

НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО ОЦІНЮВАННЯ

Маляр М. М. – д-р техн. наук, доцент, професор кафедри кібернетики і прикладної математики Ужгородського національного університету, Ужгород, Україна.

Поліщук А. В. – аспірант кафедри кібернетики і прикладної математики Ужгородського національного університету, Ужгород, Україна.

Поліщук В. В. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри програмного забезпечення систем Ужгородського національного університету, Ужгород, Україна.

Шаркаді М. М. – канд. екон. наук, доцент, доцент кафедри кібернетики і прикладної математики Ужгородського національного університету, Ужгород, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Проведено дослідження актуальної задачі розроблення моделей і методів багатокритеріального оцінювання із застосуванням нейро-нечітких технологій.

Метою даної роботи є розроблення моделі отримання агрегованої оцінки цінності об'єкта дослідження, яка з одного боку використовує різні характеристики об'єкту, що оцінюються за кількісними показниками, і на основі різних моделей представлення знань про об'єкт, а з іншого використовує досвід, знання та компетенції експертів у відповідній предметній області.

Об'єктом дослідження є процес моделювання досвіду, знань та компетенції експертів для отримання кількісної оцінки об'єкту дослідження на основі нейро-нечітких мереж.

Предметом дослідження є нейро-нечіткі моделі отримання кількісної оцінки об'єкта дослідження для прийняття рішень в умовах експертних даних.

Метод. Вперше розроблено п'ятишарову нейро-нечітку модель для виведення кількісної та лінгвістичної оцінки щодо рівня цінності об'єкта дослідження використовуючи досвід, знання та компетенції експертів у відповідній предметній області. Вперше запропоновано використовувати у нейро-нечіткій мережі кількісні оцінки про об'єкт дослідження (агреговані оцінки отримані за допомогою багатокритеріальних моделей) та лінгвістичні міркування експертів. Вперше апробовано та верифіковано розроблену модель для прикладу оцінювання ризику фінансування стартап проекту на етапі розширення бізнесу, а також запропоновано в якості навчання нейро-нечіткої мережі «інтервальне представлення» синаптичних ваг. Порівняно результати дослідження на різних підходах визначення синаптичних ваг та реальними даними з визначенням похибки.

Результати. Отриманим результатом дослідження є нейро-нечітка модель оцінювання об'єкта за багатьма критеріями. Розроблена модель дає можливість поєднати кількісні характеристики об'єкта з експертними думками у вигляді якісних оцінок. Раціональність оцінки доводить переваги розроблених моделей.

Висновки. Сумісне використання апарату теорії нечітких множин і нейро-мереж являється зручним засобом моделювання у задачах багатокритеріального вибору. Як правило, важлива інформація для систем підтримки управлінських рішень поступає із двох джерел: 1) отримання оцінок об'єкта за певними кількісними показниками, що породжує неточність; 2) від людей-експертів, які описують свої знання про предметну область, що породжує суб'єктивність і невизначеність. Тому, збереження експертних оцінок і неточних даних потребує уміння з ними працювати. У роботі розв'язано науково-прикладне завдання розроблення моделі для отримання агрегованої оцінки цінності об'єкта, яка базується на нейро-нечіткій мережі і може бути застосована при вирішенні завдань прийняття управлінських рішень у соціо-економічних системах.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: нейро-нечітка мережа, нечіткі знання, об'єкт дослідження, оцінка ризику, функція належності, експертна оцінка, прийняття рішень.

НОМЕНКЛАТУРА

A – оцінка за показником об'єкта дослідження середня;

a_i – значення розбиття проміжків;

AA – оцінка за показником об'єкта дослідження вище середнього;

BA – оцінка за показником об'єкта дослідження нижче середнього;

f_1 – суми вихідних сигналів другого шару;

f_2 – суми вихідних сигналів третього шару;

g – номер вхідного значення;

G_g – назва вектору вхідних даних;

H – оцінка за показником об'єкта дослідження вище середнього;

K_g – критерії оцінювання;

K_1 – показник ризику поточної діяльності фірми стартап проекту;

K_2 – показник ризику мотиваційної діяльності стартап команди;

K_3 – показник ризику початкових інвестицій;

K_4 – показник ризику фінансової діяльності;

K_5 – показник ризику інноваційної діяльності у стартап проекті;

L – низька оцінка за показником об'єкта дослідження;

m – кількість показників;

OS – терм-множина вихідної оцінки;

os_1 – низький рівень об'єкту дослідження;

os_2 – рівень об'єкту дослідження нижче середнього;
 os_3 – середній рівень об'єкту дослідження;
 os_4 – високий рівень об'єкту дослідження;
 os_5 – дуже високий рівень об'єкту дослідження;
 S – об'єкт дослідження;
 T – терм-множина;
 T_g – змінна з терм-множини для g -го показника;
 TSK – нейро-нечітка мережа типу Takagi-Sugeno-Kang;
 w – синаптичні ваги;
 x_g – значення змінної при операції фазифікації даних;
 Y – вихідна агрегована оцінка;
 Y^* – оцінка реальних даних;
 α – експериментально адаптована функція для виведення синаптичних ваг;
 ε – похибка обчислення;
 $\mu()$ – моделі функцій належності;
 $\mu(K_g)$ – агрегована оцінка для g -го показника;
 μ_1, μ_2 – агреговані рівні належності на 2 шарі;
 μ_g^A – значення трикутної функції належності середньої оцінки показнику;
 μ_g^{AA} – значення трикутної функції належності оцінки показнику вище середнього;
 μ_g^{BA} – значення трикутної функції належності оцінки показнику нижче середнього;
 μ_g^H – значення трикутної функції належності високої оцінки показнику;
 μ_g^L – значення трикутної функції належності низької оцінки показнику.

ВСТУП

Застосування інформаційних технологій у різних галузях суспільного життя пов'язане із використанням чітких і нечітких баз знань, зокрема і для побудови експертних та інтелектуальних систем. Ефективним засобом моделювання у багатьох задачах кібернетики та штучного інтелекту, що мають справу з нечіткостями є бази нечітких знань, які представляють собою сукупність фактів, лінгвістичних змінних та відповідних функцій належності, що є цінним джерелом для опису нечітких понять, видобування даних та прийняття різнорідних рішень у різних галузях науки, бізнесу та виробництва. На сьогоднішній день поширені системи підтримки прийняття рішень, які використовують знання, отримані від експертів. Проблема багатокритеріального оцінювання об'єктів лежить у площині задач вибору, які є невід'ємною складовою задач систем підтримки прийняття рішень.

Актуальність роботи полягає у розробленні та дослідженні моделей і методів отримання багатокритеріального оцінювання із застосуванням нейро-нечітких технологій, що на сьогодні є нерозкритим достатнім чином.

Об'єктом дослідження є процес моделювання досвіду, знань та компетенції експертів для отримання кількісної оцінки об'єкту дослідження на основі нейро-нечітких мереж.

Предметом дослідження є нейро-нечіткі моделі отримання кількісної оцінки об'єкту дослідження для прийняття рішень в умовах експертних даних.

Метою роботи є розроблення моделі отримання агрегованої оцінки цінності об'єкта дослідження, яка з одного боку використовує різні характеристики об'єкта, що оцінюються за кількісними показниками і на основі різних моделей представлення знань про об'єкт, а з іншого використовує досвід, знання та компетенції експертів у відповідній предметній області.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Для досягнення мети наукового дослідження необхідно вирішити такі завдання:

– вперше розробити п'ятишарову нейро-нечітку модель для виведення кількісної та лінгвістичної оцінки щодо рівня об'єкта дослідження;

– вперше запропонувати використовувати у нейро-нечіткій мережі кількісні оцінки про об'єкт дослідження (агреговані оцінки отримані за допомогою багатокритеріальних моделях) та лінгвістичні міркування експертів;

– апробувати та верифікувати запропоновану модель для прикладу оцінювання ризику фінансування стартап проекту на етапі розширення бізнесу, а також запропонувати в якості навчання нейро-нечіткої мережі «інтервальне представлення» синаптичних ваг.

Постановку задачі оцінювання сформулюємо наступним чином. Нехай на вході маємо деякий об'єкт дослідження S , який оцінюється за багатьма показниками $K = (K_1, K_2, \dots, K_m)$. Кожен показник є агрегованою кількісною оцінкою, отримання якої можливо, наприклад, за допомогою моделей функцій належності, $\mu(K) = (\mu(K_1), \mu(K_2), \dots, \mu(K_m))$ з інтервалу $[0;1]$. Причому, показники K можуть представляти собою цілу систему критеріїв та моделей, на основі яких виводиться одна агрегована оцінка $\mu(K)$.

Крім кількісних оцінок, для об'єкту дослідження, використаємо міркування експертів, що аналізують об'єкт. Для цього, на основі досвіду та знань про об'єкт дослідження S група експертів (чи експерт) аналізують його, роблять висновки та ставлять одну лінгвістичну оцінку кожному показнику K , з множини $T = \{L; BA; A; AA; H\}$.

Таким чином, для оцінювання об'єкту дослідження, маємо наступні вхідні дані: $G_1(T_1; \mu(K_1))$, $G_2(T_2; \mu(K_2))$, ..., $G_m(T_m; \mu(K_m))$. На основі представлених вхідних даних, для об'єкту дослідження S ,

необхідно вивести вихідну агреговану оцінку $Y \in [0;1]$. Аналізуючи значення оцінки Y , приймається остаточне рішення щодо об'єкта дослідження.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Аналізуючи наукові джерела, бачимо, що існує необхідність систематизації засобів і розробки алгоритмів нейро-нечітких моделей багатокритеріального оцінювання. Нейро-нечіткі мережі широко застосовуються в різних сферах та прикладних задачах [1–4]. Існує багато науково-прикладних задач застосування, наприклад, у роботі [5] наведена задача підвищення швидкості побудови нейро-нечітких моделей по прецедентах; у [6] вирішено задачу планування ресурсів паралельних комп'ютерних систем при синтезі нейро-нечітких мереж; у [7] запропоновано on-line нейро-фаззі систему для вирішення задач послідовного нечіткого кластерування даних, що дозволяє опрацьовувати вектори спостережень за умов обмеженого числа даних в оброблюваній вибірці.

Нейро-нечіткі мережі поєднують нейронні мережі для навчання процесів з експертними (суб'єктивними) міркуваннями для обробки нечіткої інформації. У роботах [8, 9] нейро-нечітка система вивчає поведінку системи з даних тренувань і автоматично генерує нечіткі правила та нечіткі множини до заданого рівня точності.

В період отримання та обробки інтелектуальних знань, постає задача формалізації думок експертів, щодо певного об'єкта дослідження. Відсутні універсальні способи перетворення дослідних людських експертних знань у базу знань систем нечіткого виведення. Системи нечіткого виведення можуть використовувати людські експертні знання та виконувати нечітке виведення для отримання вихідної оцінки [10, 11]. Також існує потреба в розробці методів навчання для отримання вихідної оцінки з необхідним рівнем

точності [12, 13]. Крім того, механізм навчання нейронних мереж не покладається на людську експертизу, а через однорідну структуру нейронних мереж [13–15] складно витягти структуровані знання. Такагі та Сугено [16,17] запропонували новий тип нечіткої моделі, яка отримала широке застосування. Для нейро-нечітких мереж типу Takagi-Sugeno-Kang послідовною частиною кожного нечіткого правила є лінійна комбінація вхідної змінної. Для прикладних задач необхідно будувати свою нейро-нечітку мережу і навчати її для отримання адекватних вихідних оцінок.

У зв'язку з цим, сьогодні є актуальною та нерозкритою достатнім чином задачею дослідження та розроблення моделей і методів оцінювання об'єкта дослідження із застосуванням нейро-нечітких технологій.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Для розв'язку сформульованої задачі скористаємось моделлю нейро-нечіткої мережі TSK [17,18], яка приведена на рис. 1.

Розглянемо кожен шар нейро-нечіткої мережі.

1-шар

У нейронах першого шару виконується операція фазифікації, тобто кожному вхідному значенню $G_g(T_g; \mu(K_g))$, $g = \overline{1, m}$ ставиться у відповідність значення функції належності. Для цього використаємо наступний підхід. Нехай терм-множину лінгвістичних змінних $T = \{L; BA; A; AA; H\}$ представимо у вигляді трикутних функцій належності, на числовому проміжку $[0;1]$, з розбиттям: $L \in [0; a_2]$, $BA \in [a_1; a_3]$, $A \in [a_2; a_4]$, $AA \in [a_3; a_5]$, $H \in [a_4; 1]$.

Значення розбиття проміжків можуть визначатися у процесі навчання нейро-нечіткої мережі використовуючи реальні дані розв'язуваної прикладної задачі.

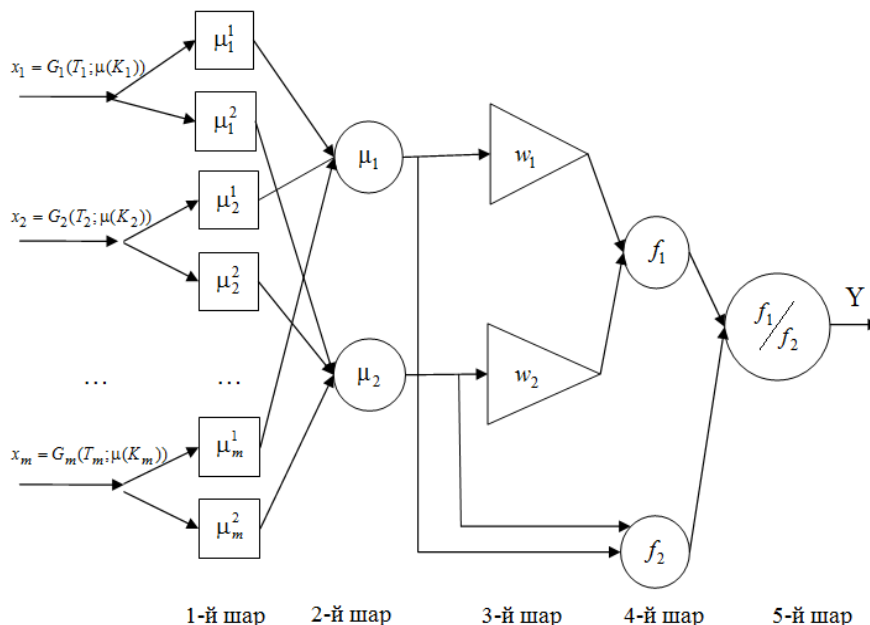


Рисунок 1 – Структура нейро-фаззі мережі

Далі введемо змінну x_g , що дасть можливість коригувати оцінку відносно впевненості експерта щодо її присвоєння, або наскільки експертна оцінка близька до істини:

$$x_g = G_g(T_g; \mu(K_g)) = \begin{cases} a_1 \cdot \mu(K_g), & \text{якщо } K_g \in L; \\ a_2 \cdot \mu(K_g), & \text{якщо } K_g \in BA; \\ a_3 \cdot \mu(K_g), & \text{якщо } K_g \in A; \quad , g = \overline{1, m}. \\ a_4 \cdot \mu(K_g), & \text{якщо } K_g \in AA; \\ a_5 \cdot \mu(K_g), & \text{якщо } K_g \in H. \end{cases} \quad (1)$$

В даному випадку, аналітична форма запису трикутних функцій належності буде мати вигляд [19, 20]:

$$\mu_g^L = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x_g \leq 0, \\ \frac{x_g}{a_1}, & \text{якщо } 0 < x_g \leq a_1, \\ \frac{a_2 - x_g}{a_2 - a_1}, & \text{якщо } a_1 < x_g < a_2, \\ 0, & \text{якщо } x_g \geq a_2; \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_g^{BA} = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x_g \leq a_1, \\ \frac{x_g - a_1}{a_2 - a_1}, & \text{якщо } a_1 < x_g \leq a_2, \\ \frac{a_3 - x_g}{a_3 - a_2}, & \text{якщо } a_2 < x_g < a_3, \\ 0, & \text{якщо } x_g \geq a_3; \end{cases} \quad (3)$$

$$\mu_g^A = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x_g \leq a_2, \\ \frac{x_g - a_2}{a_3 - a_2}, & \text{якщо } a_2 < x_g \leq a_3, \\ \frac{a_4 - x_g}{a_4 - a_3}, & \text{якщо } a_3 < x_g < a_4, \\ 0, & \text{якщо } x_g \geq a_4; \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_g^{AA} = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x_g \leq a_3, \\ \frac{x_g - a_3}{a_4 - a_3}, & \text{якщо } a_3 < x_g \leq a_4, \\ \frac{a_5 - x_g}{a_5 - a_4}, & \text{якщо } a_4 < x_g < a_5, \\ 0, & \text{якщо } x_g \geq a_5; \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_g^H = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x_g \leq a_4, \\ \frac{x_g - a_4}{a_5 - a_4}, & \text{якщо } a_4 < x_g \leq a_5, \\ \frac{1 - x_g}{1 - a_5}, & \text{якщо } a_5 < x_g < 1, \\ 0, & \text{якщо } x_g \geq 1. \end{cases} \quad (6)$$

Тоді на першому шарі у процесі фазифікації отримаємо $2m$ функцій належності:

$$\mu_g^1 = \begin{cases} \mu_g^L, & \text{якщо } K_g \in L; \\ \mu_g^{BA}, & \text{якщо } K_g \in BA; \\ \mu_g^A, & \text{якщо } K_g \in A; \\ \mu_g^{AA}, & \text{якщо } K_g \in AA; \\ \mu_g^H, & \text{якщо } K_g \in H, \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu_g^2 = \mu(K_g).$$

При умові, що $\mu_g^1 \neq 0$; $\mu_g^2 \neq 0$, $g = \overline{1, m}$. В протилежному випадку подальші обчислення неможливі з математичного погляду та не мають змісту щодо розв'язування задачі.

Отже, у нейронах першого шару розкриваємо суб'єктивність експертних думок і переходимо від нечітких експертних лінгвістичних оцінок до нормованих і порівнюваних.

2-й шар представляє собою агрегацію рівнів належності.

Він складається з m мультиплікативних вузлів і формує радіально базисні активаційні функції:

$$\begin{cases} \mu_1 = \prod_{g=1}^m \mu_g^1, \\ \mu_2 = \prod_{g=1}^m \mu_g^2. \end{cases} \quad (8)$$

3-й шар – це один із синаптичних ваг w_1, w_2 , які коректуються в процесі навчання. Це параметричний шар, у якому адаптації підлягають лінійні ваги. У загальному випадку для глибокого навчання синаптичні ваги можемо представити у вигляді многочленів:

$$\begin{cases} w_1 = w_0^1 + \sum_{g=1}^m w_g^1 x_g, \\ w_2 = w_0^2 + \sum_{g=1}^m w_g^2 x_g. \end{cases} \quad (9)$$

Якщо для розв'язуваної задачі не має достатньої кількості даних для навчання, тоді можна обмежитись випадком $w_1 = w_0^1$, $w_2 = w_0^2$.

В даному підході, говорити про адекватність навчання, а отже і отримання вихідної оцінки, можливо лише у випадку, коли згідно початкових умов група експертів (експерт) компетентна і дають висновки близькі до істини. В протилежному випадку, система буде показувати результат відносно компетентності групи експертів.

4-й шар утворений двома модулями сумування і обчислює суми вихідних сигналів другого і третього шарів:

$$\begin{cases} f_1 = w_1\mu_1 + w_2\mu_2 = w_1 \prod_{g=1}^m \mu_g^1 + w_2 \prod_{g=1}^m \mu_g^2, \\ f_2 = \mu_1 + \mu_2 = \prod_{g=1}^m \mu_g^1 + \prod_{g=1}^m \mu_g^2. \end{cases} \quad (10)$$

5-й шар (вихідний). Відбувається нормалізація, в результаті якої формується вихідний сигнал:

$$Y = \frac{f_1}{f_2} = \frac{w_1 \prod_{g=1}^m \mu_g^1 + w_2 \prod_{g=1}^m \mu_g^2}{\prod_{g=1}^m \mu_g^1 + \prod_{g=1}^m \mu_g^2}. \quad (11)$$

Таким чином, відбувається дефазифікація даних та отримується оцінка об'єкта дослідження з використанням думок різних експертів. Отримане значення по формулі (11) зіставимо до одної з терм-множин $OS = \{os_1, os_2, \dots, os_5\}$ вкладаючи наступний зміст: якщо $Y \in (0,7; 1]$ тоді os_1 ; якщо $Y \in (0,5; 0,7]$ тоді os_2 ; якщо $Y \in (0,4; 0,5]$ тоді os_3 ; якщо $Y \in (0,2; 0,4]$ тоді os_4 ; якщо $Y \in [0; 0,2]$ тоді os_5 .

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Далі проілюструємо розроблену модель на прикладі оцінювання ризику фінансування стартап проекту на етапі розширення бізнесу. Нехай маємо множину критеріїв оцінювання [20, 21]: $K_1; K_2; K_3; K_4; K_5$. Проект був оцінений «Нечіткою математичною моделлю фінансових ризиків» [22] та отримав кількісні оцінки ризиків. У свою чергу група експертів оцінила проект та висловила свої міркування по запропонованих показниках, табл. 1.

Виконаємо нечітке виведення вихідної оцінки згідно побудованої нейро-нечіткої мережі.

Таблиця 1 – Вхідні дані

Назва критеріїв	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5
Лінгвістичне міркування експертів	BA	A	A	AA	BA
Кількісна оцінка ризиків	0,63	0,77	0,55	0,7	0,63

1-шар. Виконаємо операцію фазифікації використовуючи трикутні функції належності з наступним розбиттям проміжків – $L \in [0; 0,2]$, $BA \in [0,1; 0,4]$, $A \in [0,2; 0,6]$, $AA \in [0,4; 0,8]$, $H \in [0,6; 1]$. Вершину трикутника ставимо середнє значення відповідного проміжку. За формулою (1) обчислюємо $x_g, g = \overline{1,5}$: $x_1 = 0,126$; $x_2 = 0,308$; $x_3 = 0,22$; $x_4 = 0,42$; $x_5 = 0,126$. Далі обчислюємо значення функції належності за формулами (2)–(6): $\mu_1^{BA} = 0,26$; $\mu_2^A = 0,54$; $\mu_3^A = 0,1$; $\mu_4^{AA} = 0,1$; $\mu_5^{BA} = 0,26$. Тоді на першому шарі у процесі фазифікації, за формулою (7) отримуємо 10 функцій належності, табл. 2.

жності за формулами (2)–(6): $\mu_1^{BA} = 0,26$; $\mu_2^A = 0,54$; $\mu_3^A = 0,1$; $\mu_4^{AA} = 0,1$; $\mu_5^{BA} = 0,26$. Тоді на першому шарі у процесі фазифікації, за формулою (7) отримуємо 10 функцій належності, табл. 2.

Таблиця 2 – Результуючі оцінки по групах показників

Назва критерію	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5
μ_g^1	0,26	0,54	0,1	0,1	0,26
μ_g^2	0,63	0,77	0,55	0,7	0,63

На 2-му шарі агрегуються рівні належності за формулою (8): $\mu_1 = 0,000365$; $\mu_2 = 0,117661$.

На 3-му шарі вводимо синаптичні ваги. Було проведено навчання нейро-нечіткої множини на реальних даних 23 стартап проектів, що мали, як дуже низькі результати так і високі. Стартапи були оцінені іншими нечіткими методами [23,24], що мали вихідну агреговану оцінку. Навчання було проведене не глибоке. Встановлено наступні ваги: $w_1 = w_0^1 = 1,09$; $w_2 = w_0^2 = 0,287$.

На 4-му шарі обчислюються суми вихідних сигналів другого і третього шарів за (10): $f_1 = 0,034167$; $f_2 = 0,118026$.

На 5-му шарі відбувається дефазифікація даних за формулою (11) та отримується оцінка дослідження ризику стартап проекту: $Y = \frac{0,034167}{0,118026} = 0,289484$.

Отже, на основі отриманої оцінки можемо зробити висновок, що даний проект є достатньо ризиковим з нормованою оцінкою 0,29, а це означає ризик у 71%.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Дана мережа містить два параметричних шари (перший і третій), параметри яких уточнюються в процесі навчання. Параметри першого шару – це нелінійні параметри, а третього відповідно – лінійні. Якщо для прикладної задачі визначені параметри першого шару та відома залежність $Y(G_1, G_2, \dots, G_m)$, тоді шляхом розв'язку систем лінійних рівнянь розраховуються лінійні параметри (синаптичні ваги) w_1, w_2 .

Крім того, якщо об'єкт дослідження – це складна задача, де не має достатньої кількості даних для навчання, тоді ваги w_1, w_2 , можемо визначати наступним чином.

Перший спосіб – це експериментальним шляхом. Наприклад, використаємо лінійну s-подібну функцію належності змінної f_2 на проміжку $[0; 2]$ (максимальне значення, що може приймати функція f_2). Числові параметри для функції належності можуть змінюва-

тись, враховуючи кількість критеріїв (чим більша їх кількість – тим більше буде відбуватись розмиття).

Наприклад, проведено дослідження навчання синаптичних ваг для оцінювання ризиків стартап проектів по 5 критеріях (наведених у експерименті), і експериментально адаптовано функцію наступну:

$$\alpha = \begin{cases} 0, & f_2 \leq 0; \\ f_2 / 0,51, & 0 < f_2 < 0,51; \\ 1, & f_2 > 0,51. \end{cases} \quad w_1 = \alpha, \quad w_2 = \alpha + 0,05.$$

Ще один спосіб представлення синаптичних ваг – це «інтервальне представлення». Значення інтервалів змінюються на основі практичного досвіду експерта. Наприклад якщо $f_2 \in [0;0,1]$ тоді $w_1 = 0,1$; $w_2 = 0,2$; $f_2 \in [0,1;0,3]$ – $w_1 = 0,2$; $w_2 = 0,3$; $f_2 \in [0,3;0,5]$ – $w_1 = 0,3$; $w_2 = 0,4$; $f_2 \in [0,5;0,7]$ – $w_1 = 0,4$; $w_2 = 0,5$; $f_2 \in [0,7;0,9]$ – $w_1 = 0,5$; $w_2 = 0,6$; $f_2 \in [0,9;1,1]$ – $w_1 = 0,6$; $w_2 = 0,7$; $f_2 \in [1,1;1,3]$ – $w_1 = 0,7$; $w_2 = 0,8$; $f_2 \in [1,3;1,5]$ – $w_1 = 0,8$; $w_2 = 0,9$; $f_2 \in [1,5;2]$ – $w_1 = 0,9$; $w_2 = 1$.

Далі порівняємо результати з різними підходами визначення синаптичних ваг та реальними даними з визначенням похибки $\varepsilon = |Y^* - Y|$ [24], табл. 3.

Таблиця 3 – Оцінки ризику стартап проекту

Синаптичні ваги	Y	ε	% відхилення
Згідно навчання на реальних даних ($w_1=1,09$; $w_2=0,287$).	0,289484	0,0205	2,052%
Експериментально адаптовано функцію ($\alpha=0,2314$; $w_1=0,2314$; $w_2=0,2814$)	0,281269	0,0287	2,873%
«Інтервальне представлення» ваг ($f_2 \in [0,1;0,3]$; $w_1=0,2$; $w_2=0,3$)	0,299691	0,0103	1,031%
Оцінка визначена згідно нечіткої моделі оцінювання	$Y^* = 0,31$		

Як видно, найбільше відхилення менше 3%, що показує достатньо хороші результати розробленої експертної моделі оцінювання з нейро-нечіткою мережею.

5 ОБГОВОРЕННЯ

Розроблена модель підвищує точність та об'єктивність оцінювання, оскільки з одного боку використовує кількісні оцінки об'єкту дослідження (що базуються на статистичних даних) по різних моделях, а з іншого використовує досвід, знання та компетенції експертів у предметній області.

Загальну концепцію даного підходу можна застосувати, наприклад, у актуальній задачі оцінювання впливу транспорту на довкілля у деякому регіоні. На

вхід моделі подаються кількісні оцінки, отримані згідно різних показників забруднення транспортом навколишнього середовища та лінгвістичні міркування експертів-екологів щодо показників. Необхідно навчити нейро-нечітку мережу на еко-містах (Женева, Рейк'явік, Гельсінкі, Гонолулу та інші) з великою кількістю електротранспорту, співвідношенням числа власних автомобілів на кількість громадян та величини регіону. Синаптичні ваги можна налаштувати згідно розмірів та загальної екологічної ситуації даного регіону враховуючи транспортні вузли та аеропорти. По отриманій оцінці можемо надавати рекомендації щодо покращення впливу транспорту на навколишнє середовище певного міста/регіону/держави.

Побудована модель отримання кількісної оцінки об'єкту дослідження має ряд переваг, а саме: поєднує кількісні (достовірні) оцінки та досвід, знання, компетенції експертів у предметній області; базується на нейро-нечіткій мережі, що має можливість змінювати налаштування синаптичних ваг; можна проводити навчання мережі та коригувати рівні прийняття рішень; згідно запропонованого «інтервального представлення» ваг, модель можна застосовувати для розв'язування тих задач, де не має даних для навчання нейро-нечіткої мережі.

До недоліків даного підходу можна віднести те, що отримана функція належності залежить від розбиття проміжку $[a_1; a_5]$, а їх значення від компетенції експертів. Від чого також залежить і навчання мережі.

ВИСНОВКИ

У роботі розв'язано науково-прикладне завдання розроблення моделі отримання кількісної оцінки об'єкту дослідження, яка з одного боку використовує кількісні оцінки об'єкту, а з іншого досвід, знання та компетенції експертів у відповідній предметній області.

Наукова новизна проведеного дослідження наступна:

- вперше розроблено п'ятишарову нейро-нечітку модель для виведення кількісної та лінгвістичної оцінки щодо рівня цінності об'єкта дослідження використовуючи досвід, знання та компетенції експертів у відповідній предметній області;

- вперше запропоновано використовувати у нейро-нечіткій мережі кількісні оцінки про об'єкт дослідження (агреговані оцінки отримані за допомогою багатокритеріальних моделей) та лінгвістичні міркування експертів;

- вперше апробовано та верифіковано розроблену модель для прикладу оцінювання ризику фінансування стартап проекту на етапі розширення бізнесу, а також запропоновано в якості навчання нейро-нечіткої мережі «інтервальне представлення» синаптичних ваг. Порівняно результати дослідження на різних підходах визначення синаптичних ваг та реальними даними з визначенням похибки. Отримане відхилення менше 3%, що показує достатньо хороші результати розробленої експертної моделі оцінювання з нейро-нечіткою мережею.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що запропонована модель може використовуватись для оцінки об'єктів у різних соціо-економічних системах при вирішенні завдань прийняття управлінських рішень.

Подальше дослідження проблематики вбачаємо у адаптації та апробації моделі для різних об'єктів дослідження.

ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках держбюджетних науково-дослідних тем Ужгородського національного університету: «Розробка математичних моделей і методів для оброблення інформації та інтелектуального аналізу даних» та «Методи та засоби програмної інженерії реалізації процесів аналітики великих даних на базі інформаційно-технічних платформ електронної науки».

ЛІТЕРАТУРА / LITERATURA

1. Wang J. G. The application of an interactively recurrent self-evolving fuzzy CMAC classifier on face detection in color images / J. G. Wang, S. C. Tai, C. J. Lin // *Neural Comput. Appl.* – 2018. – 29. – P. 201–213. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2551-x>
2. FPGA Implementation of a Functional Neuro-Fuzzy Network for Nonlinear System Control / [J.-Y. Jhang, K.-H. Tang, C.-K. Huang et al] // *Electronics*. 2018. – 7, 145. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics7080145>
3. Wu M. F. A new method for self-estimation of the severity of obstructive sleep apnea using easily available measurements and neural fuzzy evaluation system / [M. F. Wu, W. C. Huang, C. F. Juang et al.] // *IEEE J. Biomed. Health Inf.* – 2017. – 21. – P. 1524–1532. DOI: 10.1109/JBHI.2016.2633986
4. Fuzzy Model for Quantitative Assessment of Environmental Start-up Projects in Air Transport / [M. Kelemen, V. Polishchuk, B. Gavurová et al.] // *Int. J. Environ. Res. Public Health.* – 2019. – 16. – P. 3585. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph16193585>
5. Субботин С. А. Синтез нейро-нечетких диагностических моделей с хэширующим преобразованием в последовательном и параллельном режимах / С. А. Субботин, А. Ю. Благодарев, Е. А. Гофман // *Радіоелектроніка, інформатика, управління.* – 2017. – № 1. – С. 56–65. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2017-1-7>
6. Олійник А. О. Планування ресурсів паралельної обчислювальної системи при синтезі нейро-нечітких моделей для обробки великих даних / [А. О. Олійник, С. Ю. Скрупський, С. О. Субботін та інш.] // *Радіоелектроніка, інформатика, управління.* – 2016. – № 4. – С. 61–69. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-4-8>
7. Бодяньський Є. В. Послідовне нечітке кластерування на основі нейро-фаззи підходу / Є. В. Бодяньський, А. О. Дейнеко, Я. В. Куценко // *Радіоелектроніка, інформатика, управління.* – 2016. – № 3. – С. 30–38. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-3-4>
8. Lin C. J. Identification and prediction using recurrent compensatory neuro-fuzzy systems / C. J. Lin, C. H. Chen // *Fuzzy Sets Syst.* – 2004. – 150. – P. 307–330. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fss.2004.07.001>
9. Khayat O. Structural parameter tuning of the first-order derivative of an adaptive neuro-fuzzy system for chaotic function modeling / O. Khayat // *J. Int. Fuzzy Syst.* – 2014. – 27. – P. 235–245.
10. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. – М.: Мир, 1976. – 167 с.
11. Ротштейн О. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / О. П. Ротштейн. – Винница: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 1999. – 320 с.
12. Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень [Текст]: навч. посіб. / С. О. Субботін. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с. ISBN 978-966-7809-84-4
13. Олійник А. О. Інтелектуальний аналіз даних: навчальний посібник / А. О. Олійник, С. О. Субботін, О. О. Олійник. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2011. – 271 с.
14. Снитюк В. Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми: навч. посіб. / В. Є. Снитюк. – К.: Маклаут, 2008. – 364 с.
15. Зайченко Ю. П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах [Текст]: учеб. пособие / Ю. П. Зайченко. – К.: Слово, 2008. – 341 с.
16. Jang R. J.-S. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence / R. J.-S. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani. – Upper Saddle River, Prentice Hall, 1997.
17. Sugeno M. Structure identification of fuzzy model / M. Sugeno, G. T. Kang // *Fuzzy Sets and Systems.* – 1998. – 28. – P. 15–33.
18. The neo-fuzzy neural network structure optimization using the GMDH for the solving forecasting and classification problems / [Ye. Bodyanskiy, Yu. Zaychenko, E. Pavlikovskaya et al] // *Proc. Int. Workshop on Inductive Modeling*, Krynica, Poland. – 2009. – P. 77–89.
19. Маляр М. М. Нечіткі моделі і методи оцінювання кредитоспроможності підприємств та інвестиційних проектів: монографія / М. М. Маляр, В. В. Поліщук. – Ужгород: ПА «АУТДОР-ШАРК», 2018. – 174 с.
20. Fuzzy mathematical modeling financial risks / [V. Polishchuk, O. Voloshyn, M. Malyar, M. Sharkadi] // *IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*, (Lviv, 21–25 August 2018). – Lviv, 2018 – P. 65–69. DOI: 10.1109/DSMP.2018.8478604
21. Polishchuk V. Fuzzy Method for Evaluating Commercial Projects of Different Origin / V. Polishchuk // *Journal of Automation and Information Sciences.* – Begell house, Inc, New York, 2018. – Volume 50, 2018 Issue 5. – P. 60–73.
22. Маляр М. М. Модель інформаційної технології оцінювання ризику фінансування проектів / М. М. Маляр, В. В. Поліщук, М. М. Шаркаді // *Радіоелектроніка, інформатика, управління.* – 2017. – № 2. – С. 44–52. DOI: 10.15588/1607-3274-2017-2-5.
23. Model of start-ups assessment under conditions of information uncertainty / [M. Malyar, V. Polishchuk, M. Sharkadi, I. Liakh] // *Eastern European Journal of Enterprise Technologies, Mathematics and cybernetics – applied aspects*, 2016. – No. 3/4 (81). – P. 43–49. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71222.
24. Інформаційне моделювання нечітких знань / [О. Ф. Волошин, М. М. Маляр, В. В. Поліщук, М. М. Шаркаді] // *Радіоелектроніка, інформатика, управління.* – 2018. – No. 4. – С. 84–95. DOI 10.15588/1607-3274-2018-4-8.

Стаття надійшла до редакції 27.08.2019.
Після доробки 11.10.2019.

НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОГО ОЦЕНИВАНИЯ

Маляр Н. Н. – Д-р техн. наук, доцент, профессор кафедры кибернетики и прикладной математики Ужгородского национального университета, Ужгород, Украина.

Полищук А. В. – Аспирант кафедры кибернетики и прикладной математики Ужгородского национального университета, Ужгород, Украина.

Полищук В. В. – Канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры программного обеспечения систем Ужгородского национального университета, Ужгород, Украина.

Шаркади М. Н. – Канд. экон. наук, доцент, доцент кафедры кибернетики и прикладной математики Ужгородского национального университета, Ужгород, Украина.

АННОТАЦИЯ

Актуальность. Проведено исследование актуальной задачи разработки моделей и методов многокритериального оценивания с применением нейро-нечетких технологий.

Целью данной работы является разработка модели агрегированной оценки ценности объекта исследования, в которой с одной стороны используются различные характеристики объекта, которые оцениваются по количественным показателям, и на основании различных моделей представления знаний об объекте, а с другой использует опыт, знания и компетенции экспертов в соответствующей предметной области.

Объектом исследования является процесс моделирования опыта, знаний и компетенции экспертов для получения количественной оценки объекта исследования на основе нейро-нечетких сетей.

Предметом исследования является нейро-нечеткие модели получения количественной оценки объекта исследования для принятия решений в условиях экспертных данных.

Метод. Впервые разработана пяти шаровая нейро-нечеткая модель, для вывода количественной и лингвистической оценки уровня ценности объекта исследования, используя опыт, знания и компетенции экспертов в соответствующей предметной области. Впервые предложено использовать в нейро-нечеткой сети количественные оценки об объекте исследования (агрегированные оценки получены с помощью многокритериальных моделей) и лингвистические рассуждения экспертов. Впервые апробировано и верифицировано разработанную модель для примера оценки риска финансирования стартап проекта на этапе расширения бизнеса, а также предложено в качестве обучения нейро-нечеткой сети «интервальные представления» синаптических весов. По сравнению результаты исследования на различных подходах определения синаптических весов и реальными данными с определением погрешности.

Результаты. Полученным результатом исследования является нейрон-нечеткая модель оценки объекта по многим критериям. Разработанная модель дает возможность совместить количественные характеристики объекта с экспертными мнениями в виде качественных оценок. Рациональность оценки доказывает преимущества разработанных моделей.

Выводы. Совместное использование аппарата теории нечетких множеств и нейро-сетей является удобным средством моделирования в задачах многокритериального выбора. Как правило, важная информация для систем поддержки управленческих решений поступает из двух источников: 1) получение оценок объекта по определенным количественным показателям, порождает неточности; 2) от людей-экспертов, которые описывают свои знания о предметной области, что порождает субъективность и неопределенность. Поэтому, сохранения экспертных оценок и неточных данных требует умения с ними работать. В работе решено научно-прикладную задачу разработки модели для получения агрегированной оценки объекта, основанная на нейро-нечеткой сети и может быть применена при решении задач принятия управленческих решений в социо-экономических системах.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: нейро-нечеткая сеть, нечеткие знания, объект исследования, оценка риска, функция принадлежности, экспертная оценка, принятие решений.

NEURO-FUZZY MULTICRITERIA ASSESSMENT MODEL

Malyar N. N. – Doctor of Science, Associate professor, Professor of the Department of Cybernetics and Applied Mathematics, Uzhgorod National University, Uzhgorod, Ukraine.

Polishchuk A. V. – PhD Student of the Department of Cybernetics and Applied Mathematics, Uzhgorod National University, Uzhgorod, Ukraine.

Polishchuk V. V. – PhD, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Software Systems, Uzhgorod National University, Uzhgorod, Ukraine.

Sharkadi M. N. – PhD, Associate professor, Associate Professor of the Department of Cybernetics and Applied Mathematics, Uzhgorod National University, Uzhgorod, Ukraine.

ABSTRACT

Context. The research of the actual problem of development of models and methods of multicriteria evaluation using neuro-fuzzy technologies is carried out.

The purpose of this work is to develop a model for obtaining an aggregate evaluation of the significance of the object of study, which on the one hand uses different characteristics of the object, evaluated by quantitative indicators and on the basis of different models of representation of knowledge about the object, and on the other uses experience, knowledge and the expertise of experts in the relevant subject area.

Objective. The object of the study is the process of modeling the experience, knowledge and competence of experts to quantify the object of study on the basis of neuro-fuzzy networks.

The subject of the study is a neuro-fuzzy model of quantifying an object of study for decision making in expert data.

Method. For the first time, a five-layer neuro-fuzzy model has been developed to derive quantitative and linguistic assessments of the object of the study using the expertise, expertise and expertise of the subject area. For the first time, it is proposed to use quan-

titative estimates of the object of study (aggregated estimates using multicriteria models) and linguistic expert reasoning on a neuro-fuzzy network. For the first time, a model has been tested and verified for an example of assessing the risk of financing a startup project in the business expansion phase, and is also offered as a training for the neuro-fuzzy synaptic weight interval network. Comparison of the results of the study on different approaches to determining synaptic weights and real data with error detection.

Results. The result of the study is a neural-fuzzy model for evaluating an object by many criteria. The developed model allows to combine quantitative characteristics of an object with expert opinions in the form of qualitative estimates. The rationality of the evaluation proves the advantages of the developed models.

Conclusions. Sharing the apparatus of fuzzy sets and neural networks theory is a convenient simulation tool for multicriteria selection problems. As a rule, important information for management decision support systems comes from two sources: 1) obtaining object estimates by certain quantitative indicators, which creates inaccuracy; 2) from expert people who describe their subject matter knowledge, which creates subjectivity and uncertainty. Therefore, maintaining expert judgment and inaccurate data requires the ability to work with them. The paper deals with the scientific and applied problem of developing a model for obtaining an aggregate estimation of an object based on a neural-fuzzy network and can be applied in solving management decision-making problems in socio-economic systems.

KEYWORDS: neuro-fuzzy network, fuzzy knowledge, research object, risk assessment, membership function, peer review, decision making.

REFERENCES

1. Wang J. G., Tai S. C., Lin C. J. The application of an interactively recurrent self-evolving fuzzy CMAC classifier on face detection in color images, *Neural Comput. Appl.*, 2018, 29, pp. 201–213. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2551-x>
2. Jhang J.-Y., Tang K.-H., Huang C.-K., Lin C.-J., Young K.-Y. FPGA Implementation of a Functional Neuro-Fuzzy Network for Nonlinear System Control, *Electronics*, 2018, 7, P. 145. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics7080145>
3. Wu M. F., Huang W. C., Juang C. F., Chang K. M., Wen C. Y., Chen Y.H., Lin C. Y., Chen Y. C., Lin C. C. A new method for self-estimation of the severity of obstructive sleep apnea using easily available measurements and neural fuzzy evaluation system, *IEEE J. Biomed. Health Inf.*, 2017, 21, pp. 1524–1532. DOI: 10.1109/JBHI.2016.2633986
4. Kelemen M., Polishchuk V., Gavurová B., Szabo S., Rozenberg R., Gera M., Kozuba J., Hospodka J., Andoga R., Divoková A., Bliš'an P. Fuzzy Model for Quantitative Assessment of Environmental Start-up Projects in Air Transport, *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 2019, 16, P. 3585. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph16193585>
5. Subbotin S. A., Blagodarev A. YU., Gofman Ye. A. Sintez neyro-nechetkikh diagnosticheskikh modeley s ksheshiruyushchim preobrazovaniyem v posledovatel'nom i parallel'nom rezhimakh, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, No. 1, pp. 56–65. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2017-1-7>
6. Oliynyk A. O., Skrupskyy S. YU., Subbotin S. O., Blahodar'ov A. YU., Hofman YE. O. Planuvannya resursiv paralel'noyi obchys-lyuval'noyi systemy pry syntezi neyro-nechitkykh modeley dlya obrobky velykykh danykh, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2016, No. 4, pp. 61–69. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-4-8>
7. Bodyans'kyy YE. V. Deyneko A. O., Kutsenko YA. V. Poslidovne nechitke klasteruvannya na osnovi neyro-fazzi pidkhotu, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2016, No. 3, pp. 30–38. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-3-4>
8. Lin C. J., Chen C. H. Identification and prediction using recurrent compensatory neuro-fuzzy systems, *Fuzzy Sets Syst*, 150, 2004, pp. 307–330. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fss.2004.07.001>
9. Khayat O. Structural parameter tuning of the first-order derivative of an adaptive neuro-fuzzy system for chaotic function modeling, *J. Int. Fuzzy Syst.*, 2014, 27, pp. 235–245.
10. Zade L. Ponyatiye lingvisticheskoy peremennoy i yego primeneniye k prinyatiyu priblizhennykh resheniy. Moscow, Mir, 1976, 167 p.
11. Rotshteyn O. P. Intelektualni tekhnolohiyi identyfikatsiyi: nechitki mnozhyny, henetychni alhorytmy, neyronni merezhi. Vinnytsya, UNIVERSUM, 1999, 320 p.
12. Subbotin S. O. Podannya ta obrobka znan u systemakh shtuchnoho intelektu ta pidtrymky pryynyattya rishen: navch. posib. Zaporizhzhya, ZNTU, 2008, 341 p. ISBN 978-966-7809-84-4
13. Oliynyk A. O., Subbotin S. O., Oliynyk O. O. Intelektual'nyy analiz danykh : navchal'nyy posibnyk. Zaporizhzhya, ZNTU, 2011, 271 p.
14. Snytyuk V. YE. Prohnozuvannya. Modeli. Metody. Alhorytmy: navch. posib. Kiev, Maklout, 2008, 364 p.
15. Zaychenko YU. P. Nechetkiye modeli i metody v intellektualnykh sistemakh: ucheb. Posobiye. Kiev, Slovo, 2008, 341 p.
16. Jang R. J.-S., Sun C.-T., Mizutani E. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Upper Saddle River, Prentice Hall, 1997.
17. Sugeno M., Kang G. T. Structure identification of fuzzy model, *Fuzzy Sets and Systems*, 1998, 28, pp. 15–33.
18. Bodyanskiy Ye., Zaychenko Yu., Pavlikovskaya E., Samarina M., Viktorov Ye. The neo-fuzzy neural network structure optimization using the GMDH for the solving forecasting and classification problems, *Proc. Int. Workshop on Inductive Modeling, Krynica*, Poland, 2009, pp. 77–89.
19. Malyar M. M., Polishchuk V. V. Nechitki modeli i metody otsinyuvannya kredytopromozhnosti pidpryemstv ta investytsiynykh proektiv : monohrafiya. Uzhhorod, RA «AUTDOR-SHARK», 2018, 174 p. ISBN 978-617-7132-85-0.
20. Polishchuk V., Voloshyn O., Malyar M., Sharkadi M. Fuzzy mathematical modeling financial risks, *IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*, (Lviv, 21–25 August 2018). Lviv, 2018, pp. 65–69. DOI: 10.1109/DSMP.2018.8478604
21. Polishchuk V. Fuzzy Method for Evaluating Commercial Projects of Different Origin, *Journal of Automation and Information Sciences*. Begell house, Inc, New York, 2018, Volume 50, Issue 5, pp. 60–73.
22. Malyar M. M., Polishchuk V. V., Sharkadi M. M. Model informatsiynoyi tekhnolohiyi otsinky ryzyku finansuvannya proektiv, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, No. 2, pp. 44–52. DOI: 10.15588/1607-3274-2017-2-5.
23. Malyar M., Polishchuk V., Sharkadi M., Liakh I. Model of start-ups assessment under conditions of information uncertainty, *Eastern European Journal of Enterprise Technologies, Mathematics and cybernetics – applied aspects*, 2016, No. 3/4 (81), pp. 43–49. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71222.
24. Polishchuk V. V., Malyar M. M., Polishchuk V. V., Sharkadi M. M. Informatsiyne modelyuvannya nechitkykh znan, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2018, No. 4, pp. 84–95. DOI 10.15588/1607-3274-2018-4-8