

DOI: 10.32999/ksu2307-8030/2021-43-13

УДК 330.46:004.032.26:004.4

**Іванов С.М.**

кандидат економічних наук, доцент,  
доцент кафедри економічної кібернетики  
Запорізького національного університету  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1086-0701>  
E-mail: flydaiver@gmail.com

## НЕЙРО-НЕЧІТКА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ НЕДЕТЕРМІНОВАНИМ ЕКОНОМІЧНИМ ОБ'ЄКТОМ

У статті розглянуто використання нейро-нечітких систем управління як інструмента для управління недетермінованими об'єктами в реальному масштабі часу. Обговорюються сучасні інструменти управління, структурні моделі дискретної квазіінваріантної автоматизованої системи управління. Представлене у статті аналізування автоматизованої системи управління заснований на застосуванні типових моделей дискретних автоматизованих систем управління. Відповідно до запропонованого рішення, в автоматизованій системі управління в реальному масштабі часу як опція об'єкта і передавальний коефіцієнт системи пропонується використовувати нейро-нечітку систему управління. Нейро-нечітка система управління заснована на процесі навчання штучної нейронної мережі (ANN), що дає змогу визначити правила нечіткого виведення (FIS). У статті пропонується модель ANFIS, яка виконана із застосуванням нечіткої системи Takagi T., Sugeno M., а також розглянуто алгоритм, який побудований на основі семи нечітких правил.

**Ключові слова:** нейро-нечіткі системи управління, модель ANFIS, нейронна мережа (ANN), правила нечіткого виведення (FIS).

### Іванов С.Н. НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ НЕДЕТЕРМИНИРОВАННЫМ ЭКОНОМИЧЕСКИМ ОБЪЕКТОМ

В статье рассмотрено использование нейро-нечетких систем управления в качестве инструмента для управления недетерминированными объектами в реальном масштабе времени. Обсуждаются современные инструменты управления, структурные модели дискретной квазиинвариантной автоматизированной системы управления. Представленный в статье анализ автоматизированной системы управления основан на применении типичных моделей дискретных автоматизированных систем управления. Согласно предлагаемому решению, в автоматизированной системе управления в реальном масштабе времени в качестве опции объекта и передаточного коэффициента системы предлагается использовать нейро-нечеткую систему управления. Нейро-нечеткая система управления основана на процессе обучения искусственной нейронной сети (ANN), что позволяет определить правила нечеткого вывода (FIS). В статье предлагается модель ANFIS, которая выполнена с применением нечеткой системы Takagi T., Sugeno M., а также рассмотрен алгоритм, который построен на основе семи нечетких правил.

**Ключевые слова:** нейро-нечеткие системы управления, модель ANFIS, нейронная сеть (ANN), правила нечеткого вывода (FIS).

### Ivanov Serhii. NEURO-FUZZY CONTROL SYSTEM OF NON-DETERMINED ECONOMIC OBJECT

The article discusses the use of neuro-fuzzy control systems as a tool for managing non-deterministic objects in real time. The application of classical methods description of the control system assumes that the control objects are described by linear dynamic links of low order. This assumption often leads to the fact that classical control systems in practice do not provide the specified indicators of fast and efficient management. This article discusses modern control tools structural models of a discrete quasi-invariant automated control system. Typical procedures correspond to business processes of nondeterministic discrete objects. The decision to use marketing, resource and production procedures is made on the basis of analysis of the degree of compliance; in this case, business processes in the economic object. This approach combines the advantages of the principle of using typical subsystems of automated control systems and the process approach. Presented in this article is the analysis of an automated control system, which is based on the use of typical models of discrete automated control systems. According to the proposed solution in an automated control system in real time, it is proposed to use a neuro-fuzzy control system as a function of the object and the system's transfer ratio. The neuro-fuzzy control system is based on the process of learning an artificial neural network (ANN), which allows you to determine the rules of fuzzy inference (FIS). Once the fuzzy output parameters are defined, the neural network operates standard. In this integrated model, the neural network training algorithm (ANN) is used to determine the parameters of the fuzzy output system (FIS). On the other hand, the neural network learning mechanism does not depend on statistical information, but is standard for the chosen artificial neural network architecture. The ANFIS automated control system determines that each quantity is represented by only one fuzzy set. The ANFIS neural network learning procedure has no restrictions on modifying membership functions. To ensure the learning speed of the neural network and the adaptability of the software implementation, the model Takagi T., Sugeno M. this is based on a high-performance neural network learning procedure. The article proposes the ANFIS model, which considers an algorithm based on seven fuzzy rules.

**Keywords:** neuro-fuzzy control systems, ANFIS model, neural network (ANN), rules of fuzzy inference (FIS).

**Постановка проблеми.** Одним з методів побудови сучасних систем управління є синтез інтелектуальних систем на основі нейро-нечітких систем. Прогнозування майбутніх значень часових рядів на основі минулого і справжньої інформації, що необхідно для різних про-

мислових і фінансових додатків, висловили Р.С. Chang і С.У. Fan [1]. У дослідженні розроблено новий підхід, який об'єднує вейвлет і системи на основі нечітких правил.

Особливість систем цього класу полягає у використанні нейронних мереж і нечіткої

логіки для керування складними динамічними об'єктами, які функціонують в умовах невизначеності і конфліктності. Під невизначеністю в цьому разі розуміється як недолік інформації, необхідної для отримання кількісного опису процесів, що протікають у системі, так і складність об'єкта управління.

Застосування класичних методів опису системи управління передбачає, що об'єкти управління описуються лінійними динамічними ланками невисокого порядку. Зазначене допущення часто приводить до того, що класичні системи управління на практиці не забезпечують задані показники швидкого та ефективного управління.

Отже, нейро-нечітка система управління, що використовує процедури штучних нейронних мереж і нечіткої логіки, дає змогу проводити ідентифікацію складних процесів як у техніці, так і в економіці. Застосування нейро-нечітких систем дає можливість вирішувати завдання побудови систем управління в умовах невизначеності на основі наявних статистичних та експериментальних даних, які отримані про об'єкт управління.

Слід зазначити, що застосування тільки одних нейронних мереж у задачах автоматизованого управління має низку недоліків. Так, інформацію про об'єкт управління нейронна мережа отримує в процесі навчання, а для цього необхідні статистичні дані, тому цей недолік можна усунути шляхом застосування структур нечітких множин, які дають змогу забезпечити формалізацію нечітких змінних.

Отже, стаття присвячена актуальній задачі побудови нейро-нечіткої системи управління недетермінованими об'єктами в системах реального часу.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сьогодні в системах управління нечіткі множини авторами М. Ivanov, N. Maksyshko, S. Ivanov and N. Terentieva застосований метод моделювання багатовимірних процесів [2].

У роботах J. Casillas, O. Cordyn [3], F. Herrera [4], J. Espinosa, J. Vandewalle [5] розглянуті завдання налаштування нечітких систем на основі правил для лінгвістичних змінних і представлений алгоритм для вилучення правил.

Авторами D. Wang, H. He, B. Zhao, D. Liu [6] визначено основні переваги застосування оптимального управління на основі нейронної мережі (NN) з прямим зв'язком.

У статтях авторів S. Guillaume [7; 8] і F. Herrera [9] розглядаються проблеми побудови системи нечіткого виведення (FIS) для моделювання і процесу управління, а також використання генетичних алгоритмів для проектування нечітких систем.

Питання гібридизації систем нечіткої логіки розглянуті P.J. Antsaklis [10].

Виявлені недоліки щодо застосування системи нечіткого виведення вирішуються на основі нейронної мережі, яка здатна навчатися і враховувати попередні знання. У статті R. Cui, C. Yang, Y. Li, S. Sharma [11] вирішували завдання відстеження траєкторії і управ-

ління об'єктом у галузі дискретного часу на основі двох нейронних мереж (NN), тому дані в процесі розроблення системи управління повинні бути задані в явному вигляді.

Використання нейро-нечіткого підходу усуває вищенаведені проблеми. J.S.R. Jang у роботі [12] представив архітектуру і процедуру навчання, яка заснована на ANFIS (адаптивна мережева система нечіткого виведення), системою нечіткого виведення.

Результати дослідження M.A. Boyacioglu і D. Avcı [13] показали здатність алгоритму ANFIS точно прогнозувати прибутковість фондового ринку.

У роботах T. Takagi, M. Sugeno [14; 15; 16] представлено математичний інструмент для побудови нечіткої моделі системи, в якій використовуються нечіткі висновки. Авторами показано метод ідентифікації системи з використанням її вхідних та вихідних даних.

В роботі H. Zhang і D. Liu [17] наведена методологія нечіткої логіки і доведена ефективність під час роботи зі складними нелінійними системами, які містять невизначеності.

Нові рішення застосування штучної нейронної мережі (NN) та адаптивної системи нейро-нечіткого виведення (ANFIS) були розглянуті в роботі W. Suparta, K.M. Alhasa [18]. У дослідженні представлені теоретичні основи і докладно пояснюється цей метод, а також підкреслюється його важливість для оцінювання досліджуваної моделі.

**Мета статті.** Стаття присвячена актуальній задачі побудови нейро-нечіткої системи управління недетермінованими об'єктами в системах реального часу.

**Виклад матеріалу дослідження та його основні результати.** Для визначення вхідних компонентів нейро-нечіткої системи управління об'єктами застосований метод системного аналізу. Цей метод дає змогу проаналізувати механізми взаємодії економічного об'єкта з навколишнім середовищем.

Типові процедури відповідають бізнес-процесам недетермінованих дискретних об'єктів. Рішення про використання маркетингових, ресурсних і виробничих процедур приймається на основі аналізування ступеня відповідності, в цьому разі бізнес-процесів в економічному об'єкті. Такий підхід поєднує в собі переваги принципу використання типових підсистем автоматизованих систем управління й процесного підходу.

Для побудови автоматизованих систем управління, які працюють в умовах випадкових процесів, може бути застосований підхід автоматизованих систем, але для автоматизованих систем управління не завжди можна отримати систему рівнянь, яка би повністю її описувала.

Наявні автоматизовані системи управління є умовно-інваріантними (квазіінваріантними) до зовнішніх чинників, тому класична структурна модель дискретної системи автоматизованого управління зазвичай представляється в такому вигляді (рис. 1).

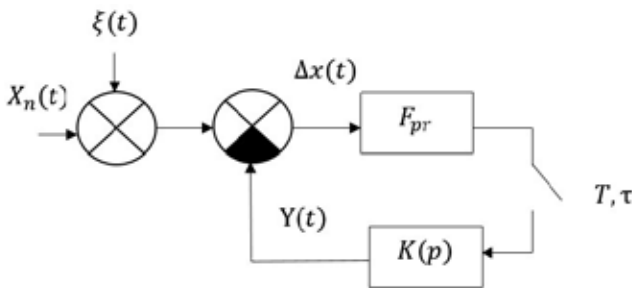


Рис. 1. Структурна модель дискретної квазіінваріантної автоматизованої системи управління

Структурна модель автоматизованої системи управління включає функцію виробництва і вектори керуваних змінних.

Дані автоматизованої системи управління залежать від  $X_n(t)$  – вектору вхідних параметрів автоматизованої системи;  $F_{pr}$  – функції об'єкта (підприємства);  $\xi(t)$  – вектору зовнішніх збурень на систему управління.

Слід зазначити, що за час  $t$  виробляється вектор неузгодженості  $x(t)$ , який необхідний для аналізування й оброблення вхідних даних. Всі складові частини структурної моделі системи управління залежать від часу, які змінюються відповідно до періоду роботи перемикача (дискретизація за часом).

Перемикач відображається в дискретній автоматизованій паспортній системі управління у вигляді перемикача з періодом  $T$ . Цей період часу в системі необхідний для аналізування й оброблення вихідних даних з моменту їх надходження до управління об'єктом, тому  $A$  (тривалість пауз) буде визначатися часом між надходженням вхідних даних та управлінням об'єктом.

Замкнуте положення перемикача автоматизованої системи характеризує стан, коли інформація надається для прийняття управлінських рішень згідно з коефіцієнтом передачі.

У разі разомкнутого перемикача автоматизована система знаходиться в режимі спостереження.

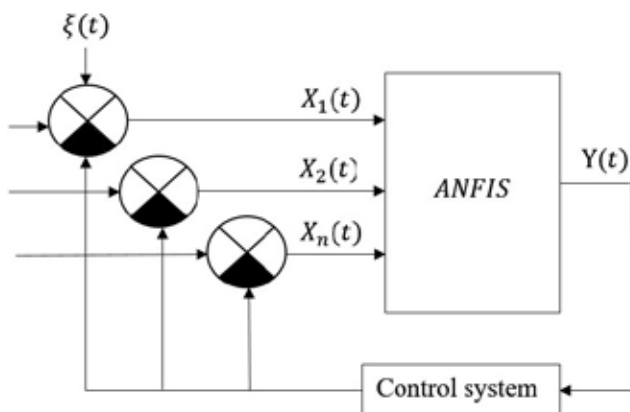


Рис. 2. Модель нейро-нечіткої системи управління недетермінованими об'єктами

Слід зазначити, що флуктуації вхідних параметрів потрапляють у блок неузгодженості системи управління і визначають необхідність перетворення управлінських рішень.

Загалом система автоматизованого управління об'єктом повинна розглядатись як сукупність розв'язуваних задач.

Відповідно до запропонованого рішення, в автоматизованій системі управління в реальному масштабі часу як опцію об'єкта ( $F_{pr}$ ) і передавальний коефіцієнт системи ( $K(p)$ ) пропонується використовувати нейро-нечітку систему управління.

Модель нейро-нечіткої системи автоматизованого управління недетермінованими об'єктами представлена на рис. 2.

Система забезпечує прийняття  $n$  управлінських рішень за умови нечітких вхідних величин. Адаптація системи забезпечується на етапі навчання нейронної мережі.

Нейро-нечітка система управління заснована на процесі навчання штучної нейронної мережі (ANN), що дає змогу визначити правила нечіткого виведення (FIS). Як тільки параметри нечіткого виведення визначені, нейронні мережі працюють у звичайному режимі (рис. 2).

У цій інтегрованій моделі навчальний алгоритм нейронної мережі (ANN) використовується для визначення параметрів системи нечіткого виведення (FIS). Нечітка система виведення має відповідні функції приналежності. З іншого боку, механізм навчання нейронної мережі не залежить від статистичної інформації, а є стандартним для вибраної архітектури штучної нейронної мережі.

Модель ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) ANFIS з виконанням нечіткої системи Takagi T., Sugeno M., яка являє собою п'ятишарову нейронну мережу прямого поширення, представлена на рис. 3.

Вхідні величини моделі  $X_1$  та  $X_2$  є вхідними змінними, які дають змогу визначити неузгодженість між поточним і планованим значенням змінної, а вихідна змінна  $Y$  є керуючим впливом автоматизованої системи.

Перший шар ANFIS системи визначає нечіткі терми множини вхідних величин. Виходи вузлів цього шару є значеннями функції приналежності за конкретним значенням входів  $\mu_1(t)$ .

Другий шар системи визначає застосовувані нечіткі правила. В цьому шарі кожен вузол відповідає одному непевному правилу. Вузол другого шару з'єднаний з тими вузлами першого шару, які формують передумови відповідного правила. Виходами вузла є ступінь виконання правила, яка розраховується як відношення вхідних величин  $\omega_i$ .

Третій шар здійснює нормалізацію ступенів виконання правил.

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i}, i = 1, \dots, n. \quad (1)$$

Неадаптивні вузли цього шару розраховують відносно вагу виконання нечіткого правила.

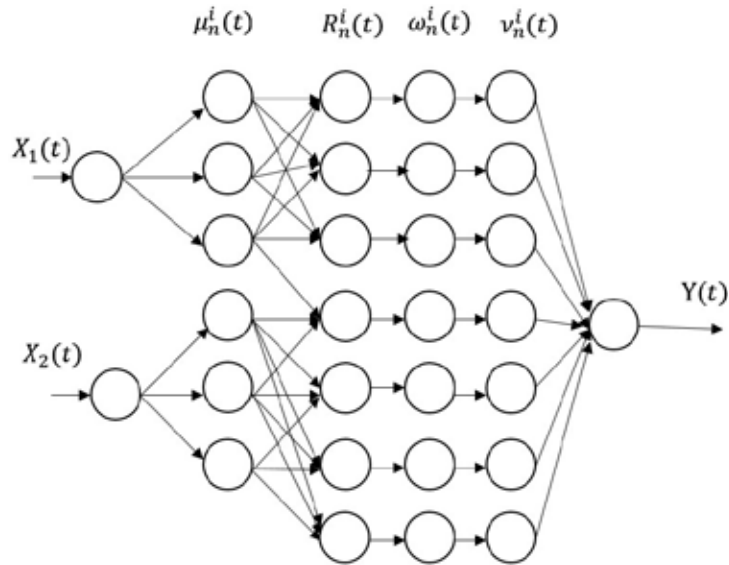


Рис. 3. Структура ANFIS-системи

Четвертий шар визначає внесок кожного нечіткого правила у вихід мережі. Вузол четвертого шару розраховує внесок нечіткого правила  $v_i$  у вихід мережі.

П'ятий шар формує керуюче значення системи управління:

$$Y = \sum Y_{t,n}^i. \quad (2)$$

Отже, система автоматизованого управління ANFIS визначає, що кожна величина представлена тільки однією нечіткою множиною. Процедура навчання з нейронної мережі ANFIS не має обмежень на модифікацію функцій приналежності.

Для забезпечення швидкості навчання нейронної мережі та адаптивності програмної реалізації вибрана модель Takagi T., Sugeno M.

Модель Takagi T., Sugeno M ґрунтується на високопродуктивній процедурі навчання нейронної мережі.

Для побудови моделі вибрано такі показники:  $Y_{t,n}$  – вихідне значення системи управління за рік по місяцях  $t: t=0,1,\dots,6$ ;  $x_{t,1}$  – кількість першого товару, яка продана за тиждень (одиниць);  $x_{t,2}$  – кількість другого товару, який проданий за тиждень (одиниць);  $x_{t,HR}$  – кількість людських ресурсів, які застосовувалися для виробництва товарів:  $x_{t,3} = \sum x_{t,HR}$ .

Такий вибір змінних дає змогу визначити положення товарів на ринку і відстежувати поточні зміни на ринку. Як вихідне значення системи управління можна записати модель у такому вигляді:

$$Y_{t,n}^i = \alpha_0 + \beta_1 Y_{t-1,1} + \beta_2 x_{t,1} + \beta_3 x_{t,2} + \beta_4 x_{t,HR}. \quad (3)$$

Далі видно, що всі змінні впливають на формування нечітких правил. Правила для моделі Takagi T., Sugeno M. будувалися відповідно до алгоритму. Алгоритм, який побудований із семи нечітких правил, має такий вигляд:

The Rule<sup>1</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_1)$  and  $(Y_{t-1,1} = B_1)$  and  $(x_{t,1} = C_1)$  and  $(x_{t,HR} = D_1)$ ,

Then

$$Y_t^1 = \alpha_0^1 + \beta_1^1 Y_{t-1,1} + \beta_2^1 x_{t,1} + \beta_3^1 x_{t,2} + \beta_4^1 x_{t,HR}.$$

The Rule<sup>2</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_1)$  and  $(Y_{t-1,1} = B_1)$  and  $(x_{t,1} = C_1)$  and  $(x_{t,HR} = D_2)$ ,

Then

$$Y_t^2 = \alpha_0^2 + \beta_1^2 Y_{t-1,1} + \beta_2^2 x_{t,1} + \beta_3^2 x_{t,2} + \beta_4^2 x_{t,HR}.$$

The Rule<sup>3</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_1)$  and  $(Y_{t-1,1} = B_1)$  and  $(x_{t,1} = C_2)$ ,

Then

$$Y_t^3 = \alpha_0^3 + \beta_1^3 Y_{t-1,1} + \beta_2^3 x_{t,1} + \beta_3^3 x_{t,2} + \beta_4^3 x_{t,HR}.$$

The Rule<sup>4</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_1)$  and  $(Y_{t-1,1} = B_1)$  and  $(x_{t,1} = C_3)$ ,

Then

$$Y_t^4 = \alpha_0^4 + \beta_1^4 Y_{t-1,1} + \beta_2^4 x_{t,1} + \beta_3^4 x_{t,2} + \beta_4^4 x_{t,HR}.$$

The Rule<sup>5</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_1)$  and  $(Y_{t-1,1} = B_2)$ ,

Then

$$Y_t^5 = \alpha_0^5 + \beta_1^5 Y_{t-1,1} + \beta_2^5 x_{t,1} + \beta_3^5 x_{t,2} + \beta_4^5 x_{t,HR}.$$

The Rule<sup>6</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_2)$ ,

Then

$$Y_t^6 = \alpha_0^6 + \beta_1^6 Y_{t-1,1} + \beta_2^6 x_{t,1} + \beta_3^6 x_{t,2} + \beta_4^6 x_{t,HR}.$$

The Rule<sup>7</sup> :

If  $(x_{t,2} = A_3)$ ,

Then

$$Y_t^7 = \alpha_0^7 + \beta_1^7 Y_{t-1,1} + \beta_2^7 x_{t,1} + \beta_3^7 x_{t,2} + \beta_4^7 x_{t,HR}.$$

У представлених правилах  $A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, C_1, C_2, C_3$  є нечіткими множинами, де функції приналежності будуються за допомогою вбудованого алгоритму в Matlab. Також у Matlab розраховуються коефіцієнти рівнянь  $\alpha_0^i, \alpha_1^i, \beta_1^i, \beta_2^i, \beta_3^i, \beta_4^i$ ,  $i=1,\dots,7$ .

**Висновки.** Запропоновано модель нейро-нечіткої системи управління недетермінованим об'єктом у режимі реального часу. Розглянуто та проаналізовано структурні моделі дискретної квазіінваріантної автоматизованої системи управління і нейро-нечіткої системи управління недетермінованих об'єктів. Представлено аналізування моделі ANFIS, яка виконана із застосуванням нечіткої системи Takagi T., Sugeno M. Розглянуто алгоритм, який побудований із семи нечітких правил.

У статті представлена методика реалізації нейро-нечіткої системи управління недетермінованими об'єктами із застосуванням Matlab. Matlab дав змогу створювати модель адаптивної системи нейро-нечіткого виводу, а також виконувати процедури навчання.

У статті наведено результати роботи нейро-нечіткої системи управління недетермінованими об'єктами.

#### БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

- Chang P.C., Fan C.Y. A Hybrid System Integrating a Wavelet and TSK Fuzzy Rules for Stock Price Forecasting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*. 2008. Vol. 38. № 6. P. 802–815.
- Ivanov M., Maksyshko N., Ivanov S., Terentieva N. Intelligent Data Analysis in HR Process Management. *CEUR Workshop Proceedings*. 2020. Vol. 2608. P. 754–768.
- Casillas J., Cordyn O., del Jesus M.J., Herrera F. Genetic tuning of fuzzy rule deep structures preserving interpretability and its interaction with fuzzy rule set reduction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2005. Vol. 13. P. 13–29.
- Cordyn O., Herrera F., Villar P. Generating the knowledge base of a fuzzy rule-based system by the genetic learning of data base. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2001. Vol. 9. P. 667–674.
- Espinosa J., Vandewalle J. Constructing fuzzy models with linguistic integrity from numerical data-AFRELI algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2000. Vol. 8. P. 591–600.
- Wang D., He H., Zhao B., Liu D. Adaptive near-optimal controllers for nonlinear decentralized feedback stabilization problems. *IET Control Theory Appl.* 2017. № 11 (6). P. 799–806.
- Guillaume S. Designing fuzzy inference systems from data: an interpretability-oriented review. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2001. Vol. 9. P. 426–443.
- Guillaume S., Charnomordic B. Generating an interpretable family of fuzzy partitions from data. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2004. Vol. 12. P. 324–335.
- Herrera F. Genetic fuzzy systems: taxonomy current research trends and prospects. *Evolutionary Intelligence*. 2008. Vol. 1. P. 27–46.
- Antsaklis P.J. Neural Networks in Control Systems. *IEEE Control Systems Magazine*. 1990. Vol. 10. № 3. P. 3–5.
- Cui R., Yang C., Li Y., Sharma S. Adaptive Neural Network Control of AUVs With Control Input Nonlinearities Using Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2017. Vol. 47. № 6. P. 1019–1029.
- Jang J.S.R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993. Vol. 23. № 3. P. 665–685.
- Boyacioglu M.A., Avci D. An Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the Prediction of Stock Market Return: The Case of the Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*. 2010. Vol. 37. № 12. P. 7908–7912.
- Sheta A. Software Effort Estimation and Stock Market Prediction Using Takagi – Sugeno Fuzzy Models. *Fuzzy Systems, 2006 IEEE International Conference on IEEE*. 2006. P. 171–178.
- Sugeno M., Kang G.T. Structure Identification of Fuzzy Model. *Fuzzy Sets and Systems*. 1988. Vol. 28. № 1. P. 15–33.
- Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. № 1. P. 116–132.
- Zhang H., Liu D. Fuzzy Modeling and Fuzzy Control. *Springer Science & Business Media*.
- Suparta W., Alhasa K. M. Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS. Springer Book. 2016. 109 p.

#### REFERENCES:

- Chang P.C., Fan C.Y. (2008) A Hybrid System Integrating a Wavelet and TSK Fuzzy Rules for Stock Price Forecasting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 38, no. 6, pp. 802–815.
- Ivanov M., Maksyshko N., Ivanov S., Terentieva N. (2020) Intelligent Data Analysis in HR Process Management. *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2608, pp. 754–768.
- Casillas J., Cordyn O., del Jesus M.J., Herrera F. (2005) Genetic tuning of fuzzy rule deep structures preserving interpretability and its interaction with fuzzy rule set reduction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 13, pp. 13–29.
- Cordyn O., Herrera F., Villar P. (2001) Generating the knowledge base of a fuzzy rule-based system by the genetic learning of data base. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 9, pp. 667–674.
- Espinosa J., Vandewalle J. (2000) Constructing fuzzy models with linguistic integrity from numerical data-AFRELI algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 8, pp. 591–600.
- Wang D., He H., Zhao B., Liu D. (2017) Adaptive near-optimal controllers for nonlinear decentralized feedback stabilization problems. *IET Control Theory Appl*, no. 11 (6), pp. 799–806.
- Guillaume S. (2001) Designing fuzzy inference systems from data: an interpretability-oriented review. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 9, pp. 426–443.
- Guillaume S., Charnomordic B. (2004) Generating an interpretable family of fuzzy partitions from data. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 12, pp. 324–335.
- Herrera F. (2008) Genetic fuzzy systems: taxonomy current research trends and prospects. *Evolutionary Intelligence*, vol. 1, pp. 27–46.
- Antsaklis P.J. (1990) Neural Networks in Control Systems. *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 10, no. 3, pp. 3–5.
- Cui R., Yang C., Li Y., Sharma S. (2017) Adaptive Neural Network Control of AUVs With Control Input Nonlinearities Using Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 47, no. 6, pp. 1019–1029.
- Jang J.S.R. (1993) ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685.
- Boyacioglu M.A., Avci D. (2010) An Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the Prediction of Stock Market Return: The Case of the Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 12, pp. 7908–7912.
- Sheta A. (2006) Software Effort Estimation and Stock Market Prediction Using Takagi – Sugeno Fuzzy Models. *Fuzzy Systems, 2006 IEEE International Conference on IEEE*, pp. 171–178.
- Sugeno M., Kang G.T. (1988) Structure Identification of Fuzzy Model. *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 28, no. 1, pp. 15–33.
- Takagi T., Sugeno M. (1985) Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, no. 1, pp. 116–132.
- Zhang H., Liu D. (2006) Fuzzy Modeling and Fuzzy Control. *Springer Science & Business Media*.
- Suparta W., Alhasa K.M. (2016) Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS. Springer Book. 109 p.

Стаття надійшла до редакції 10.06.2021.  
The article was received 10 June 2021.