається d_j з найбільшим значенням функції належності. Таким чином, ми побудували нечітку модель залежності (1).

Опишемо етап параметричної ідентифікації. Співвідношення (7)—(8) визначають узагальнену модель (1), структура якої відповідає нечіткій базі знань (4). Запишемо цю модель у вигляді

$$y = F(X, B, C, W) \quad (9)$$

де X — вхідний вектор; $W = \{w_{jp}\}$ — набір вагових коефіцієнтів правил;

$B = \{b_{is}\}$, $C = \{c_{is}\}$ — набори параметрів настройки функцій належності (2), що входять до бази знань; F — оператор зв'язку вхід-вихід, який включає наведені перетворення.

Для знаходження вектору невідомих параметрів (B, C, W), що мінімізують розходження модельних (9) та наявних статистичних даних про вихід об'єкта, скористаємося методом, який є аналогом методу навчання нейронних мереж. Тоді задача навчання нейронечіткої моделі може бути сформульована наступним чином: необхідно знайти такий вектор (B, C, W), що забезпечує

$$\sqrt{\sum_{j=1}^m \sum_{p=1}^{k_j} (y_{jp} - F(X_{jp}, B, C, W))^2} \rightarrow \min_{B, C, W} \quad (10)$$

Для пошуку розв'язку задачі оптимізації (10) можна скористатися градієнтними методами. Але на заваді цьому може стати та обставина, що при заміні операції максимуму на додавання ми «обрізаємо» її для значень, більших за одиницю (6). Тому в цих точках функція є недиференційовною, що може викликати проблеми у збіжності для звичайних градієнтних методів. Тому для розв'язку задачі було використано r -алгоритм Н. З. Шора [24], який дозволяє знаходити локальний мінімум для недиференційовних функцій.

Вихід нечіткої моделі залежить від її структури, а саме бази знань і параметрів функцій належностей, реалізації логічних операцій. Знаходження структури і параметрів нечіткої моделі, що забезпечують мінімальне значення критерію (10) і є задачею ідентифікації.

Перейдемо до побудови математичної моделі оцінки ступеня проблемності банківського кредиту із застосуванням описаного нейро-нечіткого підходу (нейро-нечіткої моделі оцінки ступеня проблемності кредиту).

Грунтуючись на дослідженні чинників появи проблемної заборгованості та виявленні основних ознак проблемного кредиту, яке проведено авторами у роботі [25], основними факторами, що найбільше впливають на ступінь проблемності кредиту, обрано такі, які подано у табл. 1.

Таблиця 1

ФАКТОРИ, ЩО ВПЛИВАЮТЬ НА СТУПІНЬ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

Назва групи факторів	Назва фактору	Позначення
Зовнішні	інформаційний	x_1
	юридичний	x_2
	ринковий	x_3
Фінансові	кредитний (виконання договірних зобов'язань)	x_4
	застанва	x_5
	фінансовий стан	x_6
	валютний ризик	x_7
Організаційно-психологічні	ризик менеджменту/власників	x_8
	організаційний	x_9
	політичний вплив власників	x_{10}

Ці показники описані лінгвістично експертами-економістами, які займаються кредитуванням (див. табл. 2).

Таблиця 2

ЗМІСТ ТА ПОЗНАЧЕННЯ ФАКТОРІВ, ЩО ВПЛИВАЮТЬ НА СТУПІНЬ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x_1	інформаційний	<i>низький (Н)</i>	Наявність негативної інформації щодо позичальника у зовнішніх інформаційних джерелах не встановлено або вона поодинок
		<i>середній (С)</i>	Негативна інформація щодо позичальника із зовнішніх джерел протягом тривалого часу
		<i>високий (В)</i>	Інформація щодо початку процедури банкрутства/ліквідації позичальника/застановадвця

Продовження табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x2	юридичний	<i>низький (H)</i>	Відсутність судових позовів з боку кредиторів, наявність інших судових процесів, позовів, кримінальних справ у відношенні позичальника (посадових осіб позичальника)/поручителів та майнових поручителів, а також власників позичальника, які можуть негативно вплинути на виконання позичальником своїх зобов'язань за договором на проведення кредитної операції
		<i>середній (C)</i>	Ризикована юридична структура кредитної операції, визнання або ризик визнання недійсними договорів за кредитними операціями
		<i>високий (B)</i>	Ухвалення рішення щодо початку процедури банкрутства/ліквідації за рішенням власника*
x3	ринковий	<i>низький (H)</i>	Зростаючий, стабільний або недовготривалий негативний тренд на ринку діяльності позичальника
		<i>середній (C)</i>	Часті зміни постачальників/покупців, питома вага яких у загальному об'ємі поставок/продаж складає більше 25 %, за виключенням випадків коли такі зміни у структурі постачальників / покупців є звичайними для типу бізнес-діяльності позичальника. Галузева криза, регіональна криза, у тому числі зміни в законодавстві, які можуть негативно впливати на діяльність позичальника
		<i>високий (B)</i>	Суттєві зміни на ринку збуту продукції позичальника
x4	кредитний (виконання договірних зобов'язань)	<i>низький (H)</i>	Стабільне виконання або одноразове невиконання умов/зобов'язань за кредитним договором/застави з об'єктивних причин. Юридичне оформлення договорів та структури кредиту/забезпечення не ризиковане

Продовження табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x4	кредитний виконання (виконання договірних зобов'язань)	<i>середній (C)</i>	Систематичне невиконання позичальником/лімітною групою договірних умов/зобов'язань по оформленню забезпечення
		<i>високий (B)</i>	Наявність простроченої заборгованості по погашенню кредиту та/або нарахованим відсоткам та комісіям за договором на проведення кредитної операції з банком або іншими банками, строком 30 календарних днів та більше
x5	застава	<i>низький (H)</i>	Наявність поруки кінцевих власників бізнесу, ліквідної застави (депозит, ліквідна нерухомість або активи, що мають безпосереднє значення для бізнесу позичальника/власників), застави акцій/корпоративних прав позичальника
		<i>середній (C)</i>	Ринкова вартість застави впала в результаті змін на ринку на 30 % та більше, коефіцієнт забезпечення ліквідною заставою менше 1.0
		<i>високий (B)</i>	Відсутність ліквідної застави, навіть при наявності поруки власників. Відсутність поруки кінцевих власників бізнесу, коефіцієнт забезпечення ліквідною заставою менше 0.5. Погіршення стану заставного майна або його пошкодження (зникнення), при цьому, рівноцінна заміна заставного майна відсутня
x6	фінансовий стан	<i>низький (H)</i>	Стабільний фінансовий стан позичальника, щодо інвестиційних проєктів можливі труднощі з виконанням бізнес-плану (ТЕО), зміщення термінів виконання етапів інвестиційного проєкту, які можуть призвести до затримок у погашенні кредиту

Продовження табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x6	фінансовий стан	<i>середній (C)</i>	Затримка виплати заробітної плати 3 та більше місяців, погіршення показників обіговості оборотного капіталу (запасів та дебіторської заборгованості за товари/роботи/послуги більш ніж на 30 % відносно аналогічного періоду попереднього року), надання фінансової звітності з затримкою більше 2 місяців, негативні аудиторські висновки
		<i>високий (B)</i>	Суттєве погіршення фінансового стану позичальника, ненадання протягом 3х місяців або надання недостовірної фінансової звітності, невиконання ТЕО або плану інвестиційного проекту*
x7	валютний	<i>низький (H)</i>	Валюта кредитного портфелю позичальника відповідає валюті кредитування (менше 30% відсотків кредитного портфелю сформовано в іноземній валюті)
		<i>середній (C)</i>	30-60% кредитного портфелю позичальника сформовано в валюті надходження грошових коштів, девальвація валюти до 20 %
		<i>високий (B)</i>	Більше 60 % кредитного портфелю позичальника/групи сформовано в іноземній валюті, девальвація національної валюти на 20 % та більше
x8	ризик менеджменту/власників	<i>низький (H)</i>	Висока «плинність» керівного складу та ключових осіб позичальника, але при інших негативних факторах зберігається лояльність власників до банку та наміри щодо погашення кредиту
		<i>середній (C)</i>	Непередбачувані та/або часті зміни кінцевих власників
		<i>високий (B)</i>	Конфлікт власників. Небажання менеджменту/власників вести переговори з банком. Системна протидія юридичним діям банку

Закінчення табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x9	організаційні	<i>низький (Н)</i>	Структура бізнесу стабільна або зміни відбуваються відповідно до завчасної інформації кредитора, отриманої від позичальника
		<i>середній (С)</i>	Розпочався/триває процес злиття, поглинання та реорганізації бізнесу позичальника/групи, які можуть негативно вплинути на виконання позичальником своїх зобов'язань за договором на проведення кредитної операції. Непрозора організаційна структура групи, непрозорі фінансові потоки між підприємствами групи
		<i>високий (В)</i>	Переведення активів позичальника та/або інших підприємств лімітної групи та/або активів власників позичальника/лімітної групи на баланс третіх юридичних осіб або на користь фізичних осіб
x10	політичний вплив власників	<i>низький (Н)</i>	Власники групи позичальника не є членами партій, депутатами місцевих рад чи ВР, політичними діячами
		<i>середній (С)</i>	Власники групи позичальника є членами місцевих політичних структур або мають зв'язки/вплив на політичних гравців національного рівня
		<i>високий (В)</i>	Власники групи позичальника є членами ВР, державними службовцями або їх помічниками, політичні гравці національного рівня

* На практиці, процедура банкрутства є юридичною схемою захисту від вимог кредитора (мораторій), яка широко використовується для проведення переговорів з кредитором про сприятливіші умови реструктуризації боргу. Тому комбінація високого юридичного ризику та низького відносно власника (тобто, власник бізнесу веде переговори) може призвести до переходу у процедуру санації, а потім реструктуризацію та погашення боргу. Саме це підкреслює більш суттєву значимість якісних характеристик, ніж фінансових (кількісних) для оцінки ступеня проблемності кредиту.

В якості значень інтегральної оцінки ступеня проблемності кредиту (y) оберемо такі лінгвістичні значення:

— *низький* (H), якщо були виконані умови кредитного договору між позичальником і банком у повному обсязі,

— *середній* (C), якщо умови кредитного договору були виконані більш ніж на 50% від первинних умов;

— *високий* (B), якщо умови кредитного договору були виконані менш ніж на 50% від первинних умов;

— *дефолтний* ($Dф$), якщо умови кредитного договору виконані не були, тобто кредит був списаний.

Нейронечітку модель залежності ступеня проблемності кредиту від факторів-показників позичальника $x1, x2, \dots, x10$ представимо у наступному виді:

$$y = f(x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8, x9, x10). \quad (11)$$

Побудову моделі (11) у явному вигляді почнемо з формування нечіткої продукційної бази знань [26], яка є сукупністю нечітких експертно-лінгвістичних правил типу «ЯКЩО-ТО», що зв'язують між собою лінгвістичні оцінки входних змінних ($x1, x2, \dots, x10$) і вихідної змінної y .

Для збору фактичного матеріалу по описаному вище набору факторів було відібрано 21 кредитний договір. По кожному кредитному договору зафіксовані умови (дата видачі, планована і фактична дати погашення, обсяг позички, відсоток, тип забезпечення), характеристики господарської діяльності позичальника, параметри фактичного виконання договору (сплачені і списані відсотки і штрафи, максимальний і середній за період дії обсяг позички). Проведено аналіз обраних кредитних договорів за описаними вище факторами $x1-x10$ з табл. 1 та 2.

На основі проведеного аналізу правило прийняття рішення щодо ступеня проблемності кредиту за першим кредитним договором може бути представлено лінгвістичним висловлюванням типу: ЯКЩО $\langle x1 \text{ низький} \rangle$ І $\langle x2 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x3 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x4 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x5 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x6 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x7 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x8 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x9 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x10 \text{ середній} \rangle$ ТО $\langle \text{ступінь проблемності кредиту у високий} \rangle$. Це правило наведено у рядку КД1 в табл. 3. Подібним чином формується вся нечітка база знань.

Таблиця 3

ВХІДНІ ДАНІ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ СТУПЕНЯ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

№ кредитного договору (КД)	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	y
КД1	Н	С	В	В	В	В	С	С	С	С	В
КД2	Н	Н	С	Н	С	В	Н	С	Н	С	В
КД3	С	Н	В	В	В	В	С	С	Н	В	С
КД4	Н	Н	В	Н	С	В	В	Н	Н	В	В
КД5	С	В	Н	В	С	В	В	Н	С	С	В
КД6	Н	Н	В	Н	Н	В	Н	Н	Н	Н	Н
КД7	В	В	Н	В	В	С	Н	Н	Н	Н	Н
КД8	Н	Н	В	Н	В	В	В	Н	Н	Н	Н
КД9	Н	Н	Н	Н	В	В	Н	В	С	В	С
КД10	Н	Н	В	В	Н	В	В	В	В	С	Дф
КД11	Н	Н	В	Н	Н	В	В	Н	В	Н	Н
КД12	Н	Н	Н	Н	С	В	В	Н	Н	С	Н
КД13	Н	Н	Н	Н	С	С	В	Н	Н	Н	Н
КД14	Н	В	С	В	С	В	В	В	В	С	Дф
КД15	С	В	Н	В	В	В	В	С	Н	Н	Н
КД16	Н	Н	С	Н	В	С	В	Н	Н	Н	Н
КД17	Н	Н	В	Н	С	В	Н	Н	Н	С	Н
КД18	Н	Н	Н	В	С	В	В	В	В	Н	Дф
КД19	С	Н	Н	В	В	В	В	В	В	Н	С
КД20	Н	Н	В	В	С	В	В	Н	С	В	С
КД21	Н	Н	В	В	С	В	В	С	Н	В	С

Таким чином, для побудови моделі (5) сформовано нечітку базу знань як систему нечітких лінгвістичних висловлювань типу «ЯКЩО-ТО», які зв'язують лінгвістичні оцінки (*низький, середній, високий*) вхідних змінних з вихідною змінною *y*. Вихідна змінна, як було зазначено вище, приймає чотири значення. Класи та їх центри для вихідної змінної *y* наведено у табл. 4.

Таблиця 4

Клас	Значення	Центр класу	Значення центру
K_1	<i>H</i>	z_1	1
K_2	<i>C</i>	z_2	2
K_3	<i>B</i>	z_3	3
K_4	<i>Дф</i>	z_4	4

Представимо в табл. 5 базу знань з табл. 3 у вигляді, більш зручному для конструювання економіко-математичних моделей.

Таблиця 5

КОМПАКТНИЙ ВИГЛЯД БАЗИ ЗНАТЬ

<i>j</i>	<i>p</i>	<i>x1</i>	<i>x2</i>	<i>x3</i>	<i>x4</i>	<i>x5</i>	<i>x6</i>	<i>x7</i>	<i>x8</i>	<i>x9</i>	<i>x10</i>
1	1	Н	Н	В	Н	Н	В	Н	Н	Н	Н
	2	В	В	Н	В	В	С	Н	Н	Н	Н
	3	Н	Н	В	Н	В	В	В	Н	Н	Н
	4	Н	Н	В	Н	Н	В	В	Н	В	Н
	5	Н	Н	Н	Н	С	В	В	Н	Н	С
	6	Н	Н	Н	Н	С	С	В	Н	Н	Н
	7	С	В	Н	В	В	В	В	С	Н	Н
	8	Н	Н	С	Н	В	С	В	Н	Н	Н
	9	Н	Н	В	Н	С	В	Н	Н	Н	С
2	1	С	Н	В	В	В	В	С	С	Н	В
	2	Н	Н	Н	Н	В	В	Н	В	С	В
	3	С	Н	Н	В	В	В	В	В	В	Н
	4	Н	Н	В	В	С	В	В	Н	С	В
	5	Н	Н	В	В	С	В	В	С	Н	В
3	1	Н	С	В	В	В	В	С	С	С	С
	2	Н	Н	С	Н	С	В	Н	С	Н	С
	3	Н	Н	В	Н	С	В	В	Н	Н	В
	4	С	В	Н	В	С	В	В	Н	С	С
4	1	Н	Н	В	В	Н	В	В	В	В	С
	2	Н	В	С	В	С	В	В	В	В	С
	3	Н	Н	Н	В	С	В	В	В	В	Н

Функції $\mu^{d_j}(y)$, $j = 1, \dots, 4$, залежать від функцій належності факторів-показників діяльності позичальника, вид яких визначається згорткою за функціями (6) на основі побудованої бази знань (табл. 5). Для прикладу наведемо розрахунок функції належності вихідної змінної у для класу K_4 від функцій належності вхідних факторів, а саме:

$$\mu^{d_4}(y) = \min \left\{ \begin{array}{l} 1, \\ w_{41} \cdot \mu^H(x_1) \cdot \mu^H(x_2) \cdot \mu^B(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^H(x_5) \cdot \\ \cdot \mu^B(x_6) \cdot \mu^B(x_7) \cdot \mu^B(x_8) \cdot \mu^B(x_9) \cdot \mu^C(x_{10}) + \\ + w_{42} \cdot \mu^H(x_1) \cdot \mu^B(x_2) \cdot \mu^C(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^C(x_5) \cdot \\ \cdot \mu^B(x_6) \cdot \mu^B(x_7) \cdot \mu^B(x_8) \cdot \mu^B(x_9) \cdot \mu^C(x_{10}) + \\ + w_{43} \cdot \mu^H(x_1) \cdot \mu^H(x_2) \cdot \mu^H(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^C(x_5) \cdot \\ \cdot \mu^B(x_6) \cdot \mu^B(x_7) \cdot \mu^B(x_8) \cdot \mu^B(x_9) \cdot \mu^H(x_{10}), \end{array} \right. \quad (12)$$

де w_{jp} — вага jp -го правила — число в діапазоні $[0,1]$, яке характеризує суб'єктивну міру впевненості експерта відносно висловлювання з номером jp , $j = 1, \dots, 4$, $p = 1, \dots, k_j$, (для $j = 4$, $k_j = 3$) з бази знань.

Подібно до (12) здійснюється розрахунок функцій належності вихідної змінної до інших лінгвістичних термів. Визначення точного значення результуючої змінної на основі цих функцій належності можна здійснити за співвідношенням, що реалізує представлення об'єкту (1) у явному вигляді:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^4 z_j \mu^{d_j}(y)}{\sum_{j=1}^4 \mu^{d_j}(y)}, \quad (13)$$

де d_j — лінгвістичні значення змінної у (H , C , B або $D\phi$). У якості центрів класів обрано значення $z_1 = 1$, $z_2 = 2$, $z_3 = 3$ та $z_4 = 4$ згідно табл. 4.

Для комп'ютерної реалізації запропонованого підходу було розроблено програмне забезпечення у середовищі Visual C++.

Далі наведемо результати моделювання за нейро-нечіткою моделлю, що отримані за допомогою розробленого програмного забезпечення.

Якість моделі оцінюємо за значеннями абсолютного і відносного середньоквадратичного відхилення між результатом розрахунку моделі та даними зі статистичної вибірки (див. рис. 1).

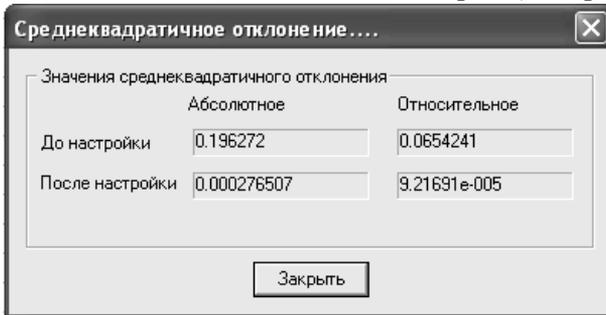


Рис. 1. Оцінка точності моделювання ступеня проблемності кредиту на базі нейро-нечіткої моделі

У табл. 6 наведено значення параметрів w для кожного правила з бази знань до і після навчання та графіки функції належності вхідної змінної x_1 також до та після навчання (див. рис. 2).

Таблиця 6

ЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ w ДО І ПІСЛЯ НАВЧАННЯ

№ правила	w до навчання	w після навчання	№ правила	w до навчання	w після навчання
11	1	0.997707	23	1	0.00129623
12	1	1.0000	24	1	0.991411
13	1	0.806101	25	1	0.982676
14	1	0.994244	31	1	1.0000
15	1	0.912973	32	1	0.151294
16	1	0.99418	33	1	0.770405
17	1	0.939074	34	1	0.997798
18	1	0.975686	41	1	0.979853
19	1	0.535094	42	1	0.925271
21	1	0.997336	43	1	0.948666
22	1	0.999332			

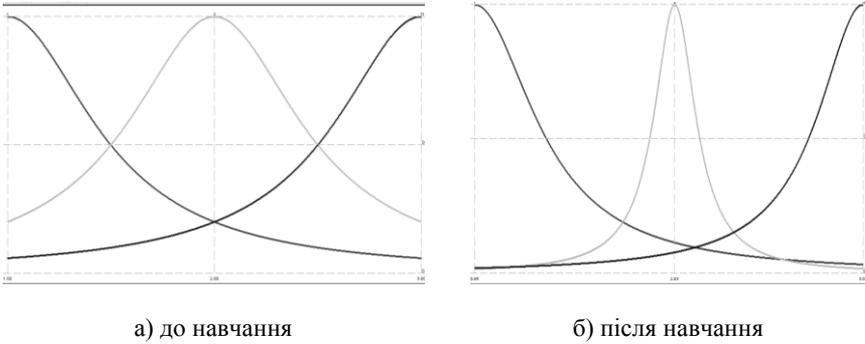
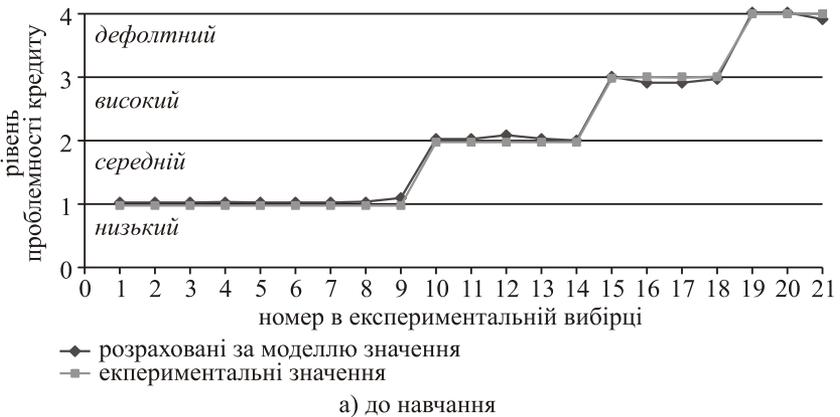


Рис. 2. Функції належності значення змінної x_1 відповідному нечіткому терму (*низький, середній, високий*) до та після навчання

З табл. 6 випливає, що вага правил 19, 23 та 32 стала незначною, що вказує на їх деяку суперечливість. На рис. 3 представлені результати розрахунків за нейро-нечіткою моделлю залежності (13) до і після навчання.

Таким чином, як видно з графіку (рис. 3б), модель оцінки залежності ступеня проблемності кредиту від факторів-показників його діяльності після навчання практично співпадає з графіком, побудованим за даними статистичної вибірки (табл. 3).



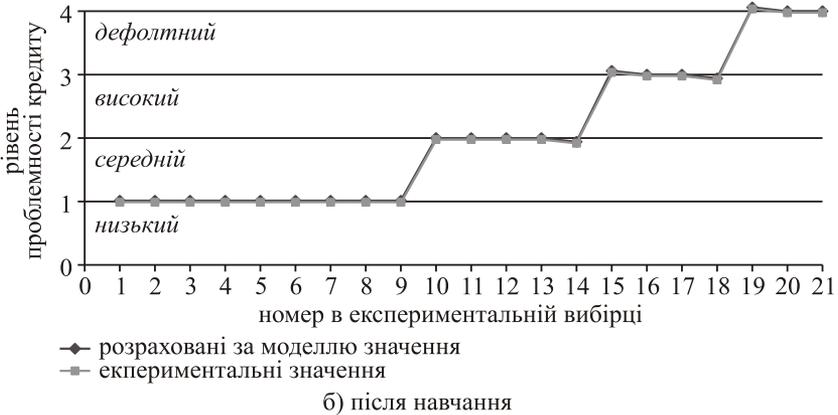


Рис. 3. Експериментальні та розраховані за моделлю значення ступеня проблемності кредиту до і після навчання

Побудована нейро-нечітка модель представляє нелінійну аналітичну залежність впливу змін розглянутих показників діяльності позичальника на ступінь проблемності його кредиту. На виході у моделі обчислений ступінь проблемності кредиту (залежна змінна y) приймає значення у діапазоні [1, 4].

Через недосконалість інформації про діяльність та фінансовий стан позичальника, її нечіткість, іноді навіть суперечливість, недоцільно було б орієнтуватися лише на одну сукупність параметрів, на яких ступінь проблемності кредиту досягає мінімального або максимального значення. Побудована модель надає можливість дослідити й дати рекомендації відносно діапазонів змін вхідних факторів, при яких ступінь проблемності нехай і не досягає найменшого значення (або найбільшого), але залишається стійко близьким до цього мінімального (або максимального) значення. Такий модельний аналіз впливу зміни умов зовнішнього середовища чи основних факторів діяльності позичальника на ступінь проблемності його кредиту подано на рис. 4, 5.

Проаналізуємо зміну ступеня проблемності кредиту при одночасній зміні інформаційного та юридичного факторів (для усіх інших факторів прийнято, що вони знаходяться на високому рівні). Як видно з рис. 4, при зміні інформаційного фактора на усьому діапазоні та зміні юридичного фактора від низького до середнього ступінь проблемності кредиту знаходиться на середньому

рівні, а при зміні юридичного фактору до високого ступеня рівень проблемності кредиту також підвищується до високого ступеня.

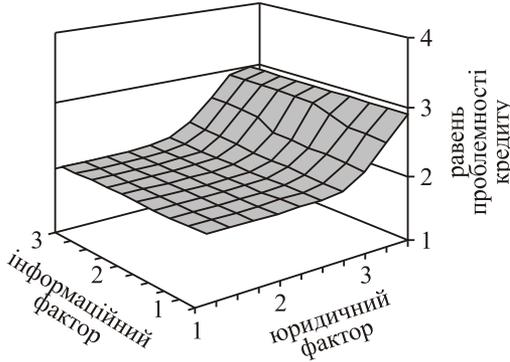


Рис. 4. Вплив зміни інформаційного та юридичного факторів на ступінь проблемності кредиту

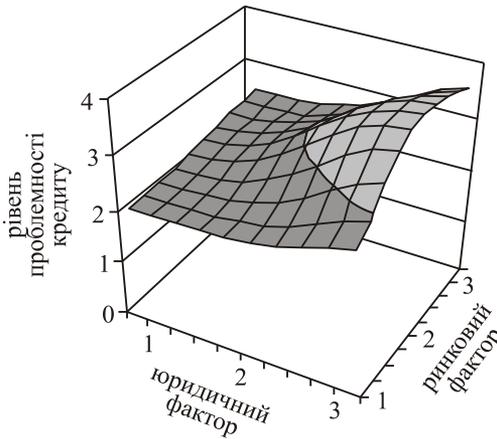


Рис. 5. Вплив зміни юридичного та ринкового факторів на ступінь проблемності кредиту

Проаналізуємо зміну ступеня проблемності кредиту при одночасній зміні юридичного та ринкового факторів (для усіх інших факторів прийнято, що вони знаходяться на високому рівні). Як видно з рис. 6, при зміні юридичного фактора від низького до ви-

сокого ступеня рівень проблемності кредиту змінюється від середнього до високого ступеня, а при одночасній зміні ринкового фактору до середнього та високого ступеня рівень проблемності кредиту підвищується до дефолтного ступеня.

Відзначимо ще одну важливу властивість побудованої нейро-нечіткої моделі, а саме можливість поповнення її факторами-показниками, що впливають на ступінь проблемності кредиту (це не вносить суттєвих змін в алгоритм побудови нейро-нечіткої моделі).

Висновки

В основу побудови моделі оцінки ступеня проблемності банківського кредиту покладені нейро-нечіткі технології, які дозволяють розширити можливості моделювання складних об'єктів, процесів, що є актуальною задачею у реальних умовах при відсутності достовірних даних, неповної і нечіткої інформації про об'єкт дослідження, складних нелінійних залежностей виходів від входів системи. Побудована нейро-нечітка модель реалізує нелінійну аналітичну залежність ступеня проблемності кредиту від впливу змін факторів зі сформованого переліку показників діяльності позичальника та умов зовнішнього середовища. Розроблену модель можна використовувати для:

— розрахунку прогнозного значення ступеня проблемності кредиту;

— визначення діапазонів зміни кожного з показників діяльності позичальника та зовнішніх умов його функціонування, за яких ступінь проблемності кредиту залишається високим.

Модель на основі нейро-нечіткого підходу може слугувати підґрунтям для створення систем підтримки прийняття рішень з управління проблемним кредитом з метою зниження обсягів проблемної заборгованості у кредитному портфелі банку.

Література

1. Rose, Peter S. *Bank Management & Financial Services* / Peter S. Rose, Sylvia C. Hudgins. — McGraw-Hill, 2005. — 782 p.
2. *Sinkey, Joseph F. Commercial Bank Financial Management in the Financial-Services Industry (6th edition)* / Joseph F. Sinkey, Jr. — New Jersey: Prentice Hall; 2002. — 696 p.
3. *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards [Електронний ресурс]* Basel Committee on Ban-

king Supervision, 2006. — Режим доступу: <http://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>.

4. *Вітлінський В. В.* Концептуальні засади ризикології у фінансовій діяльності / В.В. Вітлінський // *Фінанси України*. — 2003. — № 3. — С. 3—9.

5. *Вітлінський В. В.* Кредитний ризик комерційного банку: навч. посіб. / [В. В. Вітлінський, О. В. Пернарівський, Я. С. Наконечний, Г. І. Великоіваненко]; за ред. В. В. Вітлінського. — К.: Т-во «Знання», 2000. — 251 с.

6. *Вишняков И. В.* Методы и модели оценки кредитоспособности заемщиков. СПб.: Изд-во СПбГИЭА. — 1998. — 51 с.

7. *Едророва В. Н., Хасянова С. Ю.* Модели анализа кредитоспособности заемщика // *Финансы и кредит*. — 2002. — № 6 (96). — С. 9—15.

8. *Жоваников В. Н.* Менеджмент кредитных рисков: теоретические аспекты и практические решения // *Финансы и кредит*. — 2003. — № 10 (124). — С. 2—15.

9. *Чайковський В. В.* Оцінка кредитоспроможності позичальника // *Вісник НБУ*. — 2003. — № 11. — С. 30—34.

10. *Altman E. I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy // *Jornal of Finance*, September. — 1968. — P. 589-609.

11. *Altman E.I.* Futher Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question // *Journal of Finance*, September 1984. — P. 1067—1089 [Електронний ресурс]. Режим доступу: // <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/index.html>.

12. *Згуровський М. З.* Комплексний аналіз ризику банкрутства корпорацій в умовах неопределенности. Часть 1 / М. З. Згуровський, Ю. П. Зайченко // *Системні дослідження та інформаційні технології*. — 2012. — № 1. — С. 113—128.

13. *Терещенко О.* Дискримінантний аналіз в оцінці кредитоспроможності підприємства // *Вісник НБУ*. — 2003. — № 6. — С. 24—27.

14. *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.

15. *Терещенко О.* Нові підходи до оцінки кредитоспроможності позичальників-юридичних осіб / О. Терещенко // *Вісник Національного банку України*. — 2012. — № 1. — С. 26—30.

16. *Saaty Tomas L.* Theory of the Analytic Hierarchy Process, Part 2.1 // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2003. — № 1. — С. 48—72.

17. *Ларичев О. И. Мошкович Е. М.* Качественные методы принятия решений. Вербальный анализ решений. — М.: Наука, 1996. — 207 с.

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

19. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation, second edition. — New Jersey: Prentice-Hall, 1999. — 823 p.

20. *Ross T.* Fuzzy Logic with Engineering Application. 2nd edition. — England: WILEY, 2004. — 629 p.

21. *Ротштейн О. П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / О. П. Ротштейн. — Винница: Універсум-Вінниця, 1999. — 320 с.

22. *Штовба С. Д.* Идентификация нелинейных зависимостей с помощью нечеткого логического вывода в системе MATLAB / С. Д. Штовба // Ехронтента Про. Математика в приложениях. — 2003. — №2. — С. 9—15.

23. *Zimmerman H.-J.* Fuzzy Sets Theory – and Its Applications. 3-ed. — Boston: Kluwer Academic Publishers, 1996. — 435 p.

24. *Шор Н. З.* Методы минимизации недифференцируемых функций и их приложения / Н.З. Шор. — Киев: Наук. думка, 1979. — 199 с.

25. *Білай О. С.* Проблемна заборгованість: основні ознаки та засоби підвищення ефективності повернення кредитів / О. С. Білай, А. П. Дучинський // Економіка ринкових відносин. — 2011. — № 8. — С. 204—208.

26. *Гаврилова Т. А.* Базы знаний интеллектуальных систем / Т. А. Гаврилова, В. Ф. Хорошевский. — Спб.: Питер, 2000. — 384 с.

Стаття надійшла до редакції 17.12.2012

О СОВМЕСТНОМ ПРИМЕНЕНИИ В ЭКОНОМИКЕ ТЕОРИИ ИГР И НЕЧЁТКОЙ МАТЕМАТИКИ

А. В. Сигал

Канд. экон. наук, доцент, доцент кафедры экономической кибернетики
Таврический национальный университет им. В. И. Вернадского
ksavo3@gmail.com

Дана робота присвячена питанням сумісного застосування в економіці теорії ігор та нечіткої математики. У статті запропоновано процес побудови нечітких множин найбільш надійних об'єктів (проектів). Для оцінки значень функцій належності використовується сценарний підхід і розв'язання відповідної класичної або неокласичної антагоністичної гри, яка моделює ситуацію прийняття рішень за умов невизначеності, конфліктності та породженого ними економічного ризику. У статті розглянуто методи розв'язання неокласичних антагоністичних ігор, що засновані на класифікації інформаційних ситуацій. Знайдено розв'язок конкретних задач.

Ключові слова. *Теорія ігор; нечітка математика; нечітка множина; сценарний підхід; класична антагоністична гра; неокласична антагоністична гра; економічний ризик; класифікація інформаційних ситуацій.*

Данная работа посвящена вопросам совместного применения в экономике теории игр и нечёткой математики. В статье предложен процесс построения нечётких множеств наиболее надёжных объектов (проектов). Для оценки значений функций принадлежности используется сценарный подход и решение соответствующей классической или неоклассической антагонистической игры, которая моделирует ситуацию принятия решений в условиях неопределённости, конфликтности и порождённого ими экономического риска. В статье рассмотрены методы решения неоклассических антагонистических игр, основанные на классификации информационных ситуаций. Найденны решения конкретных задач.

Ключевые слова. *Теория игр; нечёткая математика; нечёткое множество; сценарный подход; классическая антагонистическая игра; неоклассическая антагонистическая игра; экономический риск; классификация информационных ситуаций.*

This work is devoted to the questions of a joint application in economic game theory and fuzzy mathematics. In the paper the process of constructing the fuzzy sets of the most reliable objects (projects) is

proposed. To estimate the values of membership functions it's used the scenario approach and the solution of the corresponding classical or neoclassical antagonistic game that simulates the situation of decision-making under uncertainty, conflict and economic risk. The article describes the methods of solution of neoclassical antagonistic games, based on the classification of information situation. Solutions of specific problems are found.

Keywords. *Game theory; fuzzy mathematics; fuzzy set; scenario approach; classical antagonistic game; neoclassical antagonistic game; economic risk; classification of information situations.*

Введение

Цель данной статьи — разработка аспектов совместного применения в экономике теории антагонистических игр и нечёткой математики, что позволит учесть противоречивость, неопределённость, неполноту информации, конфликтность, многокритериальность, альтернативность и порождённый ими экономический риск. В частности, в статье будут рассмотрены вопросы применения теории антагонистических игр (в том числе совместного применения теории антагонистических игр и нечёткой математики) в экономических исследованиях, а также методов решения матричных игр с неполной информацией.

Основными чертами, отличающими предлагаемый подход от подходов, применяемых другими авторами для теоретико-игрового моделирования экономики, являются следующие особенности. Во-первых, предлагаемые теоретико-игровые модели нацелены на принятие оптимальных решений с учётом неопределённости, конфликтности и экономического риска. Во-вторых, предлагается применение антагонистических игр и в тех случаях, когда они не являются моделью ситуации принятия решений, что влечёт необходимость следить за корректностью применения игр. В-третьих, предлагается применение антагонистических игр совместно с нечёткой математикой.

Пусть ситуация принятия решений характеризуется антагонистической игрой. Далее будем различать два принципиально разных класса матричных игр. Первый — классические антагонистические игры, представляющие собой матричные игры с полной информацией [1]. Второй — неоклассические антагонистические игры, представляющие собой матричные игры с неполной информацией [2, 3].

Основные обозначения и термины

Классической антагонистической игрой (КАИ) будем называть матричную игру с полной информацией, для которой

1. известно множество $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ всех чистых стратегий первого игрока;

2. известно множество $J = \{1; \dots; j; \dots; n\}$ всех чистых стратегий второго игрока;

3. полностью известна платёжная матрица $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ игры.

Значения элементов r_{ij} — это выигрыши первого игрока в случае, когда он применил в партии игры свою i -ю чистую стратегию, а второй — свою j -ю чистую стратегию. В каждой партии игры значение проигрыша второго игрока совпадает со значением выигрыша первого игрока.

Игра, характеризующая ситуацию принятия решений, может представлять собой модель статистических решений (статистическую игру) [4], в которой первый игрок является лицом, принимающим решения (ЛПР), активно и осмысленно выбирающим свои стратегии, а второй — «природой», т.е. экономической средой. «Природа» пассивно выбирает свои чистые стратегии, т.е. случайным образом (неосознанно) оказывается в одном из своих возможных состояний $j \in J$.

Без ограничения общности можно считать, что платёжная матрица $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ статистической игры обладает положительным ингредиентом: $\mathbf{R} = \mathbf{R}^+$, когда ЛПР стремится максимизировать значения оценок r_{ij} эффективности реализации соответствующих решений. Такую статистическую игру можно решать как в чистых стратегиях игроков, так и в их смешанных стратегиях. Для поиска оптимальной смешанной стратегии ЛПР можно решать антагонистическую игру, платёжная матрица которой совпадает с матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ заданной статистической игры.

Далее будем отождествлять исходную статистическую игру с соответствующей антагонистической игрой, характеризующей ситуацию принятия решений, т.е. с антагонистической игрой, заданной той же самой платёжной матрицей. Такое отождествление даёт ряд преимуществ.

Перечислим некоторые из этих преимуществ. Существенной особенностью теории статистических решений является то, что в

этой теории рассматриваются эксперименты, состоящие из многих стадий (а не из одной стадии, когда фиксируется число наблюдений), и изучаются общие статистические проблемы, в которых ЛПР должно принять одно из многих решений. отождествление статистической игры с соответствующей антагонистической игрой позволяет выбрать одно оптимальное решение или упорядочить все имеющиеся чистые стратегии ЛПР. Более того, отождествление статистической игры с соответствующей антагонистической игрой позволяет сформировать оптимальную смешанную стратегию ЛПР, если использование смешанных стратегий возможно и экономически целесообразно. Наконец, отождествление статистической игры с соответствующей антагонистической игрой позволяет не проводить многошаговые эксперименты, что даёт возможность ЛПР экономить ресурсы.

Существуют разные классификации, характеризующие неопределённость поведения «природы». Общепринятая классификация выделяет лишь три случая. Первый случай — это принятие решений в условиях определённости, когда данные известны точно. Второй случай — это принятие решений в условиях риска, когда данные можно представить вероятностными моделями. Третий случай — это принятие решений в условиях неопределённости, когда данные трудно или невозможно классифицировать по степени их значимости.

В классификации, предложенной Р. И. Трухачевым [5, С. 13], выделяется семь информационных ситуаций. Такая классификация позволяет точнее выбрать критерий принятия решений, лучше учесть особенности имеющей место ситуации, качественнее учесть неопределённость и экономический риск.

По общему мнению специалистов, процесс построения платёжной матрицы игры является одним из наиболее ответственных и сложных этапов теоретико-игрового моделирования экономики. В случае применения антагонистических игр элементы r_{ij} платёжной матрицы — это, как правило, числа, которые характеризуют соответствующие статистические данные. В процессе построения матрицы $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ и оценки точных истинных значений её элементов r_{ij} возникает несколько проблем.

Во-первых, возникают проблемы, типичные для сбора статистических данных. К таким проблемам принято относить, в частности, вопросы репрезентативности выборочных совокупностей

статистических данных, вопросы точности определения истинных значений наблюдавшихся вариантов, вопросы верификации данных и их адекватности имеющей место ситуации.

Во-вторых, возникают проблемы, связанные с заданием и анализом множества чистых стратегий (возможных решений) ЛПР. Вообще говоря, само множество чистых стратегий ЛПР может обладать весьма сложной структурой, что неизбежно влечёт упрощённое представление этого множества при теоретико-игровом моделировании ситуации принятия решений. Такое упрощение может существенно нарушить адекватность построенной игровой модели моделируемой ситуации.

В-третьих, возникают проблемы, связанные с заданием и анализом множества возможных состояний экономической среды (множества чистых стратегий второго игрока). И это множество может обладать весьма сложной структурой, а упрощённое представление его структуры приводит к существенным нежелательным последствиям. Как правило, хотя бы одно из построенных множеств чистых стратегий игроков может являться бесконечным, неограниченным, непрерывным. Как следствие, для таких случаев невозможно добиться полного соответствия структуры построенных множеств с реальной структурой истинных множеств.

В-четвертых, очень часто имеет место неполнота имеющейся у ЛПР информации. Всё это приводит к тому, что не для всех элементов r_{ij} платёжной матрицы $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ игры известны их точные истинные значения. Применение неоклассических антагонистических игр, о которых речь пойдёт ниже, позволяет лучше учесть перечисленные проблемы, т.е. неопределённость, конфликтность, экономический риск, а так же оптимизировать уровень риска.

Неоклассической антагонистической игрой (НАИ) будем называть матричную игру с неполной информацией, для которой

1. известно множество $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ всех чистых стратегий первого игрока;
2. известно множество $J = \{1; \dots; j; \dots; n\}$ всех чистых стратегий второго игрока;
3. частично известна платёжная матрица $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ игры.

То, что платёжная матрица известна частично, означает, что среди элементов r_{ij} матрицы $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$ имеется хотя бы один

элемент, точное истинное значение которого неизвестно. Очевидно, НАИ представляет собой простейшее обобщение КАИ.

Элементы r_{ij} — это, по-прежнему, выигрыши первого игрока в случае, когда в партии игры он применил свою i -ю чистую стратегию, а второй — свою j -ю чистую стратегию, при этом в каждой партии игры значение проигрыша второго игрока совпадает со значением выигрыша первого игрока.

Постановка проблемы

Итак, применение НАИ позволяет адекватно моделировать процесс принятия решений с учётом неопределённости, неполноты информации, конфликтности и экономического риска. Поэтому следует признать целесообразной дальнейшую разработку аспектов теоретико-игрового моделирования экономики, в целом, и разработку аспектов теоретико-игрового моделирования экономики с учётом неопределённости, конфликтности и порождённого ими экономического риска, в частности. Кроме того, необходимо разработать корректные методы принятия решений, основанные на решении антагонистической игры и адекватные имеющей место ситуации.

Решив антагонистическую игру, характеризующую ситуацию принятия решений, можно найти оптимальные стратегии игроков, а также значение цены игры V_R^* . Пусть векторы $\mathbf{p}^* = (p_1^*; \dots; p_i^*; \dots; p_k^*)$, $\mathbf{q}^* = (q_1^*; \dots; q_j^*; \dots; q_n^*)$ характеризуют оптимальные стратегии игроков. Тогда по определению ситуации равновесия [6] компоненты векторов $\mathbf{p} = (p_1; \dots; p_i; \dots; p_k)$, $\mathbf{q} = (q_1; \dots; q_j; \dots; q_n)$, характеризующих произвольные стратегии игроков, и векторов $\mathbf{p}^* = (p_1^*; \dots; p_i^*; \dots; p_k^*)$, $\mathbf{q}^* = (q_1^*; \dots; q_j^*; \dots; q_n^*)$, характеризующих их оптимальные стратегии, удовлетворяют соотношениям

$$\sum_{i=1}^k p_i = 1, \quad (1)$$

$$p_i \geq 0, \quad i = \overline{1, k}, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n q_j = 1, \quad (3)$$

$$q_j \geq 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (r_{ij} \cdot p_i \cdot q_j^*) \leq V_{\mathbf{R}}^* = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (r_{ij} \cdot p_i^* \cdot q_j^*) \leq \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (r_{ij} \cdot p_i^* \cdot q_j), \quad (5)$$

где $V_{\mathbf{R}}^*$ — цена игры.

При этом компоненты векторов, характеризующих оптимальные стратегии игроков, удовлетворяют всем соотношениям (1)-(4). Заметим так же, что именно соотношения (5) и определяют седловую точку антагонистической игры (её оптимальное решение).

С точки зрения корректного применения теории игр в экономике найденное оптимальное решение антагонистической игры должно получить правильную экономическую интерпретацию. К сожалению, в обширной литературе по теоретико-игровому моделированию экономики до сих пор этому важнейшему вопросу уделялось недостаточное внимание. К решённым неполностью частям проблемы экономических приложений антагонистических игр и корректности применения теории игр в экономических исследованиях можно отнести, в частности, следующие вопросы:

1. вопросы методов решения НАИ разных классов;
2. вопросы корректности применения оптимального решения соответствующей антагонистической игры для принятия решений;
3. вопросы совместного применения теории антагонистических игр с другими разделами математики, в частности, с нечёткой математикой;
4. вопросы корректности применения принятого решения, основанного на оптимальном решении соответствующей антагонистической игры.

Простейшие методы решения неоклассических антагонистических игр

Хотя игры с неполной информацией изучаются с середины XX века, методы их решения изучены недостаточно. Поиск оптимального решения НАИ осложнён тем, что игроки вынуждены принимать решения с учётом неопределённости, конфликтности и порождённого ими риска. В рамках теории принятия решений с учётом неопределённости, конфликтности и порождённого ими

риска возможны различные концепции поиска оптимального решения НАИ. Ниже будет рассмотрен один из естественных методов поиска оптимального решения НАИ, основанный на корректном приведении её к соответствующей КАИ.

Для оценки значений неизвестных элементов платёжной матрицы возможно использование методов интерполирования, экстраполирования, регрессионного анализа. Решение полученной КАИ можно интерпретировать как оптимальное решение исходной НАИ. Возможные методы преодоления неполноты информации, т. е. методы приведения НАИ к КАИ, зависят от имеющей место информационной ситуации относительно неопределённости истинных значений неизвестных элементов платёжной матрицы.

Информационной ситуацией (ИС) I_1 будем называть определённую степень градации, характеризующую неопределённость значений элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны.

Классификацию ИС можно представить в таком виде:

1. Нулевая ИС I_0 , когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, измерены с существенными ошибками.

2. Первая ИС I_1 , когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, являются возможными значениями (реализациями) заданных случайных величин (СВ).

3. Вторая ИС I_2 , когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, являются возможными значениями заданных функций одной или нескольких переменных.

4. Третья ИС I_3 , когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, удовлетворяют заданным ограничениям (например, принадлежат заданным множествам).

5. Четвёртая ИС I_4 , когда о значениях всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, нет никакой математической информации.

6. Пятая ИС I_5 , когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, принимают наихудшие для первого игрока (ЛПР) значения. Пятую ИС следует применять для моделирования экономики в условиях, когда ЛПР считает нецелесообразным рисковать. Например, в условиях жёст-

кой конкуренции, в условиях кризиса, в условиях предкризисной ситуации или в случае, когда отношение ЛППР к риску характеризуется несклонностью к риску.

7. Шестая ИС I_6 , когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, принадлежат заданным нечётким множествам [7].

8. Седьмая ИС I_7 — смешанная ИС, когда имеются хотя бы два элемента r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, при этом все эти элементы могут быть распределены хотя бы на две группы, для каждой из которых имеет место своя собственная ИС, или когда значения всех элементов r_{ij} , точные истинные значения которых неизвестны, являются возможными значениями заданных объектов двойной природы. К объектам двойной природы можно отнести, например, случайные функции (в т. ч. случайные процессы), которые одновременно представляют собой и совокупность различных СВ, и совокупность различных неслучайных (обычных) функций.

Приведённая классификация ИС представляет собой расширенную (за счёт введения нулевой ИС) и уточнённую (для формулировки понятия седьмой ИС) классификацию, впервые предложенную в работе [8]. Классификация ИС, предложенная в работе [8], в значительной мере повторяла классификацию ИС относительно неопределённости поведения экономической среды, предложенную Р. И. Трухачевым [5, С. 13].

При решении НАИ во многих случаях неизвестные элементы платёжной матрицы могут быть заменены их наиболее типичными (и/или наиболее важными) значениями, после чего следует решать соответствующую КАИ, заданную полученной полностью известной матрицей (или несколько соответствующих КАИ). Кратко перечислим возможные методы преодоления неполноты информации в поле каждой ИС.

1. В поле нулевой ИС I_0 целесообразно проведение дополнительных исследований, позволяющих повысить точность оценок истинных значений неизвестных элементов.

2. В поле первой ИС I_1 все неизвестные элементы можно заменить значениями определённых (одних и тех же) числовых характеристик соответствующих СВ (например, их матемематически ожиданиями).

3. В поле второй ИС I_2 все неизвестные элементы можно заменить значениями соответствующих функций для наиболее типичных значений их аргументов.

4. В поле третьей ИС I_3 все неизвестные элементы можно заменить их наиболее типичными с экономической точки зрения значениями, удовлетворяющими заданным ограничениям.

5. В поле четвертой ИС I_4 все неизвестные элементы можно заменить их наиболее типичными с экономической точки зрения значениями.

6. В поле пятой ИС I_5 все неизвестные элементы можно заменить значениями, минимизирующими значение платёжной функции $V_R = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (r_{ij} \cdot p_i \cdot q_j)$ игры, если эта функция ограничена на области допустимых значений неизвестных элементов платёжной матрицы при условии выполнения всех соотношений (1)—(4).

7. В поле шестой ИС I_6 следует применить какой-либо метод дефаззификации, т. е. метод преобразования нечёткого множества в чёткое число. Например, все неизвестные элементы можно заменить значениями соответствующих средневзвешенных величин. В условиях этой ИС неизбежно потребуются совместное применение теории антагонистических игр и нечёткой математики.

8. В поле седьмой ИС I_7 для каждой отдельной группы неизвестных элементов следует применять свой подход, характерный для соответствующей ИС. Если же все неизвестные элементы представляют собой возможные значения заданных случайных функций, то замена всех случайных функций их конкретными сечениями переводит ситуацию из поля ИС I_7 в поле первой ИС I_1 , а замена всех случайных функций их конкретными реализациями — в поле второй ИС I_2 .

Очевидно, во многих случаях поиск оптимального решения НАИ может включать решение нескольких КАИ. Для окончательного выбора оптимального решения исходной НАИ может потребоваться применение методов исследования операций, распознавания образов, теории ожидаемой полезности. Кроме того, практически всегда целесообразно использовать имеющуюся информацию экономического и другого нематематического характера.

Корректность применения теоретико-игрового подхода для принятия решений

По мнению А. Вальда основной моделью теоретико-игрового принятия решений является статистическая игра. Основные принципы общей теории статистических решений и некоторые её результаты описаны А. Вальдом в [4]. Как отмечалось выше, при теоретико-игровом подходе к принятию решений статистическую игру можно отождествлять с соответствующей антагонистической игрой. Такое отождествление требует от ЛПР определённой осторожности. Корректное применение антагонистических игр в процессе моделирования экономики и управления требует выполнения определённых предпосылок. К предпосылкам корректного применения теоретико-игрового подхода в экономике, в частности, можно отнести [9, С. 20—21]:

1. наличие нескольких сторон (игроков), при этом хотя бы один участник, а именно ЛПР, обязательно должен активно и осмысленно выбирать и реализовывать свои решения;

2. ЛПР должно иметь не менее двух различных вариантов действий (стратегий, альтернатив, управленческих решений), из которых следует выбрать для дальнейшей реализации оптимальное решение;

3. наличие информации и необходимых статистических данных, в том числе сведений об имеющейся место ситуации;

4. возможность представления имеющейся информации в виде, позволяющем применять теоретико-игровую модель (например, для возможности применения антагонистических игр информация должна быть представлена в виде соответствующей матрицы);

5. возможность экономической интерпретации оптимального решения соответствующей игры, в частности возможность экономической интерпретации компонент оптимальных стратегий игроков, цены соответствующей антагонистической игры и их найденных значений;

6. возможность реализации оптимального решения соответствующей игры в виде управленческого решения.

В случае, когда нарушено хотя бы одно из перечисленных требований, применение теории игр для моделирования экономики нецелесообразно, а во многих случаях невозможно. Применение теории игр, когда нарушено хотя бы одно из перечислен-

ных требований, почти наверняка приведёт к неверным выводам, принятию и реализации неоптимального управленческого решения.

Постановка задачи

Совместное применение в экономике теории антагонистических игр и нечёткой математики возможно в условиях следующей ситуации принятия решений. ЛПР необходимо выбрать среди имеющихся объектов (проектов) наиболее надёжные. Наиболее надёжными объектами (проектами) считаются те, которые характеризуются наибольшим уровнем возможности получения от них ожидаемой эффективности (например, наибольшим уровнем возможности получения от них ожидаемой прибыли). Множество всех рассматриваемых объектов (проектов) задаёт множество $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ всех чистых стратегий первого игрока, т.е. множество всех возможных решений ЛПР.

Множество наиболее надёжных объектов (проектов) будем интерпретировать как нечёткое множество $\tilde{I} = \{(\mu_1/1); \dots; (\mu_i/i); \dots; (\mu_k/k)\}$. При этом множество $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ является носителем этого нечёткого множества, а значение μ_i функции принадлежности i -го элемента задаёт оценку надёжности соответствующего объекта (проекта).

Ниже будет рассмотрен метод поиска значений оценок надёжности рассматриваемых объектов (проектов), основанный на теоретико-игровом подходе, а именно на использовании оптимального решения антагонистической игры, характеризующей ситуацию принятия решений. Сначала мы рассмотрим совместное применение теории антагонистических игр и нечёткой математики для принятия кредитных решений, т.е. для упорядочения потенциальных заёмщиков по уровню их надёжности (точнее по уровню их относительной репутации). Затем — совместное применение теории антагонистических игр и нечёткой математики для принятия инвестиционных решений, т.е. для упорядочения рассматриваемых проектов по уровню их надёжности.

Принятие кредитных решений

Банковская и, особенно, кредитная деятельность связана с неопределенностью, конфликтностью, альтернативностью и с порождённым ими экономическим риском. В связи с резким ростом

объёмов кредитования в последнее время уделяется особое внимание вопросам управления кредитным риском, особенно при кредитовании физических лиц. В последнее время условия кредитной деятельности банков изменились, как в странах СНГ, так и во всём мире. Как следствие, изменился и уровень кредитного риска, без которого, правда, невозможно получение банками прибыли.

Кредитная деятельность банков адаптируется к условиям интенсивно развивающейся трансформационной экономики стран СНГ и уровню жизни населения. В настоящее время особое значение приобрели устойчивое функционирование каждого отдельно взятого банка и банковской системы в целом. Основой устойчивого развития банка являются качественный и количественный анализы кредитного риска, а также количественная оценка уровня кредитного риска. В банковской деятельности применяется ряд методов анализа, оценки и управления кредитным риском.

Как правило, рассматривая возможность выдачи кредита потенциальному заёмщику, банк или финансовое учреждение изучает различную документацию субъекта предпринимательской деятельности, претендующего на получение кредита. Среди этой документации имеется разнообразная бухгалтерская отчётность данного предприятия, бизнес-план и другие характеристики проекта, если кредит берётся под осуществление некоторого проекта. Одной из применяемых характеристик кредитоспособности потенциального заёмщика, в том числе и физических лиц, является его кредитная история. В экономически развитых странах имеются специальные бюро кредитных историй (БКИ), в которые обращаются банки или финансовые учреждения для получения информации о потенциальном заёмщике: когда и какие кредиты ему выдавались, имелись ли дефолты, просроченные или замороженные кредиты. С развитием рыночных отношений банки и финансовые учреждения стран СНГ при решении вопроса о выдаче кредита всё больше внимания уделяют изучению кредитных историй потенциальных заёмщиков.

Кредитная история — это информация о том, какие кредиты в банках брал потенциальный заёмщик, насколько дисциплинированно были осуществлены возвраты кредитов и выплаты процентов. На деле кредитная история — это обычный электронный файл, содержащий информацию о потенциальном заёмщике и

данные, относящиеся к выполнению им кредитных обязательств. Ведёт его БКИ — юридическое лицо, специально созданное для этих целей. Формируется кредитная история не только за счёт данных, предоставляемых банками-кредиторами, но и из сведений, добытых бюро из публичных источников, реестров и баз данных, за исключением баз, содержащих государственную тайну. Наличие у заёмщика просроченных выплат по кредитам, судебных процессов, фактов досрочного погашения также найдёт отражение в его кредитном досье.

Для определённости далее везде будем считать, что банк не выдаёт кредиты потенциальным заёмщикам, имеющим проблемные и/или непогашенные кредиты. Ситуацию принятия решений по совокупности всех потенциальных заёмщиков характеризуют такие составные части:

1. известное множество $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ всех потенциальных заёмщиков, претендующих на получение в данном банке однотипных кредитов, пронумерованных первыми натуральными числами;

2. известное множество $S = \{S_1; \dots; S_j; \dots; S_n\}$ величин всех кредитов, полученных ранее хотя бы одним из рассматриваемых потенциальных заёмщиков и упорядоченных, например, по возрастанию их значений;

3. полностью или частично известная матрица $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$, значения элементов r_{ij} которой равны количеству кредитов величиной S_j , ранее полученных i -м потенциальным заёмщиком.

Будем интерпретировать множество наиболее надёжных заёмщиков как нечёткое множество вида $\tilde{I} = \{(\mu_1/1); \dots; (\mu_i/i); \dots; (\mu_k/k)\}$. Для каждого элемента i этого множества требуется найти уровень надёжности, т.е. значение функции принадлежности μ_i , где $\mu_i \in [0; 1]$, $i = \overline{1, k}$. Если для i -го заёмщика окажется справедливо равенство $\mu_i = 0$, то это означает, что по сравнению с другими потенциальными заёмщиками его следует считать ненадёжным. А если для i -го заёмщика окажется справедливо равенство $\mu_i = 1$, то это означает, что по сравнению с другими потенциальными заёмщиками его следует считать наиболее надёжным. Отметим, что, с экономической точки зрения, значения величин μ_i функции принадлежности характеризуют относительные репутации

потенциальных заёмщиков: они характеризуют относительную (по сравнению с шансами для остальных претендентов) степень убеждённости ЛПР, т.е. банка, в том, что заёмщики своевременно погасят кредиты.

Для вычисления оценок μ_i , $i = \overline{1, k}$, значений функции принадлежности можно решить антагонистическую игру, заданную матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{k \times n} = (r_{ij})$. Схему принятия кредитных решений на основе совместного применения теории антагонистических игр и нечёткой математики можно представить так:

1. оценка (согласно скоринговой технологии) индивидуальной кредитоспособности каждого отдельно взятого потенциального заёмщика и определение его совокупного кредитного балла;

2. с учётом найденного значения совокупного кредитного балла i -го заёмщика, определение значения его кредитного рейтинга, на основании чего задаётся диапазон $[a_i; b_i]$, которому должно принадлежать значение индивидуальной процентной ставки для этого потенциального заёмщика;

3. определение имеющей место ИС относительно неопределённости поведения экономической среды;

4. если ситуацию принятия кредитных решений характеризует НАИ, то определение имеющей место ИС относительно неопределённости значений элементов платёжной матрицы, точные истинные значения которых неизвестны;

5. решение соответствующей антагонистической игры (для определённости будем считать, что данная антагонистическая игра не содержит седловой точки и имеет решение в смешанных стратегиях игроков);

6. вычисление оценок значений функции принадлежности по формуле $\mu_i^* = C \cdot p_i^*$, где p_i^* — это соответствующая компонента оптимальной смешанной стратегии первого игрока $\mathbf{p}^* = (p_1^*; \dots;$

$p_i^*; \dots; p_k^*)$, а множитель $C = \frac{1}{\max_i p_i^*}$ (с тем, чтобы $\max_i \mu_i^* = 1$);

7. построение нечёткого множества $\tilde{I} = \{(\mu_1^*/1); \dots; (\mu_i^*/i); \dots; (\mu_k^*/k)\}$ наиболее надёжных потенциальных заёмщиков;

8. вычисление значения c_i индивидуальной процентной ставки i -го заёмщика по следующей формуле

$$c_i = b_i - \mu_i^* \cdot (b_i - a_i) = \mu_i^* \cdot a_i + (1 - \mu_i^*) \cdot b_i, \quad i = \overline{1, k}. \quad (6)$$

Эта схема не исчерпывает всех процедур, которые необходимо выполнить для анализа кредитоспособности потенциальных заёмщиков. Но, именно оценка относительных репутаций потенциальных заёмщиков позволяет сформулировать окончательные аргументы для предоставления кредита или для отказа в его выдаче, а также вычислить значение индивидуальной величины процентной ставки в случае выдачи кредита потенциальному заёмщику.

Если антагонистическая игра, характеризующая ситуацию принятия кредитных решений, содержит седловую точку и имеет решение в чистых стратегиях, то для определения значений чисел p_i^* следует использовать доминирование (в широком смысле) чистых стратегий первого игрока.

Хотя в банковской деятельности проблемам анализа и оценки банковских, в т.ч. и кредитных, рисков посвящена обширная научная литература, вопросам математического моделирования процесса принятия кредитных решений на основе исследования кредитных историй потенциальных заёмщиков до сих пор внимание, можно сказать, не уделялось. На наш взгляд, применение экономико-математического моделирования при рассмотрении кредитных историй потенциальных заёмщиков позволяет уменьшить как уровень риска невозврата выданных кредитов и значение вероятности возникновения других проблем по выданным кредитам, так и уровень экономического риска деятельности данного банка в целом. Данное замечание относится и к методу принятия кредитных решений, основанному на совместном применении теории антагонистических игр и нечёткой математики.

Принятие кредитных решений в условиях полной определённости

Пусть ситуацию принятия решений по совокупности всех имеющих претендентов на получение в рассматриваемый период времени однотипных и близких по величине кредитов характеризуют такие составные части:

1. множество $I = \{1; 2; 3\}$ всех потенциальных заёмщиков;
2. множество $S = \{S_1; S_2; S_3; S_4; S_5; S_6\}$ величин всех кредитов, полученных ранее хотя бы одним из рассматриваемых потенциальных заёмщиков;

3. матрица $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij}) = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$, где элемент

r_{ij} — это количество кредитов величиной S_j , ранее полученных i -м заёмщиком.

Сначала найдём оценки значений функции принадлежности нечёткому множеству наиболее надёжных заёмщиков и само это нечёткое множество.

В заданной платёжной матрице седловой элемент отсутствует, т. к.

$$\begin{aligned} \alpha &= \max_i \alpha_i = \max_i \min_j r_{ij} = \max\{0; 0; 0\} = 0, \\ \beta &= \min_j \beta_j = \min_j \max_i r_{ij} = \min\{1; 2; 1; 1; 1\} = 1, \\ \alpha &= \max_i \min_j r_{ij} = 0 < 1 = \min_j \max_i r_{ij} = \beta. \end{aligned}$$

Упростить заданную матрицу $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$ так, чтобы хотя бы у одного игрока остались только две его чистые стратегии, невозможно. Поэтому для решения КАИ, заданной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$, необходимо решить соответствующую симметричную пару взаимно-двойственных задач линейного программирования. Решение КАИ, заданной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$, имеет вид: $\mathbf{p}^* = (0,2; 0,4; 0,4)$, $\mathbf{q}^* = (0,4; 0,2; 0,4; 0; 0; 0)$, $V_{\mathbf{R}}^* = 0,4$, для которых справедливы все соотношения (1)-(5). Следовательно,

$C = \frac{1}{\max_i p_i^*} = \frac{1}{0,4} = 2,5$, $\mu_1^* = 0,5$, $\mu_2^* = 1$, $\mu_3^* = 1$, откуда искомое нечёткое множество наиболее надёжных заёмщиков примет следующий вид:

$$\tilde{I} = \left\{ (\mu_1^*/1); (\mu_2^*/2); (\mu_3^*/3) \right\} = \left\{ (0,5/1); (1/2); (1/3) \right\}.$$

Прокомментируем, полученный на этом этапе, результат. Наименее надёжным оказался первый потенциальный заёмщик. Наиболее надёжными оказались второй и третий потенциальные заёмщики, для которых совпали значения оценок их относительной репутации. Интересно, что именно первый потенциальный заёмщик, оказавшийся наименее надёжным, получил ранее больше всех кредитов: 4 кредита, тогда как другие получили ранее только по 3.

Пусть финансовые ресурсы данного банка не позволяют ему выдать кредиты всем трём потенциальным заёмщикам, но этих ресурсов достаточно для кредитования любых двух потенциальных заёмщиков из трёх рассматриваемых. Тогда согласно найденным оценкам уровней надёжности из трёх имеющихся потенциальных заёмщиков следует рекомендовать выдать кредиты только второму и третьему потенциальным заёмщикам.

Пусть известно, что с учётом найденных оценок их индивидуальных кредитоспособностей диапазоны значений индивидуальных процентных ставок этих потенциальных заёмщиков представляют собой следующие отрезки: $[a_1; b_1] = [12; 14,1]$, $[a_2; b_2] = [13; 15]$, $[a_3; b_3] = [14; 15,5]$.

Найдём индивидуальные значения c_i процентных ставок каждого из трёх имеющихся потенциальных заёмщиков.

Применяя формулу (6), находим

$$\begin{aligned}c_1 &= \mu_1^* \cdot a_1 + (1 - \mu_1^*) \cdot b_1 = 0,5 \cdot 12 + (1 - 0,5) \cdot 14,1 = 13,05 \%, \\c_2 &= \mu_2^* \cdot a_2 + (1 - \mu_2^*) \cdot b_2 = 1 \cdot 13 + (1 - 1) \cdot 15 = 13 \%, \\c_3 &= \mu_3^* \cdot a_3 + (1 - \mu_3^*) \cdot b_3 = 1 \cdot 14 + (1 - 1) \cdot 15,5 = 14 \%\end{aligned}$$

Таким образом, согласно найденному решению КАИ, заданной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$, нечёткое множество потенциальных заёмщиков, обладающих наибольшей относительной репутацией, имеет вид $\tilde{I} = \{(0,5/1); (1/2); (1/3)\}$. Первый потенциальный заёмщик обладает наименьшим значением оценки относительной репутации по сравнению с другими двумя, относительные репутации которых совпали. Поэтому при ограниченности финансовых средств банк может отказать в кредите в первую очередь первому потенциальному заёмщику (хотя он обладает наибольшим кредитным рейтингом, что можно видеть из приведенных выше диапазонов значений индивидуальных процентных ставок). С учётом кредитных рейтингов данных потенциальных заёмщиков в случае положительного решения о выдаче кредитов каждому из трёх потенциальных заёмщиков банку целесообразно назначить им следующие индивидуальные значения процентных ставок кредитования: $c_1 = 13,05 \%$, $c_2 = 13 \%$, $c_3 = 14 \%$.

Принятие кредитных решений, основанное на предлагаемом теоретико-игровом подходе, осложнено рядом нерешённых задач. Во-первых, в странах СНГ сеть БКИ находится лишь на на-

чальной стадии своего формирования, что влечёт повышенный уровень экономического риска. Поэтому соответствующее законодательство стран СНГ требует определённой коррекции, правоприменительная практика практически отсутствует, а информация, предоставляемая БКИ о потенциальных заёмщиках, неполна. Во-вторых, найденное оптимальное решение соответствующей антагонистической игры требует корректной интерпретации. В-третьих, сам поиск оптимального решения соответствующей антагонистической игры может быть существенно осложнён. Например, метод решения НАИ зависит от имеющей место ИС, при этом может потребоваться решить несколько КАИ. В-четвёртых, принятие кредитных решений, основанное на предлагаемом теоретико-игровом подходе, приводит к реализации очень осторожных решений, что может выражаться в отказе выдачи кредита потенциальному заёмщику, ранее активно и много бравшего кредиты.

Принятие кредитных решений в условиях неполной определённости

Пусть ситуацию принятия решений по совокупности всех имеющихся претендентов на получение в рассматриваемый период времени однотипных и близких по величине кредитов характеризуют такие составные части:

1. множество $I = \{1; 2; 3\}$ всех потенциальных заёмщиков;

2. множество $S = \{S_1; S_2; S_3; S_4; S_5; S_6\}$ величин всех кредитов, полученных ранее хотя бы одним из рассматриваемых потенциальных заёмщиков;

3. матрица $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij}) = \begin{pmatrix} 0 & r_{12} & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & r_{33} & 0 & r_{35} & 0 \end{pmatrix}$, где эле-

мент r_{ij} — это количество кредитов величиной S_j , ранее полученных i -м заёмщиком, r_{12} — это элемент нечёткого множества $\tilde{R}_{12} = \{(0,6/2); (0,5/3); (0,1/4)\}$, обозначающего нечеткую оценку по первому заёмщику, который получил ранее (и уже полностью погасил) ориентировочно между двумя и четырьмя кредитами величиной S_2 (с соответствующими значениями функций принадлежности, характеризующих уверенность в такой оценке), r_{33} —

элемент нечёткого множества $\tilde{R}_{33} = \{(0,1/1); (0,2/2); (0,9/3); (0,4/4)\}$,

а r_{35} — элемент нечёткого множества $\tilde{R}_{35} = \{(0,3/3); (0,9/4); (0,7/5)\}$.

Имеет место шестая ИС I_6 . Полный перебор всех возможных сочетаний значений элементов r_{12} , r_{33} , r_{35} достаточно велик. С учётом заданных нечётких множеств здесь необходимо решить $3 \cdot 4 \cdot 3 = 36$ КАИ. Приведём данную НАИ к КАИ. Для этого элементам матрицы $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$, истинные значения которых неизвестны, придадим числовые значения, приблизительно равные соответствующим средневзвешенным величинам: $\bar{r}_{12} = 2,8$, $\bar{r}_{33} = 3$, $\bar{r}_{35} = 4,2$.

В полученной полностью известной матрице седловой элемент отсутствует:

$$\alpha = \max_i \min_j r_{ij} = 0 < 1 = \min_j \max_i r_{ij} = \beta.$$

Упростить полученную полностью известную матрицу $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$ так, чтобы хотя бы у одного игрока остались только две его чистые стратегии, невозможно. Поэтому для решения КАИ, заданной полученной полностью известной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$, необходимо решить симметричную пару взаимно-двойственных задач линейного программирования. Решение КАИ, заданной полученной полностью известной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$,

имеет следующий вид: $\mathbf{p}^* = \left(\frac{15}{71}; \frac{42}{71}; \frac{14}{71}\right)$, $\mathbf{q}^* = \left(\frac{42}{71}; \frac{15}{71}; \frac{14}{71}; 0; 0; 0\right)$,

$$V_{\mathbf{R}}^* = \frac{42}{71}.$$

Согласно найденному решению исходной НАИ имеем $C = \frac{1}{42/71} = \frac{71}{42}$, $\mu_1^* = \frac{71}{42} \cdot p_1^* = \frac{5}{14}$, $\mu_2^* = \frac{71}{42} \cdot p_2^* = 1$, $\mu_3^* = \frac{71}{42} \cdot p_3^* = \frac{1}{3}$, откуда нечёткое множество наиболее надёжных заёмщиков имеет вид $\tilde{I} = \left\{ \left(\frac{5}{14}/1\right); (1/2); \left(\frac{1}{3}/3\right) \right\}$. Второго потенциального заёмщика следует признать наиболее надёжным. Третьего потенциального заёмщика следует признать наименее надёжным по сравнению с

другими двумя (хотя уровень его надёжности почти совпадает с уровнем надёжности первого заёмщика). Поэтому при ограниченности финансовых средств банку следует отказать в кредите в первую очередь третьему потенциальному заёмщику.

Пусть известно, что диапазоны значений индивидуальных процентных ставок этих потенциальных заёмщиков представляют собой следующие отрезки: $[a_1; b_1] = [12; 14,1]$, $[a_2; b_2] = [13; 15]$, $[a_3; b_3] = [14; 15,5]$.

Применяя формулу (6), находим

$$c_1 = \mu_1^* \cdot a_1 + (1 - \mu_1^*) \cdot b_1 = \frac{5}{14} \cdot 12 + \left(1 - \frac{5}{14}\right) \cdot 14,1 = 13,35,$$

$$c_2 = \mu_2^* \cdot a_2 + (1 - \mu_2^*) \cdot b_2 = 1 \cdot 13 + (1 - 1) \cdot 15 = 13,$$

$$c_3 = \mu_3^* \cdot a_3 + (1 - \mu_3^*) \cdot b_3 = \frac{1}{3} \cdot 14 + \left(1 - \frac{1}{3}\right) \cdot 15,5 = 15.$$

Итак, согласно найденному решению НАИ, заданной частично известной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{3 \times 6} = (r_{ij})$, нечёткое множество заёмщиков, обладающих наибольшей относительной репутацией, имеет вид

$\tilde{I} = \left\{ \left(\frac{5}{14} / 1 \right); (1/2); \left(\frac{1}{3} / 3 \right) \right\}$. Второй заёмщик обладает наи-

большим значением оценки относительной репутации по сравнению с остальными, а третий заёмщик обладает наименьшим значением оценки относительной репутации по сравнению с остальными. Поэтому при ограниченности финансовых средств банку следует отказать в кредите в первую очередь третьему потенциальному заёмщику. В случае положительного решения о выдаче кредитов данным потенциальным заёмщикам банку целесообразно назначить следующие индивидуальные значения процентных ставок: $c_1 = 13,35\%$, $c_2 = 13\%$, $c_3 = 15\%$.

Принятие инвестиционных решений

Экономическая эффективность деятельности инвестора определяется комплексом оценок. Система оценок экономической эффективности проектов основана на иерархической системе расчётов эффективности с позиций всех участников инвестиционного процесса. Эта система должна учитывать динамику финансовых потоков, возникающих в процессе реализации проекта, а также инфляцию, неопределённость, конфликтность, экономический риск.

Оценка экономической эффективности проектов в постсоветских странах требует учёта различных методических особенностей. Учёт этих особенностей современной экономики постсоветских стран, а также учёт последствий и, особенно, причин мирового кризиса, начавшегося в 2008 году, требуют привлечения новых методов и моделей, позволяющих из всех рассматриваемых проектов выбрать наиболее надёжные проекты, подлежащие реализации инвестором. Само множество наиболее надёжных проектов будем трактовать как нечёткое множество вида $\tilde{I} = \{(\mu_1/1); \dots; (\mu_i/i); \dots; (\mu_k/k)\}$, где μ_i — степень принадлежности i -го проекта нечёткому множеству \tilde{I} , $i = \overline{1, k}$. Множество \tilde{I} — это нечёткое подмножество универсального множества $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ всех проектов, рассматриваемых инвестором в настоящий момент времени. В данном случае, универсальное множество I — это обычное (не нечёткое) конечное множество, а главная задача инвестора — это корректное оценивание значений надёжности проектов, т.е. значений степени принадлежности μ_i , $i = \overline{1, k}$, каждого проекта нечёткому множеству \tilde{I} .

Наиболее применяемыми количественными оценками экономической эффективности проектов в условиях стационарной экономики являются такие классические показатели, как чистый дисконтированный доход NPV, внутренняя норма доходности IRR, индекс доходности PI, срок (период) окупаемости без учёта дисконтирования PP и срок (период) окупаемости с учётом дисконтирования DPP. Разрешающая способность этих показателей, т. е. возможность их корректного применения для оценки экономической эффективности проектов и их упорядочивания, не одинакова. Кроме того, в процессе принятия инвестиционных решений невозможно своевременно получить все необходимые точные данные об условиях реализации проектов. В частности, наперёд неизвестны точные истинные значения таких факторов, как, например, предстоящие темпы инфляции, будущие цены и будущий спрос. Для учёта неопределённости, конфликтности и порождённого ими экономического риска в данном случае целесообразно воспользоваться сценарным подходом. Применяя разные показатели оценки экономической эффективности проектов, методы многокритериальной оптимизации, выдвигая разные сценарии реализации проектов, можно осуществить анализ возможных инвестиционных стратегий и найти оценки значений уровней

надёжности проектов. При этом для разных сценариев проекты упорядочиваются по-разному.

В развёрнутой форме ситуацию принятия инвестиционных решений в условиях неопределённости, конфликтности и экономического риска можно охарактеризовать теоретико-игровой моделью $\langle I, J, \mu \rangle$, где $I = \{1; \dots; i; \dots; k\}$ — множество всех проектов, рассматриваемых инвестором в настоящий момент времени, $J = \{1; \dots; j; \dots; n\}$ — множество всех сценариев (состояний экономической среды), $\mu = \mu_{k \times n} = (\mu_{ij})$ — платёжная матрица игры, μ_{ij} — значение степени принадлежности i -го проекта нечёткому множеству \tilde{I} в условиях j -го сценария, $i = \overline{1, k}$, $j = \overline{1, n}$. Вообще говоря, данная игра представляет собой статистическую игру. Однако для предлагаемой модели упорядочивания проектов по уровню их надёжности эту игру можно отождествить с соответствующей антагонистической игрой. Предлагаемая модель упорядочивания проектов, основанная на совместном применении теории игр и нечёткой математики, состоит из выполнения следующих этапов.

1. Формирование инвестором множества I всех рассматриваемых проектов.

2. Формирование инвестором множества J всех возможных сценариев.

3. Оценка экономической эффективности всех проектов в условиях каждого сценария на основе расчётных значений классических показателей.

4. Оценка значений μ_{ij} степени принадлежности i -го проекта нечёткому множеству \tilde{I} наиболее надёжных проектов в условиях j -го сценария. На этом этапе оценка значений μ_{ij} основывается на оценках экономической эффективности проектов, вычисленных для условий данного сценария.

5. Определение имеющей место ИС относительно неопределённости поведения экономической среды.

6. Если ситуацию принятия инвестиционных решений характеризует НАИ, то определение имеющей место ИС относительно неопределённости значений элементов платёжной матрицы, точные истинные значения которых неизвестны.

7. Решение антагонистической игры, заданной матрицей $\mu = \mu_{k \times n} = (\mu_{ij})$.

8. Вычисление числа $C = \frac{1}{\max_i p_i^*}$, где p_i^* — компонента оптимальной стратегии первого игрока, $i = \overline{1, k}$, и оценок значений степени принадлежности проектов нечёткому множеству \tilde{I} по формуле

$$\mu_i^* = C \cdot p_i^*, \quad i = \overline{1, k}. \quad (7)$$

Предлагаемая модель упорядочивания проектов по уровню их надёжности обладает рядом особенностей. Во-первых, если соответствующая антагонистическая игра не содержит седловую точку, т. е. значения чистых цен не совпадают $\alpha = \max_i \alpha_i < \min_j \beta_j = \beta$, где $\alpha_i = \min_j \mu_{ij}$, $i = \overline{1, k}$, $\beta_j = \max_i \mu_{ij}$, $j = \overline{1, n}$, то в формуле (7) в качестве значений чисел p_i^* следует использовать компоненты оптимальной смешанной стратегии первого игрока.

Во-вторых, если соответствующая антагонистическая игра содержит седловую точку, т. е. чистые цены игры совпадают $\alpha = \max_i \alpha_i = \min_j \beta_j = \beta$, то для определения значений чисел p_i^* следует использовать доминирование (в широком смысле) чистых стратегий первого игрока. Например, пусть у первого игрока нет чистой стратегии, строго доминирующей все остальные его чистые стратегии, а его чистая стратегия l является его максимальной стратегией, т. е. $\alpha_l = \alpha = \beta$. Тогда $p_l^* = 1$, при этом значения всех остальных компонент вектора $\mathbf{p}^* = (p_1^*; \dots; p_l^*; \dots; p_k^*)$ следует оценить на основе решения антагонистической игры, заданной матрицей $\mu' = \mu'_{(k-1) \times n}$, получаемой из матрицы μ вычёркиванием строки l .

В-третьих, для окончательного выбора наиболее надёжных проектов, подлежащих реализации, инвестору следует задать минимально допустимый уровень надёжности C^* (например, $C^* = 0,25$ или $C^* = 0,75$), при этом инвестору следует реализовывать i -й проект тогда и только тогда, когда для оценки его уровня надёжности справедливо соотношение $\mu_i^* \geq C^*$.

В-четвёртых, если для платёжной матрицы μ известны точные истинные значения всех её элементов μ_{ij} , то имеем КАИ, а

если точные истинные значения известны не для всех её элементов μ_{ij} , то имеем НАИ.

В-пятых, предлагаемую модель упорядочивания проектов по уровню их надёжности целесообразно применять крупномасштабным инвестиционным компаниям, рассматривающим одновременно несколько крупных проектов.

В-шестых, предлагаемая модель упорядочивания проектов по уровню их надёжности обладает как рядом достоинств (например, возможностью сочетания индивидуального проектного анализа для каждого, отдельно взятого, проекта с портфельным подходом, позволяющим осуществить сравнительный анализ проектов по всей их совокупности), так и рядом недостатков (например, чрезмерной осторожностью). Данную модель упорядочивания (ранжирования) проектов, основанную на совместном применении теории игр и нечёткой математики, целесообразно применять в условиях, когда инвестор считает, что ему нецелесообразно рисковать.

Выводы

1. В случае теоретико-игрового моделирования экономики для учёта неопределённости, конфликтности и экономического риска целесообразно применять неоклассические антагонистические игры, представляющие собой матричные игры с неполной информацией.

2. Для поиска значений оценок уровней надёжности рассматриваемых объектов (проектов) целесообразно использовать модель упорядочивания (ранжирования), основанную на совместном применении теории антагонистических игр и нечёткой математики.

3. Принимая решение о кредитовании или инвестировании, для анализа и оценки рассматриваемых объектов (проектов) следует применять как индивидуальный подход, так и портфельный (по совокупности всех рассматриваемых объектов (проектов)). Индивидуальный анализ должен быть комплексным (по многим признакам) и основан на качественном и количественном анализах статистической информации.

4. Анализ и оценка не исключённых из рассмотрения объектов (проектов) целесообразно проводить портфельно, т. е. следует проводить сравнительный анализ всех объектов (проектов) по их совокупности.

5. Одним из признаков кредитоспособности потенциальных заёмщиков, изучение которых следует признать обязательным, является изучение их кредитных историй. Совместное применение теории антагонистических игр и нечёткой математики при принятии кредитных решений позволяет уменьшить как уровень риска невозврата выданных кредитов и значение вероятности возникновения других проблем по выданным кредитам, так и уровень экономического риска деятельности данного банка в целом.

6. Совместное применение теории антагонистических игр с нечёткой математикой при принятии кредитных и инвестиционных решений обладает как достоинствами (например, возможностью анализа надёжности по всей совокупности рассматриваемых объектов (проектов), численным упорядочиванием уровней их надёжности), так и недостатками (например, чрезмерной осторожностью).

Литература

1. *Neumann J. von. Theory of Games and Economic Behavior / J. Von Neumann, O. Morgenstern.* — Princeton: Princeton University Press, 1944. — 625 p.
2. *Aumann R. J. Repeated Game with Incomplete Information / R. J. Aumann, M. Maschler.* — Cambridge: MIT Press. 1995. — 360 p.
3. *Harsanyi J. C. Games with Incomplete Information Played by «Bayesian» Players. Parts I-III / J. C. Harsanyi // Management Science.* — 1967—1968. — No. 14. — P. 159—182, 320—334, 486—502.
4. *Wald A. Statistical Decision Functions / A. Wald // Ann. Math. Statist.* — 1949. — Vol. 20. — No. 2. — P. 165—205.
5. *Трухачев П. И. Модели принятия решений в условиях неопределённости / П. И. Трухачев.* — М.: Наука, 1981. — 258 с.
6. *Nash J. F. The Bargaining Problem / J. F. Nash // Econometrica.* — 1950. — 18. — P. 155—162.
7. *Zadeh L. A. Fuzzy Sets / L. A. Zadeh // Information and Control.* — 1965. — Vol. 8. — P. 338—353.
8. *Сигал А. В. Антагонистическая игра, заданная в условиях частичной неопределённости / А. В. Сигал, В. Ф. Блыщик // Экономическая кибернетика: Международный научный журнал.* — 2005. — № 5—6 (35—36). — С. 47—53.
9. *Линь Сэнь Оптимизация уровня экономического риска на основе теоретико-игрового моделирования: диссертация кандидата экономических наук : 08.00.11 / Линь Сэнь.* — Запорожье, 2010. — 186 с.

Стаття надійшла до редакції 03.10.2012

НЕЧІТКІ ТЕХНОЛОГІЇ В БРЕНДИНГІ

С. Д. Штовба

Д-р техн. наук, професор, професор кафедри
комп'ютерних систем управління

Вінницький національний технічний університет
shtovba@ksu.vntu.edu.ua

О. В. Штовба

Канд. екон. наук, доцент кафедри менеджменту
та моделювання в економіці

Вінницький національний технічний університет
olena.shtovba@yahoo.com

Процеси створення, виведення на ринок та експлуатації брендів характеризуються невизначеністю різної природи, що обумовлено труднощами прогнозування реакції великої групи людей. Одним із найбільш ефективних інструментів моделювання гуманістичних систем в умовах невизначеності є нечіткі технології. Встановлено, що в брендинзі найчастіше застосовують нечіткі технології, які ґрунтуються на нечіткому виведенні, представленні невизначених даних нечіткими множинами та нечітких парних порівняннях альтернатив. Подекуди використовують принцип Беллмана — Заде, нечітку кластеризацію та нечіткі запити до баз даних. В статті здійснено огляд використання зазначених нечітких технологій для вирішення практичних задач оцінювання, моделювання, кластеризації та оптимізації, які виникають на різних етапах життєвого циклу бренду. Незважаючи на переваги застосування нечітких технологій за умов невизначеності початкової інформації, в практиці брендингу вони використовуються в поодиноких випадках. Відповідно, цю статтю присвячено виявленню перспективних напрямів впровадження нечітких технологій в бренд-менеджмент та дослідженню інструментарію нечіткого моделювання, що може бути застосований для розв'язання окремих прикладних задач із формулюванням рекомендацій до конструювання моделей та відповідних систем підтримки прийняття рішень.

Ключові слова. Бренд, брендинг, нечіткі технології, нечіткі множини, моделювання, прийняття рішень, кластеризація, оптимізація.

Процессы создания, продвижения на рынок и эксплуатации брендов характеризуются неопределенностью различной при-

роды, что обусловлено трудностью прогнозирования реакции большой группы людей. Одним из наиболее эффективных инструментов моделирования гуманистических систем в условиях неопределенности являются нечеткие технологии. Выявлено, что в брендинге чаще всего применяют нечеткие технологии, основанные на нечетком выводе, представлении неопределенных данных нечеткими множествами и нечетких парных сравнениях альтернатив. Изредка используют принцип Беллмана — Заде, нечеткую кластеризацию и нечеткие запросы к базам данных. В статье сделан обзор использования указанных нечетких технологий для решения практических задач оценивания, моделирования, кластеризации и оптимизации, возникающих на разных этапах жизненного цикла бренда. Несмотря на преимущества применения нечетких технологий в условиях неопределенности исходной информации, в практике брендинга они используются в единичных случаях. Соответственно, статья посвящена выявлению перспективных направлений внедрения нечетких технологий в бренд-менеджмент и исследованию инструментария нечеткого моделирования, который может быть применен для решения некоторых прикладных задач с формулированием рекомендаций к конструированию моделей и соответствующих систем поддержки принятия решений.

Ключевые слова. *Бренд, брендинг, нечеткие технологии, нечеткие множества, моделирование, принятие решений, кластеризация, оптимизация.*

The process of creation, promotion to market and exploitation of brands are tied with uncertainty of various natures that is caused by difficulty of predicting the reaction of a large people group. One of the most effective tools for modeling of humanistic systems under uncertainty is fuzzy techniques. It is established that most popular fuzzy techniques in branding are based on fuzzy inference, usage of fuzzy sets for uncertain information presenting, and fuzzy pairwise comparisons of alternatives. Bellman — Zadeh principle, fuzzy clustering and fuzzy queries to databases are rarely used in branding. The paper reviews the use of the mentioned fuzzy techniques for solving the practical problems of assessment, modeling, clustering and optimization, which aroused at different stages of the brand life cycle. Despite the advantages of fuzzy techniques for conditions of uncertainty of source information, in the practice of branding they are used in rare cases. Accordingly, the article focuses on the identification of perspective directions of implementation of fuzzy techniques into the brand management, and research of fuzzy modeling tools that can be applied to solve some applied problems with the formulation of recommendations for the design of models and related decision support systems.

Keywords. *Brand, branding, fuzzy techniques, fuzzy sets, modeling, decision making, clustering, optimization.*

Вступ

Брендинг — це взаємопов’язані процеси створення, виведення на ринок та експлуатації бренда, які спрямовані на довгострокову лояльність споживачів до асоційованих з ним товарів чи послуг. Ключовим у цьому визначенні є термін «бренд», під яким розуміється цілісна сукупність товарного знаку та пов’язаних з ним стійких знань, образів і асоціацій у споживачів з цільової аудиторії, яка збільшує обсяги реалізації відповідної продукції чи послуг. Процеси створення, виведення та експлуатації бренду характеризуються значною невизначеністю, яка обумовлена труднощами прогнозування реакції великої групи людей. Одним із найбільш ефективних підходів до моделювання гуманістичних систем в умовах невизначеності є використання нечітких множин та нечіткої логіки [1, 2]. Цей підхід дозволяє використати доступні експертні лінгвістичні знання щодо опису вхідної ситуації, об’єкту моделювання та управлінських дій, з їх подальшою математичною формалізацією та обґрунтуванням прийнятих рішень. В статті здійснюється огляд основних підходів із застосування нечітких множин та нечіткої логіки в брендинзі. Огляд написано за статтями [3 —20].

Розподіли публікацій та дослідників

Перша стаття з використання нечітких множин в брендинзі опублікована в 2004 р. в Україні [8]. Розподіл публікацій та їх авторів по країнам наведено на рис. 1. Розподіл статей за технологіями нечіткого моделювання по різних етапам брендингу зведено в табл. 1.

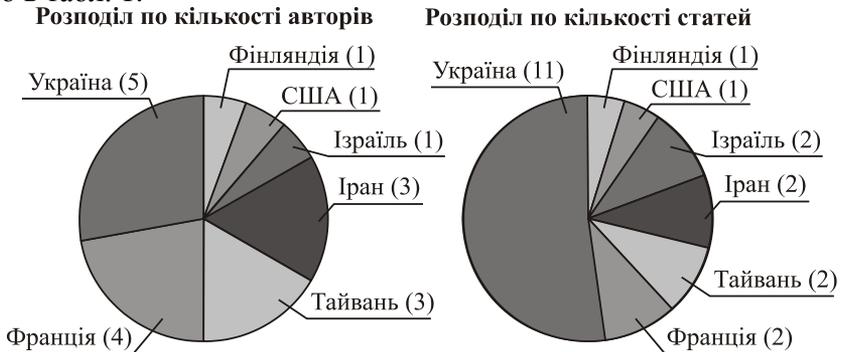


Рис. 1. Розподіл релевантних статей та дослідників за країнами

Таблиця 1

ПУБЛІКАЦІЇ ІЗ ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НА РІЗНИХ ЕТАПАХ БРЕНДИНГУ

Нечіткі технології	Етапи брендингу		
	створення	виведення	експлуатація
Нечітке виведення	[15]	[12, 20]	[3, 7, 8, 9, 17, 18, 19]
Нечіткі парні порівняння альтернатив	—	[5, 6, 14]	[13]
Прийняття рішень за принципом Белманна — Заде	—	[5, 6]	—
Нечітка кластеризація	—	—	[16]
Нечіткі запити до баз даних	[10, 11]	—	—
Представлення невизначених даних нечіткими множинами	—	—	[4, 8, 9, 17, 18, 19]

Застосування нечіткого виведення в брендинзі

Нечітким виведенням називається апроксимація залежності «входи — вихід» за допомогою нечітких правил <Якщо — тоді> та нечітких логічних операцій [21]. Сукупність нечітких правил утворює нечітку базу знань. Сьогодні найуживанішими є нечіткі сингтонна база знань, класифікаційна база знань, база знань Мамдані та база знань Сугено [21]. Меншу популярність здобули нечітка база знань Ларсена та нечітка база знань Цукамото [22]. В брендинзі застосовують нечіткі бази знань Мамдані та Сугено.

Базу знань Мамдані складають правила, в яких нечіткими множинами задаються і антецеденти — if-частини, і консеквенти — then-частини. Її можна трактувати як розбиття факторного простору на зони з нечіткими межами, в кожній з яких функція відклику приймає нечітке значення. Кількість нечітких зон дорівнює числу правил. Нечітку базу знань Мамдані про залежність між входами (x_1, x_2, \dots, x_n) та виходом y запишемо таким чином:

If $(x_1 = \tilde{a}_{1j} \text{ and } x_2 = \tilde{a}_{2j} \text{ and } \dots \text{ and } x_n = \tilde{a}_{nj})$, *then* $y = \tilde{d}_j$, $j = \overline{1, m}$,
де \tilde{a}_{ij} — нечіткий терм (низький, середній, високий тощо), яким оцінено фактор x_i в j -му правилі $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$;
 m — кількість правил;

d_j — консеквент j -го правила, який задано нечітким термом;

В базі знань Сугено антецеденти правил задано нечіткими множинами, а консеквенти — лінійними функціями від входів. Її можна розглядати як розбиття факторного простору на нечіткі зони, в кожній з яких діє свій закон «входи — вихід». Границі зон розмиті, тому в будь-якій точці факторного простору можуть виконуватися декілька законів «входи — вихід», але з різними ступенями. Нечітку базу знань Сугено запишемо таким чином:

$$\begin{aligned} & \text{If } (x_1 = \tilde{a}_{1j} \text{ and } x_2 = \tilde{a}_{2j} \text{ and...and } x_n = \tilde{a}_{nj}), \\ & \text{then } y = b_{j0} + b_{j1}x_1 + b_{j2}x_2 + \dots + b_{jn}x_n, \quad j = \overline{1, m}, \end{aligned}$$

де $b_{j0}, b_{j1}, \dots, b_{jn}$ — дійсні числа.

Нечітке виведення застосовується для розв'язання таких задач брендингу:

(а) моделювання конкурентоспроможності брендового товару [8, 9, 17 — 19];

(б) оптимальне управління конкурентоспроможністю брендового товару з урахуванням витрат [7, 17 — 19];

(с) визначення рівня сформованості споживчого капіталу підприємства з урахуванням його бренду [3];

(d) визначення доцільності розширення бренду [20];

(е) встановлення ціни нового брендового продукту [12];

(f) визначення схожості двох словесних товарних знаків [15].

Задача (а) полягає в оцінюванні кількісного рівня конкурентоспроможності брендового товару з урахуванням його ціни, якості, іміджу та сервісного обслуговування. В працях [8, 9, 17 — 19] моделювання залежності конкурентоспроможності від цих 4-х укрупнених факторів здійснюється за нечіткою базою знань Сугено з 3-х правил. Правила описують 3 типи збуту, коли для споживача показники і ціни, і якості, і іміджу, і сервісу є усі: 1) поганими, 2) середніми та 3) добрими. Поточні рівні якості, іміджу і сервісу брендового товару розраховуються на основі 3-х нечітких баз знань Мамдані з урахуванням 9 частинних факторів впливу. Для оцінювання якості враховуються якість проектних рішень, якість виробничих технологій, та рівень кадрового забезпечення виробника. Для оцінювання іміджу враховуються ранг підприємства, рівень рекламного забезпечення та рівень реклаमाцій. Для

оцінювання сервісу враховуються сервіс під час покупки, сервіс під час експлуатації та бонуси.

Задача (b) полягає у ефективному управлінні конкурентоспроможністю бренда на основі розглянутої вище нечіткої моделі (a). Ця загальна задача в роботах [7, 17 — 19] представлена такою множиною прикладних менеджерських завдань:

- як спрогнозувати зміну конкурентоспроможності марочного товару внаслідок заходів покращення ефективності експлуатації бренду;

- як забезпечити більшу ніж у конкурентів долю ринку;

- як досягти запланованого рівня конкурентоспроможності за мінімальних витрат;

- як оптимально розподілити обмежені ресурси для забезпечення максимального рівня конкурентоспроможності брендового товару;

- як забезпечити збільшення рівня збуту брендового товару на ринку;

- як розподілити ресурси між покращенням іміджу бренда та підвищенням конкурентоспроможності окремих брендів для забезпечення максимального рівня конкурентоспроможності всього бренду;

- як досягти запланованого рівня конкурентоспроможності бренда за мінімальних витрат.

Наведені менеджерські завдання формалізуються переважно задачами математичного програмування, в яких цільові функції або обмеження записані на основі нечіткої моделі конкурентоспроможності брендового товару. Приклад вирішення задачі виведення конкурентоспроможності на заданий рівень за мінімальних витрат наведено на рис. 2. Керованими змінними в цій задачі є зміни ціни товару та рівня рекламування.

Задача (c) полягає у визначенні рівня сформованості споживчого капіталу підприємства на основі 4-х факторів: рівень розвитку зв'язків з клієнтами підприємства; рівень іміджу підприємства; рівень бренду підприємства; рівень зв'язків з постачальниками та місцевим співтовариством. У праці [3] моделювання здійснюється за нечіткою базою знань Мамдані із 28 правил.

Задача (d) полягає у визначенні доцільності розширення бренда з урахуванням 6-ти факторів. У статті [20] моделювання здійснюється за нечіткою базою знань Мамдані із 10 правил.

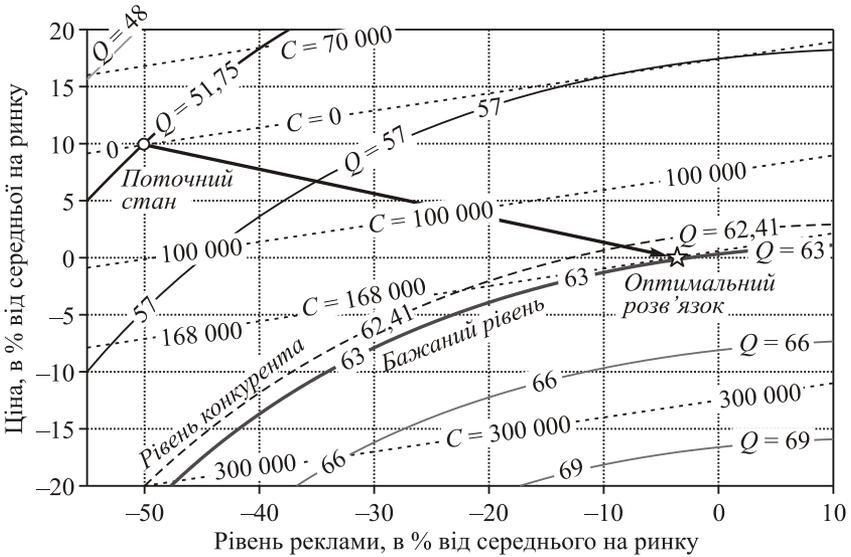


Рис. 2. Підвищення конкурентоспроможності (Q) до заданого рівня за мінімальних витрат (C) [7]

Задача (е) полягає у встановленні ціни нового брендового продукту з урахуванням таких факторів: можливість виходу на ринок конкурентів, сила бренду, враження споживачів про якість продукту, відомість бренду, адаптованість продукту до ринку та ризику споживачів. Моделювання здійснюється за нечіткою базою знань Мамдані, що у роботі [12] представлена 14 правилами.

Задача (f) полягає у визначенні схожості двох словесних товарних знаків. У [15] прийняття рішень здійснюється за базою правил, що містить 17 нечітких логічних операцій. Визначення рівня схожості здійснюється на основі співпадання літер в різних фрагментах назв товарних знаків та специфічності товарів (послуг), що асоційовані з досліджуваними товарними знаками.

Застосування нечіткої кластеризації в брендинзі

Кластеризація — це розбиття об'єктів на групи (кластери) таким чином, щоб кожна група утворювали схожі між собою об'єкти, а об'єкти з різних груп були несхожими. Нечітка класте-

ризація дозволяє довільному об’єкту одночасно входити до різних груп з деяким ступенем належності. Нечітка кластеризація застосовується для таких задач брендингу [16]:

- групування однотипних брендівих товарів з одного ринку, схожих за показниками «відомість бренда — рівень лояльності споживачів»;

- групування ринків різних брендівих товарів, для яких залежності «відомість бренда — рівень лояльності споживачів» є схожими.

Кластеризація ринків дозволяє бренд-менеджеру перенести свої знання та досвід управління з одного ринку на інший. На рис. 3 проведена така кластеризація, що показує майже ідентичність ринків 1, 2, 4, 5 і 8 та 6 і 7. Ринок 3 більш схожий на першу групу, ніж на другу. Розбиття ринків на групи здійснюється таким чином. Спочатку для кожного ринку експериментальні дані про залежність «відомість бренда — лояльність споживачів» апроксимуються сигмоїдною функцією з двома параметрами. Далі, для кожного ринку формується вектор інформативних ознак з параметрів апроксимувальної функції та середньоквадратичної нев’язки, і за цими ознаками здійснюється кластеризація за методом нечітких с-середніх [21, 23].

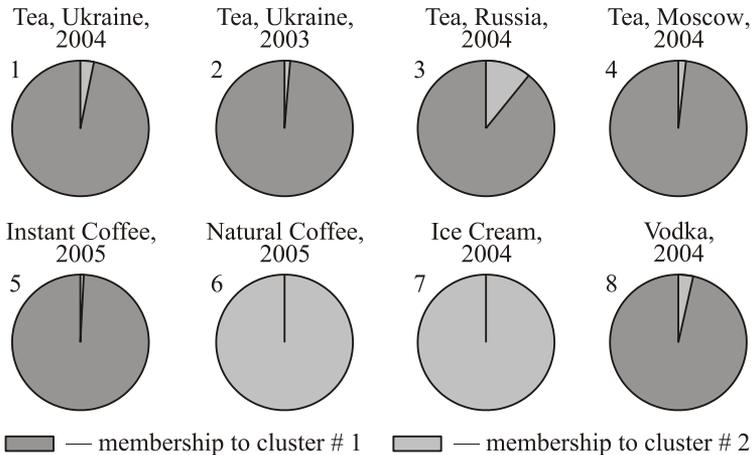


Рис. 3. Нечітка кластеризація ринків брендівих товарів [16]

Представлення невизначених даних нечіткими множинами

Бренд-менеджерам часто доводиться приймати рішення в умовах невизначеності початкової інформації. Для формалізації невизначених початкових даних зручно використовувати нечіткі множини. Фактично особа, що приймає рішення, обирає функцію належності відповідної нечіткої множини. Такі дії можна співставити з прямими методами побудови функцій належності нечітких множин. В подальшому отримані нечіткі множини використовуються як початкові дані для алгоритмів прийняття рішень та моделювання. Представлення невизначених даних нечіткими множинами використовується в розглянутій вище задачі моделювання конкурентоспроможності брендів товарів [8, 9, 17, 18, 19] та в задачі оцінювання рівня нематеріальних активів машинобудівного підприємства [4] з урахуванням 5-ти факторів: рівень розвитку людського капіталу, кількість об'єктів інтелектуальної власності, рівень розвитку бренду та рівень розвитку інформаційної інфраструктури.

Один із найбільш уживаних непрямих методів побудови функцій належностей базується на парних порівняннях альтернатив — елементів універсальної множини. Суть методу полягає у формуванні матриці парних порівнянь, кожен елемент якої оцінює перевагу однієї альтернативи над іншою по відношенню до властивостей аналізованої нечіткої множини [21]:

$$\mathbf{A} = \begin{matrix} & P_1 & P_2 & \dots & P_k \\ \begin{matrix} P_1 \\ P_2 \\ \dots \\ P_k \end{matrix} & \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{k1} & a_{k2} & \dots & a_{kk} \end{bmatrix} & , \end{matrix}$$

де a_{ij} — рівень переваги альтернативи P_i над P_j ($i, j = \overline{1, k}$), яка визначається експертно за дев'ятибальною шкалою Сааті [24]:

- 1 — якщо відсутня перевага P_i над P_j ;
- 3 — якщо перевага P_i над P_j є слабкою;
- 5 — якщо перевага P_i над P_j є помірною;

7 — якщо перевага P_i над P_j є *сильною*;

9 — якщо перевага P_i над P_j є *абсолютною*,

2, 4, 6, 8 — проміжні оцінки: 2 — *ледь слабка* перевага; 4 — *більш ніж слабка* перевага; 6 — *майже сильна* перевага; 8 — *майже абсолютна* перевага.

Матриця парних порівнянь A є діагональною ($a_{ii} = 1$) та зворотно симетричною $a_{ij} = 1/a_{ji}$, $i, j = \overline{1, k}$.

Ступені належності нечіткої множини пов'язані з координатами власного вектора $W = (w_1, w_2, \dots, w_k)$ матриці A , який знаходять з такого рівняння:

$$A \cdot W = \lambda_{\max} \cdot W,$$

де λ_{\max} — найбільше власне значення матриці A .

В брендинзі метод парних порівнянь застосовується:

- для визначення нечітких початкових даних, необхідних для ранжування проектів виведення бренду [5, 6];
- для оцінювання капіталу сервіс-орієнтованого бренду ресторанних закладів [13];
- вибору партнера для створення стратегічного маркетингового альянсу [14].

В статтях [5, 6] за методом парних порівнянь знаходять ступені відповідності проектів виведення бренду таким критеріям: ступінь проробки проекту; очікуваний ефект; ризики; швидкість виведення бренду; перспективи розвитку бренду; вартість проекту. Також за методом парних порівнянь знаходять важливості цих частинних критеріїв. Кращий проект обирають за принципом Беллмана — Заде. Для цього знаходять альтернативу, яка одночасно задовольняє усім критеріям найбільшою мірою. В [5, 6] додатково розроблено правила «що — якщо» аналізу, які дозволяють визначити, що саме потрібно змінити в альтернативі, щоб вона стала найкращою.

В статті [13] капітал сервіс-орієнтованого бренду оцінюється за 8 частинними факторами, що об'єднані у 3 укрупнені. Перший укрупнений фактор — *відомість бренду* — визначається на основі рівня його незабутності та унікальності фірмового стилю. Другий укрупнений фактор — *брендові асоціації* — визначається згортою функціональних, емпіричних та символічних переваг.

Третій укрупнений фактор — *атмосфера закладу* — визначається за зовнішнім виглядом персоналу, його функціональністю та інтер'єром приміщення. Коефіцієнти важливості укрупнених та частинних факторів знаходять за спрощеним методом нечітких парних порівнянь [25, 26]. За цим методом припускається, що матриця парних порівнянь є транзитивною, що дозволяє заповнити її, знаючи лише один рядок. Кількість парних порівнянь, які здійснюють експерти, суттєво зменшується, при цьому зростають вимоги до їх достовірності. Крім оцінювання капіталу бренда, нечіткі парні порівняння використовуються в [13] для прогнозування впливу менеджерських стратегій на частинні фактори, на основі якого обирають кращий варіант брендингу.

В статті [14] запропонована модель вибору партнеру для створення стратегічного маркетингового альянсу для довгострокових бізнес-відносин в сфері роздрібно́ї торгівлі. Для ранжування кандидатів враховують 7 укрупнених факторів, що оцінюють: прихильність до співробітництва; систему контролю якості; сервіс під час продажу; потенціал ринку; виробничі можливості; імідж бренду; науково-дослідницькі можливості. Для розрахунку укрупнених факторів використовують 18 вхідних показників. Вагові коефіцієнти важливості частинних та укрупнених факторів визначають за методом нечітких парних порівнянь [27]. Особливістю методу є формування матриці парних порівнянь A не з чітких чисел з дев'ятибальної шкали Сааті [24], а з нечітких чисел. Ці нечіткі числа віддзеркалюють невпевненість експерта в оцінках переваг альтернатив.

Нечіткі запити до баз даних товарних знаків

В статтях [10, 11] розроблено метод пошуку по базі товарних знаків за нечіткими запитами, тобто за нечітким описом мети пошуку. Запити формуються за такими атрибутами назви товарного знаку: кількість слів, довжина (загальна кількість знаків), кількість літер та кількість спеціальних символів. Кожен атрибут може приймати одне із трьох лінгвістичних значень, які формалізовано нечіткими множинами. Запити до бази даних задаються у формі нечіткого образу, наприклад, знайти товарні знаки, для яких $\text{кількість_слів} = \text{мала}$, та $\text{довжина} = \text{середня}$, та $\text{кількість_літер} = \text{мала}$, та $\text{кількість_спеціальних_символів} = \text{велика}$. За частотою появи таких нечітких образів в базі даних створюю-

ється своєрідна нечітка статистика лінгвістичних особливостей товарних знаків, яка є однією із складових аналізу впливу товарних знаків на споживачів.

Практичне використання нечітких технологій в брендизі

Приклади практичних задач брендингу, які вирішувались за допомогою описаних вище нечітких технологій, та наші оцінки готовності розробок до впровадження зведені в табл. 2.

Таблиця 2

ПРИКЛАДИ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЧІТКИХ ТЕХНОЛОГІЙ В БРЕНДИНГІ

Змістовна задача	Приклади застосування	Готовність до впровадження	Публікації
Моделювання конкурентоспроможності брендового товару	Реальний приклад оцінювання конкурентоспроможності для двох товарів брендів «Сотка» та «Nemigoff». Здійснено порівняння за співвідношенням між ринковими долями. Сформульовано постановку задачі параметричної ідентифікації моделі за даними із сегментації ринку	Висока	[8, 9, 17—19]
Оптимальне управління конкурентоспроможністю брендового товару з урахуванням витрат	4 реальні приклади з управління конкурентоспроможності горілки «Поділля» бренду «Сотка»: 1) досягнення заданого рівня конкурентоспроможності; 2) перерозподіл ресурсів для забезпечення максимальної конкурентоспроможності; 3) мінімізація витрат на забезпечення конкурентоспроможності; 4) забезпечення максимальної конкурентоспроможності за обмежених ресурсів. Керовані змінні — ціна брендового товару та рівень реклами	Висока	[7, 17—19]

Закінчення табл. 2

Змістова задача	Приклади застосування	Готовність до впровадження	Публікації
Багатокритеріальний вибір проекту для виведення бренда на ринок	Ілюстративний приклад із ранжування 4-х проектів з розробкою стратегії виведення в лідери заданого варіанта.	Висока	[5, 6]
Кластеризація ринків брендів різних категорій	Реальний приклад з кластеризації 8 ринків.	Висока	[16]
Кластеризація однотипних брендів харчових продуктів	8 реальних прикладів з кластеризації брендів харчових продуктів.	Висока	[16]
Визначення рівня нематеріальних активів машинобудівного підприємства	Приклад ранжування 3-х дрогобицьких підприємств.	Низька	[4]
Визначення рівня сформованості споживчого капіталу підприємства	Ілюстративний приклад	Середня	[3]
Моделювання капіталу сервіс-орієнтованого бренду	Реальний приклад з оцінювання бренду стейкового ресторану та вибору стратегій покращення бренду.	Висока	[13]
Вибір бізнес-партнера для стратегічного маркетингового альянсу	Реальний приклад з оцінювання популярної мережі роздрібних магазинів в Тайвані	Висока	[14]
Визначення схожості двох словесних товарних знаків	Перевірка здійснена на вибірці з 149 товарних знаків, що зареєстровані ОНІМ — офісом з гармонізації на внутрішньому ринку ЄС.	Висока	[15]
Нечіткі запити до бази товарних знаків	Перевірка здійснена на базі даних INPI — Національного інституту промислової власності (Франція), що містить інформацію про 2 млн. товарних знаків.	Висока	[10, 11]

Висновки

Процеси брендингу характеризуються невизначеністю різної природи, що обумовлено труднощами прогнозування реакції великої групи людей. Одним із найбільш ефективних інструментів моделювання гуманістичних систем в умовах невизначеності є нечіткі технології. В статті здійснено огляд використання різноманітних нечітких технологій для вирішення практичних задач оцінювання, моделювання, кластеризації та оптимізації, які виникають під час створення, виведення та експлуатації брендів. Незважаючи на переваги застосування нечітких технологій для вирішення менеджерських задач в умовах невизначеності початкової інформації, в практиці брендингу вони використовуються в поодиноких випадках. На нашу думку, такий стан речей пояснюється відсутністю у бренд-менеджерів відповідних знань про можливості сучасних інформаційних технологій моделювання, оптимізації та прийняття рішень в умовах невизначеності. Автори сподіваються, що ця стаття виступить своєрідним катализатором масового впровадження нечітких технологій в бренд-менеджмент.

Література

1. *Zadeh L.* Fuzzy Sets // *Information and Control.* — 1965. — № 8. — P. 338—353.
2. *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. — М.: Мир, 1976. — 165 с.
3. *Журавльова І. В.* Застосування теорії нечітких множин до задач управління інтелектуальним споживчим капіталом // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія економічна. — 2008. — Вип. 33-2. — С. 126—131.
4. *Мірошник Р. О., Сорочак О. З.* Методика позиціонування машинобудівних підприємств у матриці «нематеріальні активи-інноваційна активність» // Економіка та управління підприємствами машинобудівної галузі: проблеми теорії та практики. — 2010. — № 3. — С. 101—116.
5. *Ротштейн А. П., Штовба С. Д., Штовба Е. В.* Многокритериальный выбор бренд-проекта с помощью нечетких парных сравнений альтернатив // Управление проектами и программами. — 2006. — № 2. — С. 32—38.
6. *Ротштейн О. П., Штовба С. Д., Штовба О. В.* Вибір проекту створення бренда за допомогою нечітких парних порівнянь // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. — 2005. — № 2. — С. 13—21.
7. *Штовба О. В., Штовба С. Д.* Менеджмент марочним товаром на базі нечіткої моделі конкурентоспроможності // Вісник Донецького

державного університету управління. Менеджер. — 2005. — № 2. — С. 115—121.

8. Штовба О. В. Моделивання конкурентоспроможності бренда на основі нечітких баз знань // Вісник Житомирського державного технологічного університету. — 2004. — № 4. — Т. II. — С. 168—179.

9. Штовба О. В., Пащенко А. В. Нечітка модель конкурентоспроможності марочного товару // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 2005. — № 2. — С. 33—39.

10. Fiot C., Laurent A., Teisseire M. From crispness to fuzziness: three algorithms for soft sequential pattern mining // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. — 2007. — Vol. 15. — № 6. — P. 1263—1277.

11. Fiot C., Laurent A., Teisseire M., Laurent B. Why fuzzy sequential patterns can help data summarization: an application to the INPI trademark database // Proc. of 2006 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vancouver, (Canada). — July 16-21, 2006. — P. 3596—3603.

12. Haji A., Assadi M. Fuzzy expert systems and challenge of new product pricing // Computers and Industrial Engineering. — 2009. — Vol. 56. — P. 616—630.

13. Hsu T.-H., Hung L.-C., Tang J.-W. An analytical model for building brand equity in hospitality firms // Annals of Operations Research. — 2011. — Vol. 195. — № 1 — P. 355—378.

14. Hsu H.-H., Tang J.-W. A model of marketing strategic alliances to develop long-term relationships for retailing // International Journal of Business and Information. — 2010. — Vol. 5. — № 2. — P. 151—172.

15. Ronkainen A. MOSONG, a fuzzy logic model of trade mark similarity // Proc. of the Workshop on Modeling Legal Cases and Legal Rules (Adam Z. Wyner, ed.). — 2010. — P. 23—32. Available at SSRN: http://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID1879399_code1684611.pdf?abstractid=1879399&mirid=1.

16. Shtovba S., Shtovba O. Fuzzy clustering of brand product customer loyalty data / Knowledge Structures // Proc. of ICCL Summer School Workshop. — Dresden (Germany), 2006. — http://www.computational-logic.org/content/events/iccl-ss-2006/public/Shtovba_2006.pdf

17. Shtovba S., Shtovba O. Fuzzy rule-based prediction the competitive strength index of brand product // Proc. the First Polish and Intern. Forum-Confernece on Computer Science, Lodz, Poland, 2005. Published in «Selected Problems of Computer Science» (Eds. Rutkowska D. et al.). Warsaw: Academic Publishing House EXIT. — 2005. — P. 208—216.

18. Shtovba S., Shtovba O. Prediction of Competitive Position of Brand Product by Fuzzy Knowledge Base // Journal of Automation and Information Sciences. — 2006. — Vol. 38. — № 8. — P. 69—80.

19. Shtovba S., Shtovba O. Prediction the competitive strength index of brand product on base of fuzzy logic // Logic-Based Knowledge Representa-

tion. Proc. of ICCL Summer School Workshop. — Dresden (Germany): TUD, 2005 (www.computational-logic.org/content/events/iccl-ss-2005/talks/).

20. *Toloié-Eshlaghy A., Asadollahi A.* To evaluate changeability of brand to brand association for goods by using fuzzy expert system based on consumers perceptions of value of goods // European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences. — 2011. — № 41. — P. 6—19.

21. *Штовба С. Д.* Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 288 с.

22. *Леоненков А. В.* Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. — СПб.: БХВ-Петербург, 2003. — 736 с.

23. *Bezdek J. C.* Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function. — New York: Plenum Press, 1981. — 256 p.

24. *Саати Т. Л.* Взаимодействие в иерархических системах // Техническая кибернетика. — 1979. — № 1. — С. 68—84.

25. *Herrera V. E., Herrera F., Chiclana F., Luque M.* Some issues on consistency of fuzzy preference relations // European Journal of Operational Research. — 2004. — Vol. 154. — № 1. — P. 98—109.

26. *Rotshtein A., Shtovba S.* Fuzzy Multicriteria Analysis of Variants with the Use of Paired Comparisons // Journal of Computer and Systems Sciences International. — 2001. — Vol. 40. — № 3. — P. 499—503.

27. *Wang T. C., Chen Y. H.* Applying fuzzy linguistic preference relations to the improvement of consistency of fuzzy AHP // Information Sciences. — 2008. — Vol. 178. — P. 3755—3765.

Стаття надійшла до редакції 27.04.2012

ІНФОРМАЦІЯ

Шановні колеги!

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана» запрошує Вас до публікації у науково-аналітичному журналі «Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці». Журнал виходить двічі на рік.

Умови подання статті до журналу.

Для публікації статті до редакції журналу необхідно подати:

1. Електронний варіант статті, оформлений відповідно до наведених нижче вимог.

Статті повинні містити вагомі наукові результати, які можуть носити як теоретичний (здійснювати внесок в розвиток теорії та методології нейронних мереж чи нечіткої логіки), так і практичний характер (містити розв'язок конкретної прикладної задачі з побудовою економіко-математичних моделей, їх програмною реалізацією та експериментальним дослідженням їх ефективності). Результати будуть оцінюватися за рівнем їх науково-технічного потенціалу.

2. Заявку мовою статті та англійською, оформлену за наступною формою:

«Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці»

Назва статті _____

П.І.Б. автора _____

Науковий ступінь, вчене звання _____

Місце роботи _____

Посада _____

Контактний телефон _____

E-mail _____

Поштова адреса _____

Прим. Уся ця інформація подається на кожного автора (крім назви статті та поштової адреси, які даються один раз на весь авторський колектив).

Статті в електронному вигляді українською, російською або англійською мовою разом із заявкою надсилаються на адресу editor@nfimte.com.

Файли називати прізвищем першого автора латинськими літерами (наприклад, [Savina_zayav.doc](#), [Savina.doc](#)).

**Вимоги до наукових статей,
що подаються до науково-аналітичного журналу
«Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці».**

Вимоги до структури статті

1. Індекс УДК до статті.

На першій сторінці у правому верхньому кутку, прописними літерами, шрифт — жирний.

2. Назва статті.

Через рядок по центру, прописними літерами, шрифт — жирний. Подається назва статті українською, російською та англійською мовами (переклад).

3. Автор статті.

Через рядок по центру вказується ініціали та прізвище автора прописними літерами, шрифт — жирний. Інформація подається українською, російською та англійською мовами (транслітерація). Транслітерувати власні назви, прізвища та імена необхідно згідно постанови Кабінету Міністрів України від 27.01.2010 №55 «Про впорядкування транслітерації українського алфавіту латиницею».

4. Відомості про авторів.

З наступного рядка по центру вказати без скорочень науковий ступінь, вчене звання автора. З нового рядка — посаду і місце роботи автора (повністю без скорочень і аббревіатур). З нового рядка — повну робочу адресу з поштовим індексом і назвою країни. Всі відомості вказати *українською, російською та англійською мовами* (використовувати повний офіційний переклад назви організацій). З нового рядка — адресу електронної пошти.

Якщо у статті кілька авторів, то по кожному автору наводиться повна інформація згідно пп. 3, 4 з пропущеним рядком між авторами. Більше чотирьох авторів не допускається.

5. Анотація.

Через рядок. Анотація має бути структурованою, лаконічною, інформативною та містити такі аспекти: предмет, мету, метод чи методологію дослідження, результати дослідження, сферу застосування результатів, ступінь наукової новизни, висновки. Обсяг анотації — від 100 до 250 слів. Анотація має бути *українською, російською та англійською мовами*.

6. Ключові слова.

Не менше п'яти та не більше десяти слів або словосполучень, курсивом, *українською, російською та англійською мовами*.

7. Текст статті.

Через рядок. У структурі статті необхідно виділити:

— вступ (у якому необхідно висвітлити: постановку проблеми та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями; аналіз

останніх досліджень та публікацій з обов'язковим посиланням на використані джерела; невіршені раніше частини загальної проблеми, котрим присвячується стаття);

- формулювання мети і завдань дослідження;
- виклад основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів;
- висновки і перспективи подальших досліджень у даному напрямку;
- два переліки використаних літературних джерел.

Перший перелік використаних літературних джерел подається під заголовком «**Список літератури**» мовою оригіналу і має містити не менше 8 джерел. Бібліографічний опис літературних джерел оформлюється згідно з ДСТУ ГОСТ 7.1:2006 «Система стандартів з інформації, бібліотечної та видавничої справи. Бібліографічний запис. Бібліографічний опис. Загальні вимоги та правила складання». Приклади оформлення бібліографічного опису наведено в «Бюлетні ВАК України. — 2009. — № 5. — С. 26-30.». Другий перелік використаних літературних джерел подається під заголовком «**References**», що містить ті самі літературні джерела, але у латинському алфавіті: якщо наукова праця написана мовою, що використовує кирилицю, то її бібліографічний опис необхідно транслітерувати латинськими літерами (після транслітерації назви статті в кінці кожної позиції необхідно зазначити мову оригіналу: [in Ukrainian], [in Russian] тощо). Бібліографічний опис літературних джерел «**References**» оформлюється згідно з міжнародним стандартом Harvard - British Standard (Приклад: AUTHOR, A.A., AUTHOR, B.B. and AUTHOR, C.C., 2005. Title of article. *Title of Journal*, 10 (2), pp. 49-53.).

У кінці статті має бути примітка, що стаття подана для публікації лише до журналу «Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці».

Технічні вимоги до оформлення статті

1. Вимоги до оформлення тексту:

- використовувати текстовий редактор MS Word 2003 (текстові файли подаються у форматі MS Word з розширенням doc);
- формат паперу — А4;
- гарнітура — Times New Roman Cyr;
- кегль — 14;
- міжрядковий інтервал — 1,5;
- нумерація сторінок — з правого нижнього краю сторінки;
- усі поля сторінки по 2 см; від краю аркуша до колонтитула — 1,25 см;
- абзац — 1,25 см;
- не здійснювати перенос частин слів;
- встановити заборону висячих рядків в абзаці;

- обсяг статті 0,5 — 2 друк. арк. (12—48 стор.);
- назви розділів у тексті статті — по центру жирним шрифтом, назви підрозділів — по центру курсивом;
- нумерація сторінок, пунктів, рисунків, таблиць, формул подаються арабськими цифрами без символу №;
- при наборі не застосовувати для форматування тексту додаткові пробіли;
- не встановлювати відступ (абзац) першого рядка табуляцією або пробілами (форматування здійснювати лише через параметри абзацу);
- лапки необхідно набирати однакові по всій статті;
- не використовувати дефіс замість тире.

2. Вимоги до оформлення ілюстрацій:

- якість ілюстрації повинна забезпечити її чітке відтворення;
- рисунки та графіки у статтю вставляють або у графічному редакторі MS Word, або в одному з форматів jpeg, bmp чи tif з роздільною здатністю не менше ніж 300 dpi (подавати якісні оригінали);
- всі об'єкти в рисунках, зроблених у MS Word, мають бути обов'язково згруповані. Текст статті не повинен містити рисунків і/або тексту в рамках рисунків, розташованих поверх/за текстом тощо. Складні, багатооб'єктні рисунки з нашаруваннями готувати за допомогою графічних редакторів;
- рисунки підписують і нумерують (якщо їх більше ніж один);
- підпис має бути під ілюстрацією і позначається скороченим словом «Рис.»;
- схеми і блок-схеми слід розміщувати після першого посилання на них по тексту;
- ілюстрації не повинні виходити на поля;
- оскільки друк чорно-білий, не застосовувати фон і колір у графіках, діаграмах тощо.

3. Вимоги до оформлення таблиць:

- перед кожною таблицею необхідно подати слово «Таблиця» з її порядковим номером у статті з вирівнюванням по правому боку;
- у наступному рядку наводиться назва таблиці курсивом з вирівнюванням посередині поля, за якою розміщується сама таблиця;
- текст таблиці може бути на кегль меншим від основного тексту.

4. Вимоги до оформлення формул:

- формули набираються допоміжною програмою MS Equation 3.0 (редактор формул в MS Word 2003);
- формули вирівнюють по центру;
- формули нумерують в круглих дужках праворуч сторінки наскрізною нумерацією.

5. Посилання на використані джерела:

— при посиланні в тексті на літературне джерело слід навести порядковий номер у квадратних дужках, який відповідна праця має у списку літератури;

— список літератури наводять у кінці статті або у порядку згадуваних джерел, або у алфавітному порядку;

— на всі наведені в списку літератури джерела мають бути посилання у тексті статті;

— усі цитування у тексті або згадування про отримані іншими авторами результати мають супроводжуватись відповідним посиланням.

6. Примітки:

— примітки до тексту розміщуються внизу сторінки з текстом, що потребує пояснень;

— примітки до тексту робляться автоматично і нумеруються послідовно арабськими цифрами;

— примітки до таблиць та рисунків, в яких наводяться довідкові і пояснювальні дані, можуть нумеруватись послідовно в межах однієї сторінки;

— якщо приміток до таблиць чи рисунків на одному аркуші кілька, то після слова «Примітки» ставлять двокрапку, наприклад:

Примітки:

1. ...

2. ...

Якщо є одна примітка, то її не нумерують і після слова «Примітка» ставлять крапку.

Додатково:

— усі статті проходять обов'язкове рецензування;

— у тексті статті можуть бути внесені редакційні виправлення під час опрацювання редактором та вичитки коректором;

— автори статті несуть відповідальність за правильність і точність наведених у статті термінів, даних, фактів, цитат, статистичних матеріалів тощо, а також за наведення в статті даних, що не є предметом відкритої публікації;

— в одному номері може бути опублікована тільки одна стаття автора.

ЗМІСТ

Вітлінський В. В., Мельник Г. В. Оцінювання якості ресурсів управління інформаційними ризиками в корпоративній системі	3
Завгородня Т. П., Гаврилюк Г. В. Оцінювання можливості коригування видів робіт над виробом у структурі методів праці	17
Кічкіна Т. О. Комплекс моделей страхової експертизи при страхуванні від нещасних випадків на виробництві	43
Матвійчук А. В. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств	71
Ольховська О. Л. Моделювання фінансового стану страхової компанії із застосуванням апарату нечіткої логіки	119
Притоманова О. М., Білай О. С. Нейро-нечітка модель оцінки ступеня проблемності кредиту	135
Сигал А. В. О совместном применении в экономике теории игр и нечёткой математики	161
Штовба С. Д., Штовба О. В. Нечіткі технології в брендинзі	187

НЕЙРО-НЕЧІТКІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ В ЕКОНОМІЦІ

Науково-аналітичний журнал

№ 2

Загальна та наукова редакція **А. Матвійчука**

Художники обкладинки *Г. Мір Алленде, М. Мейдич*
Верстка *І. Грибанової*

Підписано до друку 06.08.13. Формат 60×84/16. Папір офсет. № 1.
Гарнітура Тип Таймс. Друк офсетний. Ум. друк. арк. 13,48.
Обл.-вид. арк. 15,34. Наклад 100 пр. Зам. № 13-4740

Державний вищий навчальний заклад
«Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
03680, м. Київ, проспект Перемоги, 54/1
Тел./факс (044) 537 61 41; тел. (044) 537 61 44
E-mail: publish@kneu.kiev.ua

