

УДК 044.89

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2021.38\(1\).157-164](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2021.38(1).157-164)**М. М. Шаркаді**

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
доцент кафедри кібернетики і прикладної математики,
кандидат економічних наук
marianna.sharkadi@uzhnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1850-996X>

НЕЙРО-НЕЧІТКЕ МОДЕЛЮВАННЯ У СИСТЕМІ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНОЮ БЕЗПЕКОЮ

Подається вирішення актуальної проблеми визначення рівня фінансово-економічної безпеки для компаній через призму нейро-фазі моделювання. Моделі, побудовані за допомогою нейро-нечітких мереж, є ефективним інструментом оцінки фінансово-економічної безпеки і дають можливість своєчасно виявити і подолати проблеми. Крім того, дані моделі є адаптивними, оскільки пристосовуються до змін економічного середовища, що дуже важливо в умовах нестабільної економіки. У даному дослідженні для цього пропонується використання багатошарової нейромережі, кожний шар якої вирішує свою низку завдань. Запропонований підхід дасть можливість визначити рівень фінансової безпеки компанії у різні моменти її функціонування. Розроблена модель дозволяє кожній компанії використовувати свою сукупність фінансових показників для визначення рівня безпеки. Кожний шар нейромережі є автономною одиницею, що дозволяє розвивати мережу. Для запропонованої моделі характерні властивості гнучкості та адаптивності до мінливих умов економічного середовища, що є необхідною умовою для її ефективного застосування в діяльності підприємства.

Ключові слова: рівень безпеки, нейромережа, нечітке моделювання.

1. Вступ. На сучасному етапі розвитку людства, спостерігається тенденція управління процесами у навколишньому світі. Застосування інформаційних технологій у різних сферах людської діяльності супроводжується розробкою інтелектуальних систем, які використовують зв'язок знань у загальному випадку з навколишнім світом. Вирішення будь-якої проблеми зв'язано з конкретними предметними областями, які, зазвичай, є погано або слабо структурованими. Під час проектування та розробки інтелектуальної системи, знання проходять аналогічну трансформацію даних – від більш узагальнених множин до більш вузьких, конкретизованих для даної предметної області. При розробці інтелектуальних систем знання про конкретну предметну область, для якої розробляється система, рідко бувають повними й достовірними.

Одним із найбільш перспективних і активних напрямів прикладних досліджень в області управління і прийняття рішень у слабо структурованих системах є нечітке моделювання. Методологія нечіткого моделювання конкретизує методологію системного моделювання стосовно процесу побудови і застосування нечітких моделей складних систем. З кожним роком діапазон застосування нечітких моделей та методів розширюється, охоплюючи різні нові області. Суть нечіткого математичного моделювання полягає в тому, що елементами дослідження являються не числа, а деякі нечіткі множини або їх поєднання. В основі такого підходу лежить не традиційна логіка, а логіка з нечіткою істинністю, нечіткими зв'язками і нечіткими правилами виводу.

Значна кількість важливих проблем підтримки прийняття управлінських рішень, що виникають у різних сферах людської діяльності, зводиться до задач оцінки різного роду явищ і процесів. При проектуванні і управлінні складною соціо-економічною системою виникає проблема, коли людина не здатна дати точні і саме тоді практичні значення суджень про їх поведінку.

Існування будь-якої держави в сучасному глобалізованому світі залежить від її економічної безпеки, яка є однією із важливих компонент національної безпеки країни в цілому. Одним із основних сегментів економічної безпеки, який вагомо впливає на її рівень, виступає фінансовий сегмент, тобто сукупність фінансових показників суб'єкта економічного господарювання, які об'єднуються в глобальний показник. Прогнозування цього показника є складним аналітично-розрахунковим процесом і потребує детального дослідження тенденцій розвитку та передбачення впливу складових досліджуваного фактору на рівень економічної безпеки держави.

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.

2. Постановка проблеми. Для суб'єкта господарювання економічна безпека розглядається як стан, за якого забезпечується його економічний розвиток і стабільна діяльність, гарантується захист його фінансових і матеріальних ресурсів. Забезпечення фінансової безпеки пов'язане з плануванням, прогнозуванням і передбаченням багатьох факторів внутрішнього і зовнішнього середовища. При цьому вкрай важливим є системний, комплексний підхід, що базується на ефективному використанні відповідного інформаційно-аналітичного забезпечення, логіки та моделювання із залучення сучасного математичного апарату.

Загальна постановка проблеми (завдання) може бути представлена наступним чином. Нехай для певного суб'єкта економічного господарювання відома множина кількісних і якісних показників його функціонування, а також відома історія цих показників за певні періоди часу. Виникає завдання передбачити оцінку рівня економічної безпеки даного суб'єкта господарювання.

Постановку задачі оцінювання сформулюємо наступним чином. Нехай на вході маємо деякий об'єкт дослідження O , який оцінюється за багатьма показниками $K = (K_1, K_2, \dots, K_m)$. Показники K можуть представляти собою цілу систему критеріїв та моделей. Кожен показник є кількісною оцінкою, отримання якої можливо, наприклад, за допомогою моделей фінансової звітності [1].

На основі множини оцінок за показниками $K = (K_1, K_2, \dots, K_m)$, необхідно встановити рівень фінансової безпеки об'єкту.

3. Огляд літератури. Із аналізу наукових джерел, видно, що нейро-нечіткі мережі широко застосовуються в різних сферах та прикладних задачах [2-5]. У роботі [6] наведена задача підвищення швидкості побудови нейро-нечітких моделей за прецедентами; у [7] представлено задачу планування ресурсів паралельних комп'ютерних систем при синтезі нейро-нечітких мереж; on-line нейро-фаззі систему для вирішення задач послідовного нечіткого кластерування даних запропоновано у [8]. Нейро-нечіткі мережі широко використовуються для обробки нечіткої інформації. Так у роботах [9,10] нейро-нечітка система вивчає поведінку системи з даних тренувань і автоматично генерує нечіткі правила та нечіткі множини до заданого рівня точності. Системи нечіткого виведення приведені

у [11,12] можуть використовувати людські експертні знання та виконувати нечітке виведення для отримання вихідної оцінки з необхідним рівнем точності [13,14]. Механізм навчання нейронних мереж розглянуто у [14-16]. Широке застосування отримав новий тип нечіткої моделі, яку запропонували Токаї та Сугено [17,18]. У нейро-нечітких мереж типу Takagi-Sugeno-Kang послідовною частиною кожного нечіткого правила є лінійна комбінація вхідної змінної.

Виходячи з цього, сьогодні є актуальним завдання застосування нейро-нечітких технологій для вирішення прикладних проблем оцінювання об'єкту дослідження.

4. Результати досліджень. Для вирішення сформульованої проблеми пропонується модель нейро-нечіткої мережі (рис. 1.), яка складається із сукупності послідовних шарів, на кожному із яких розв'язується низка конкретних класів задач.

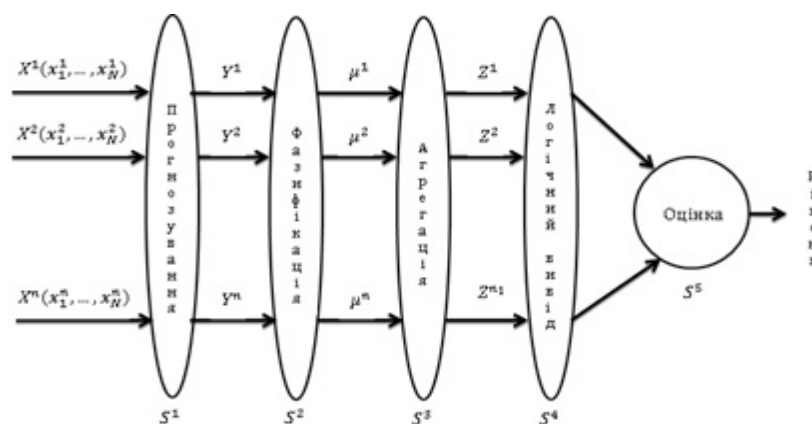


Рис. 1. Структура нейро-нечіткої мережі

Розглянемо кожен шар нейро-нечіткої мережі.

У першому шарі розв'язується клас задач передбачення. Загальна постановка задачі передбачення може бути сформульована наступним чином. На вході маємо сукупність показників $X = \{X^1, X^2, \dots, X^m\}$ – оцінки за відповідними критеріями $K = (K_1, K_2, \dots, K_m)$, для кожного з яких відома історія цього показника за N періодів, тобто $X^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j) \in X$ ($j = 1, \dots, m$). Потрібно зробити прогноз значень цих показників на майбутні періоди.

Математичне формулювання та модель такої задачі виглядає наступним чином.

Нехай для заданого об'єкта відомі деяка множина $X = \{X^1, X^2, \dots, X^m\}$, елементи якої називаються входами (samples) або прикладами, ситуаціями і множина $Y = \{Y^1, Y^2, \dots, Y^m\}$, елементи якої називаються відповідями або відгукками, мітками, виходами (responses). Існує певна залежність (детермінована і імовірнісна), що дозволяє за елементами $X^j \in X$ передбачити $Y^j \in Y$ для всіх $j = 1, \dots, m$. Зокрема, якщо залежність детермінована, то існує функція $\varphi^* : X \rightarrow Y$.

Даний шар може містити деякі приховані шари. Наприклад, коли відома деяка сукупність об'єктів (ситуацій) і множина відповідей (реакцій, відгуків), а також множина у вигляді пар «об'єкт – відповідь», яка називається навчаль-

ною вибіркою. Існує деяка залежність між відповідями і об'єктами, але вона невідома. Потрібно, на основі цих даних відновити залежність, тобто побудувати модель (алгоритм), яка здатна для любого об'єкта надати досить точну відповідь. Для вимірювання точності відповідей вводиться визначеним чином функціонал якості.

Залежність відома тільки на об'єктах навчальної вибірки $\{(x^{(i)}, y^{(i)}) : x^{(i)} \in X^j, y^{(i)} \in Y^j (i = 1, \dots, N_0)\}$, N_0 – кількість об'єктів у навчальній вибірці. Упорядкована пара "об'єкт – відповідь" $\{(x^{(i)}, y^{(i)}) : x^{(i)} \in X^j \times Y^j\}$ називається прецедентом. Потрібно встановити залежність між входом і виходом на основі даних навчальної вибірки.

Модель задачі передбачення за прецедентами можна представити у наступному вигляді:

Задано: множина ситуацій X^j і множина відповідей Y^j .

Відомо: навчальна вибірка $\{x^{(i)} \in X^j, (i = 1, \dots, N_0)\}$ і відповідно відповіді на цій вибірці $\{y^{(i)} = y(x^{(i)}) : y \in Y^j (i = 1, \dots, N_0)\}$.

Знайти: алгоритм $a : X^j \rightarrow Y^j$, тобто алгоритм побудови вирішальної функції $\varphi \in \Phi$, яка наближує, найбільш точно, $y \in Y^j$ не тільки на навчальній вибірці, а і на всій множині X^j .

Для різних типів задач множина об'єктів X і відповідей Y може задаватись по різному. Наприклад, для задачі класифікації: $Y = \{-1; +1\}$ – класифікація на два класи; $Y = \{1, \dots, M\}$ – класифікація на M класи, які не перетинаються; $Y = \{0; 1\}^M$ – класифікація на M класи, які перетинаються. Для задачі регресії: $Y = R$ або $Y = R^m$; для задачі ранжування Y – скінчена впорядкована множина. Множина об'єктів X , як правило, задається не самими об'єктами, а їх описами. Найбільш поширеним є ознаковий опис. Ознака (*feature*) f об'єкта $x \in X$ – це результат вимірювання деякої характеристики об'єкта x . При такому підході об'єкт $x \in X$ представляється як вектор $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$, де $x_j = f_j(x)$, ($j = 1, 2, \dots, k$), а k – кількість ознак. Формально ознака це відображення $f : X \rightarrow D_j$, де D_j – множина допустимих значень ознаки.

Завданням першого шару є на основі історії показників за певні періоди часу прогнозувати значення цих показників на майбутні періоди з використанням моделей та методів регресійного аналізу і машинного навчання [19].

Нейрони другого шару виконують операцію фазифікації, тобто кожному вхідному значенню першого шару ставиться у відповідність значення функції належності [20,21]. Тут розв'язується задача фазифікації показників (критеріїв) ефективності за допомогою апарату нечіткої математики. Аналізуючи значення вхідних показників $X = \{X^1, X^2, \dots, X^m\}$ і отримані відповідні прогнозовані значення $Y = \{Y^1, Y^2, \dots, Y^m\}$ проводиться їх фазифікація у нечіткі числа у вигляді функцій належності нечітких множин. Функції належності, визначені на вхідних змінних, застосовуються до їх фактичних значень для визначення ступеня істинності кожного показника. Оскільки, основні показники менеджменту отримані із фінансових звітів і несуть різний зміст, то доцільно використовувати наступні види функції належності [16]: трикутну, трапецієподібну, дзвіноподібну, S -подібну, лінійну S -подібну, лінійну Z -подібну та їх комбінації і суперпозиції. Таким чином, виходом із другого шару є множина нечітких чисел $\{\mu_1, \dots, \mu_{n_1}\}$.

Третій шар представляє собою агрегацію рівнів належності показників пред-

ставлених у вигляді нечітких чисел у певні групи (кластери) [22]. Суть агрегації полягає у процедурі знаходження функції належності для кожної вихідної змінної отриманої в процесі групування вхідних змінних. Мета агрегації полягає в тому, щоб об'єднати всі ступені істинності певних груп вхідних змінних. Тут використовуються моделі та методи вибору вагових коефіцієнтів і згорток. У загальному випадку синоптичні ваги w_1, \dots, w_{n_1} коректуються в процесі навчання.

Четвертий шар реалізує методи логічного виведення, за допомогою яких визначається нечітка оцінка, яка є інтегрованим показником. Нечітке логічне виведення базується на нечіткій базі знань та відповідних нечітких правилах. Обчислене значення істинності для передумов кожного правила застосовується для кожного правила. Нечіткі множини, призначені для кожної змінної виводу, за допомогою композиційних правил об'єднуються разом для формування єдиної нечіткої множини.

У кінцевому (п'ятому) шарі проходить процес дефазифікації отриманих нечітких оцінок у звичайні чіткі значення, які використовуються для визначення рівня.

5. Обговорення. Застосування розробленої технології для розв'язання практичних задач, потребує адекватного визначення множини показників оцінювання, створення моделей інтелектуального аналізу знань, налаштування фазифікації вхідних даних, експериментально дослідити поріг можливості функціонування системи у різних режимах, а також поріг рівня безпечного стану функціонування системи для недопущення негативних наслідків чи впевненості досягнення цілей системою. Ці всі задачі покладені на системних аналітиків, що розробляють інформаційну систему у межах прикладної задачі. Таким чином, для якісного порівняння даних, розмежування термів, необхідно окремо проводити для кожного показника, оскільки різні показники несуть у собі свій числовий зміст.

6. Висновки. Запропонований підхід, для визначення рівня фінансово-економічної безпеки на підприємстві, дозволить успішно імплементувати відповідний механізм, який повинен включати в себе інструменти, методи і важелі формування фінансової безпеки підприємства та систему інформаційно-аналітичної складової такої безпеки, функціонуючу на основі сучасних інформаційних технологій.

Список використаної літератури

1. Карян У. Ключевые показатели менеджмента: полное руководство по работе с критическими числами, управляющими вашим бизнесом / Пер. с англ. О.В. Чумаченко. К: Companion Group, 2010. 400с.
2. 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. Vol.29. P. 201-213. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2551-x>
3. 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. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics7080145>
4. 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. Vol. 21. P. 1524-1532. DOI: 10.1109/JBHI.2016.2633986
5. 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. Vol.16, 3585. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph16193585>
6. Субботин С.А., Благодарев А.Ю., Гофман Е.А. Синтез нейро-нечетких диагностических моделей с хэширующим преобразованием в последовательном и параллельном режимах. *Радиоелектроніка, інформатика, управління*. 2017. № 1. С. 56-65. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2017-1-7>
 7. Олійник А.О., Скрупський С.Ю., Субботін С.О., Благодарьов А.Ю., Гофман Є.О. Планування ресурсів паралельної обчислювальної системи при синтезі нейро-нечітких моделей для обробки великих даних. *Радиоелектроніка, інформатика, управління*. 2016. № 4. С. 61-69. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-4-8>
 8. Бодянський Є.В., Дейнеко А.О., Куценко Я. В. Послідовне нечітке кластерування на основі нейро-фаззи підходу. *Радиоелектроніка, інформатика, управління*. 2016. № 3. С. 30-38. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-3-4>
 9. Lin, C.J., Chen, C.H. Identification and prediction using recurrent compensatory neuro-fuzzy systems. *Fuzzy Sets Syst.* 2004. Vol. 150. P. 307-330. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fss.2004.07.001>
 10. 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. Vol. 27. P. 235–245.
 11. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 167 с.
 12. Ротштейн О.П. Інтелектуальні технології ідентифікації: нечіткі множини, генетичні алгоритми, нейронні мережі. Вінниця: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 1999. 320 с.
 13. Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень [Текст]: навч. посіб. Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. 341 с. ISBN 978-966-7809-84-4
 14. Олійник А.О., Субботін С. О., Олійник О. О. Інтелектуальний аналіз даних: навчальний посібник. Запоріжжя : ЗНТУ, 2011. 271 с.
 15. Снитюк В. Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми: навч. посіб. К.: Маклаут, 2008. 364 с.
 16. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах [Текст]: учеб. пособие. К.: Слово, 2008. 341с.
 17. 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.
 18. Sugeno M., Kang G. T. Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*. 1998. Vol. 28. P. 15-33.
 19. Шаркаді М.М., Роботишин М.В., Маляр М.М. Моделі і методи машинного навчання для завдань передбачення. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Математика і інформатика»*. 2020. № 1 (36). С. 112-122.
 20. Маляр М.М. Моделі і методи багатокритеріального обмежено-раціонального вибору: Монографія. Ужгород: ПА «АУТДОР-ШАРК», 2016. 222 с.
 21. Polishchuk V. Technology to Improve the Safety of Choosing Alternatives by Groups of Goals. *Journal of Automation and Information Sciences. Begell house, Inc, New York*. 2019. Vol. 51. P.66-76. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v51.i9.60.
 22. Hulianytskyi L. F., Riasna I. I. Automatic classification method based on a fuzzy similarity relation. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2016. V. 52, N 1. P. 30-37. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10559-016-9796-3>

Sharkadi M. M. Neuro-fuzzy modeling in the financial-economic security management system.

The solution of the actual problem of determining the financial-economic security's level for companies through the prism of neuro-phase modeling is presented. Models built using neural-fuzzy networks are an effective tool for assessing financial-economic security and provide an opportunity to identify and overcome problems in a timely manner. In addition, these models are adaptive because they adapt to changes in the economic environment,

which is very important in an unstable economy. This study proposes the use of a multilayer neural network, each layer of which solves a number of problems. The proposed approach will make it possible to determine the level of the company financial security at different times of its operation. The developed model allows each company to use its own set of financial indicators to determine the level of security. Each layer of the neural network is an autonomous unit that allows you to develop a network. The proposed model is characterized by the properties of flexibility and adaptability to changing conditions of the economic environment, which is a necessary condition for its effective application in the enterprise.

Keywords: security level, neural network, fuzzy modeling.

References

1. Karyan, W. (2010). Key Management Indicators: A Complete Guide to Working with Critical Numbers Managing Your Business .Trans. with English O.V. Chumachenko. *K: Companion Group* [in Ukrainian].
2. Wang, J.G. , Tai, S.C., & Lin, C.J. (2018). The application of an interactively recurrent self-evolving fuzzy CMAC classifier on face detection in color images. *Neural Comput. Appl.*, 29, 201–213.
3. Jhang, J.-Y., Tang, K.-H., Huang, C.-K., Lin, C.-J., & Young, K.-Y. (2018). FPGA Implementation of a Functional Neuro-Fuzzy Network for Nonlinear System Control. *Electronics*.
4. 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. (2017). 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.*, 21, 1524–1532.
5. Kelemen, M., Polishchuk, V., Gavurová, B., Szabo, S., Rozenberg, R., Gera, M., Kozuba, J., Hospodka, J., Andoga, R., Divoková, A., & Bliš'an, P. (2019). Fuzzy Model for Quantitative Assessment of Environmental Start-up Projects in Air Transport. *Int. J. Environ. Res. Public Health.*, 16, 3585.
6. Subbotin, S.A., Blagodarev, A.Yu., & Hoffman, E.A. (2017). Synthesis of neuro-fuzzy diagnostic models with hashing transformation in serial and parallel modes. *Radio electronics, computer science, management*, 1, 56–65 [in Ukrainian].
7. Oliynyk, A.O., Skrupsky, S.Y., Subbotin, S.O., Blagodaryov, A.Y., & Hoffman, E.A. (2016). Resource planning of a parallel computer system in the synthesis of neuro-fuzzy models for big data processing. *Radio electronics, computer science, management*, 4, 61–69 [in Ukrainian].
8. Bodyansky, E.V., Deineko, A.O., & Kutsenko, J.V. (2016). Consistent fuzzy clustering based on the neuro-phase approach. *Radio electronics, computer science, management*, 3, 30–38 [in Ukrainian].
9. Lin, C.J., & Chen, C.H. (2004). Identification and prediction using recurrent compensatory neuro-fuzzy systems. *Fuzzy Sets Syst.*, 150, 307–330.
10. Khayat, O. (2014). Structural parameter tuning of the first-order derivative of an adaptive neuro-fuzzy system for chaotic function modeling. *J. Int. Fuzzy Syst.*, 27, 235–245.
11. Zade, L. (1976). The concept of a linguistic variable and its application to approximate decisions. *Moscow: Mir*. [in Russian]
12. Rothstein, O.P. (1999). Intelligent identification technologies: fuzzy sets, genetic algorithms, neural networks. *Vynnytsia: "UNIVERSUM-Vynnytsia"* [in Ukrainian].
13. Subbotin, S.O. (2008). Submission and processing of knowledge in artificial intelligence systems and decision support: textbook. *Zaporozhye: ZNTU* [in Ukrainian].
14. Oliynyk, A.O., Subbotin, S.O., & Oliynyk, O.O. (2011). Intellectual data analysis: textbook. *Zaporozhye: ZNTU* [in Ukrainian].
15. Snytyuk, V.E. (2008). Forecasting. Models. Methods. Algorithms: textbook. *Kyiv: McLauth* [in Ukrainian].
16. Zaichenko, Yu.P. (2008). Fuzzy models and methods in intelligent systems: textbook. Manual. *Kyiv Slovo* [in Ukrainian].
17. Jang, R. J.-S., Sun, C. T., & Mizutani, E. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A

- Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. *Upper Saddle River, Prentice Hall*.
18. Sugeno, M., & Kang, G. T. (1998). Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*, 28, 15–33.
 19. Sharkadi, M.M., Robotyshyn, M.V., & Malyar, M.M. (2020). Models and methods of machine learning for prediction tasks. *Scientific Bulletin of Uzhhorod University, ser. of mathematics and informatics*, 36, 1, 112-122. [in Ukrainian]
 20. Malyar, M. M. (2016). Models and methods of multicriteria limited-rational choice: Monograph. *Uzhhorod: RA "OUTDOOR-SHARK"* [in Ukrainian].
 21. Polishchuk, V. (2019). Technology to Improve the Safety of Choosing Alternatives by Groups of Goals. *Journal of Automation and Information Sciences. Begell house, Inc, New York*, 51, 66–76.
 22. Hulianytskyi, L. F., & Riasna, I. I. (2016). Automatic classification method based on a fuzzy similarity relation. *Cybernetics and Systems Analysis*, 52(1) 30–37.

Одержано 11.04.2021