



УДК 004.6+519.2

## МЕТОД НЕЧІТКОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ НА ОСНОВІ ПОСЛІДОВНОГО АНАЛІЗУ ВАЛЬДА

Мулеса О. Ю.<sup>1</sup>, Снитюк В. Є.<sup>2</sup>, Герзанич С. О.<sup>3</sup><sup>1,3</sup>Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»<sup>2</sup>Київський національний університет імені Тараса ШевченкаORCID: <sup>1</sup>0000-0002-6117-5846, <sup>2</sup>0000-0002-9954-8767, <sup>3</sup>0000-0001-7065-0795E-mail: <sup>1</sup>Oksana.Mulesa@uzhnu.edu.ua, <sup>2</sup>Snytyuk@gmail.com, <sup>3</sup>Gerzanich@ua.fm

Copyright © 2018 by author and the journal "Automation of technological and business - processes.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

DOI:

**Анотація.** Розглядаються задачі прогнозування можливості зміни стану об'єкта на основі його оцінки за множиною критеріїв. До таких задач відносять задачі медичного прогнозування, тобто прогнозування можливості виникнення в майбутньому у особи загрозового для неї стану. Цю задачу можна сформулювати як задачу класифікації, де один з класів відповідатиме великому ступеню ризику виникнення загрозового стану, а інший – низькому ступеню ризику. В такій інтерпретації задача класифікації може бути розв'язана за допомогою методу послідовного аналізу Вальда, який базується на теоремі Байєса та враховує інформативність ознак, за якими проводиться класифікація. Такий підхід має ряд особливостей, пов'язаних з визначенням порогів та опрацюванням тих значень ознак, які близькі до порогових. В статті показано, що при застосуванні методу Вальда для об'єктів із значеннями ознак, близькими до порогових, можливі випадки отримання протилежних рішень. З метою підвищення ефективності класифікації запропоновано метод нечіткої класифікації. Особливістю розробленого методу є те, що особа, яка приймає рішення, може вказати характер функції належності для визначення близькості заданих значень до порогових і таким чином задати інтервал допустимої зміни порогових значень. Алгоритм обчислює ступені належності заданого об'єкта до кожного з класів.

Виконано експериментальну верифікацію розробленого методу для задачі прогнозування невиношування вагітності. На етапі формалізації медичних знань відібрані показники, які можуть бути використані для прогнозування, створена база даних клінічного матеріалу. На модельних прикладах продемонстровано перевагу розробленого методу в порівнянні з методом послідовного аналізу Вальда.

Отримані в дослідженні результати можуть використовуватися при побудові прогностичних алгоритмів в медицині.

**Annotation.** The tasks of predicting the possibility of changing the state of an object based on its evaluation by multiple criteria are considered. Medical forecasting tasks, for example, predicting the future occurrence of a person with a threatening condition, can be assigned to this class of tasks. This task can be formulated as a classification problem, where one class will be at high risk of the threat and the other will be at low risk. In this interpretation, the classification problem can be solved by using the Wald sequential analysis method. This method is based on Bayes' theorem and takes into account the informative nature of the features used for classification. This approach has a number of features related to defining thresholds and processing those attribute values that are close to thresholds. The article shows that if you use the Wald method for objects with feature values close to the thresholds, then you can get the opposite solution. In order to improve the classification efficiency, a fuzzy classification method is proposed. The peculiarity of the developed method is that the decision maker can specify the nature of the membership function to determine the proximity of the setpoints to the thresholds and thus set the interval of the allowed change of the thresholds. The algorithm calculates the degree of belonging of a given object to each of the classes.

Experimental verification of the developed method for the problem of prediction of miscarriage is made. At the stage of formalization of medical knowledge such indicators were selected that can be used for prediction, a database of clinical material was created. Model examples demonstrate the advantages of the developed method over the Wald sequential analysis method.

The results obtained in the study can be used in the construction of prognostic algorithms in medicine.



**Ключові слова:** нечітка класифікація, послідовний аналіз Вальда, діагностична функція, прогностичний алгоритм.

**Keywords:** fuzzy classification, sequential Wald analysis, diagnostic function, prognostic algorithm.

**Вступ.** Процеси прийняття різного роду рішень супроводжуються необхідністю одночасного аналізу та співставлення багатьох важливих показників. У своїх рішеннях особа, яка приймає рішення, керується як наявними інструкціями, правилами, статистичними і прогностичними даними, так і власним досвідом. Якщо правила та інструкції є максимально формалізованими і зрозумілими до використання, то формалізація власного досвіду є нетривіальною задачею. В таких випадках актуальною є розробка зрозумілих алгоритмів, застосування яких дозволило б уніфікувати процес прийняття рішень. Серед задач, які часто виникають в процесі прийняття рішень, важливе місце займає прогнозування можливості зміни стану об'єкта, яку можна віднести до задачі класифікації об'єктів. Прикладами таких задач можуть бути задачі прогнозування можливості виникнення в майбутньому у особи загрозового для неї стану [1]. Із розвитком сучасних технологій ускладнюється інтерпретація великої кількості даних клінічного, лабораторного та інструментального обстеження. З однієї сторони це пов'язано із показниками специфічності та чутливості маркерів і, відповідно їх прогностичної цінності, а з іншого, враховуючи багатофакторну обумовленість більшості нозологій, - вимагає урахування ролі як окремих вагомих етіологічних чинників, так і їх синергізму у реалізації патологічного процесу. У зв'язку з цим актуальною є розробка і впровадження у клінічну практику прогностичних алгоритмів, які дають можливість інтегрального оцінювання клініко-лабораторних параметрів як у процесі діагностики, так і при оцінці ефективності лікувально-профілактичних заходів.

**Аналіз літературних даних і постановка проблеми.** Задача віднесення особи до певної групи ризику може бути сформульована як задача класифікації об'єктів [2, 3]. Задача класифікації полягає у віднесенні об'єкта до одного із заданих класів [4]. На практиці використовують різні види методів класифікації: нейромережеві методи [5], методи зіставлення зі зразком [6], методи, що базуються на теоремі Байеса [7], нечіткі методи класифікації [8], еволюційні методи [9].

Серед методів, які зазвичай використовуються при побудові прогностичних діагностичних алгоритмів, сформульованих у виді задачі класифікації, важливе місце займає метод послідовного аналізу Вальда [2]. Цей метод в основному базується на теоремі Байеса та працює з пороговими значеннями ознак, які розглядаються. Такий підхід має ряд особливостей, пов'язаних з визначенням порогів та опрацюванням тих значень ознак, які близькі до порогових. У чіткому варіанті можливі випадки, коли для значень, що знаходяться в межах статистичної похибки або похибки вимірювань, можуть бути прийняті протилежні рішення. Ці недоліки можна усунути за допомогою використання апарату нечітких множин, який дозволив би зменшити відмінності між значеннями, близькими до порогових.

**Мета і завдання дослідження.** За результатами попереднього аналізу було поставлено таку мету: розробити інструментарій для підвищення ефективності процесів прийняття рішень, пов'язаних з віднесенням особи до групи ризику виникнення потреб в медичних послугах на основі медико-соціального портрету. Для досягнення поставленої мети були розв'язані такі задачі:

- побудувати математичну модель для прогнозування можливої зміни стану об'єкта у вигляді задачі віднесення об'єкта до класу;
- розробити нечіткий метод віднесення об'єкта до класу на основі послідовного аналізу Вальда;
- здійснити експериментальну верифікацію отриманих результатів та виконати порівняльний аналіз.

**Побудова математичної моделі для прогнозування можливої зміни стану об'єкта.** Розглядається задача виконання медичного прогнозу, яка полягає у віднесенні особи до групи ризику виникнення певного загрозового стану. Таке рішення необхідно прийняти на основі відомих медичних показників та з урахуванням наявного досвіду лікаря, який відображається у навчальній вибірці. Тоді, формально цю задачу можна представити як віднесення об'єкта до одного з двох класів, де перший з них відповідає входженню до групи ризику, а інший – невходженню до неї.

Побудуємо математичну модель зазначеної задачі класифікації таким чином.

Нехай маємо множину об'єктів  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ , для кожного з яких відомі значення за кожним критерієм з множини  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_m\}$ . Тобто, задана множина векторів  $W = \{w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}), i = \overline{1, n}\}$ , де  $w_{ij}$  – значення  $j$ -ого критерію для  $i$ -го об'єкта. Кожен об'єкт належить до одного з двох заданих класів  $A$  та  $B$ . Необхідно задати правило, за яким для деякого об'єкта  $O'$ , який характеризується вектором  $w' = (w'_1, w'_2, \dots, w'_m)$  відповідних критеріїв з множини  $K$ , на основі даних про об'єкти з множини  $O$ , можна буде прийняти рішення про його віднесення до одного з класів  $A$  або  $B$ .

Позначимо  $J_1$  - множину індексів тих критеріїв, які набувають одного з двох значень: {"Так", "Ні"} та  $J_2$  - множину тих критеріїв, які приймають числові значення, причому  $J_1 \cup J_2 = \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $J_1 \cap J_2 = \emptyset$ . Нехай для кожного критерію  $K_j$  ( $j \in J_2$ ) відомий інтервал допустимих значень  $X_j = (a_j, b_j)$ . Задамо розбиття цих інтервалів таким чином:  $a_j = x_0^{(j)} < x_1^{(j)} < \dots < x_{p_j}^{(j)} = b_j$ , де  $p_j$  - кількість інтервалів розбиття множини допустимих значень критерію  $K_j$  ( $j \in J_2$ ). Позначимо через  $X_q^{(j)} = (x_{q-1}^{(j)}, x_q^{(j)})$  - відповідні інтервали ( $q = \overline{1, p_j}$ ).



Для критеріїв  $K_j$  ( $j \in J_1$ ) прийемо, що  $p_j = 2$ ,  $X_1^{(j)} = \{ "Так" \}$ ,  $X_2^{(j)} = \{ "Ні" \}$ .

Позначимо  $n_A$  - кількість елементів множини  $O$ , які належать до класу  $A$ ,  $n_B$  - кількість елементів множини  $O$ , які належать до класу  $B$  ( $n_A + n_B = n$ ),

$$\chi_{Aq}^{(j)}(O_i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } O_j \in A \text{ та } w_{ij} \in X_q^{(j)}; \\ 0, & \text{в протилежному випадку.} \end{cases} \quad \chi_{Bq}^{(j)}(O_i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } O_j \in B \text{ та } w_{ij} \in X_q^{(j)}; \\ 0, & \text{в протилежному випадку.} \end{cases}$$

$$m_{Aq}^{(j)} = \sum_{i=1}^n \chi_{Aq}^{(j)}(O_i), \quad m_{Bq}^{(j)} = \sum_{i=1}^n \chi_{Bq}^{(j)}(O_i), \quad j = \overline{1, m}, \quad q = \overline{1, p_j}.$$

Обчислимо  $P(X_q^{(j)} / A) = \frac{m_{Aq}^{(j)}}{n_A}$ ,  $P(X_q^{(j)} / B) = \frac{m_{Bq}^{(j)}}{n_B}$ . Позначимо  $DC_q^{(j)} = \left[ 10 \lg \frac{P(X_q^{(j)} / A)}{P(X_q^{(j)} / B)} \right]$  - діагностичний

коефіцієнт множини  $X_q^{(j)}$  критерію  $K_j$ .

Наступним етапом підготовки до роботи діагностичної процедури є визначення інформативності критеріїв - ступеня відмінностей розподілу їх значень у класах  $A$  та  $B$ . Чим сильніше відрізняються ці розподіли, тим більше інформації існує для розрізнення класів  $A$  та  $B$ . Застосуємо міру Кульбака [2], яка дозволяє оцінити ступінь таких відмінностей. Величина інформативності значень з множини  $X_q^{(j)}$  рівна

$$I_q^{(j)} = DC_q^{(j)} \cdot \frac{P(X_q^{(j)} / A) - P(X_q^{(j)} / B)}{2}.$$

Тоді, інформативність всього критерію  $K_j$  визначається так:

$$I_j = \sum_{q=1}^{p_j} I_q^{(j)}.$$

Для застосування процедури віднесення об'єкта до класу необхідно впорядкувати множини критеріїв  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_m\}$  у порядку спадання їх інформативності.

Задача:

Розглянемо задачу віднесення об'єкту  $O'$ , який характеризується вектором  $w' = (w'_1, w'_2, \dots, w'_m)$ , до одного з двох заданих класів  $A$  та  $B$ . Кожен об'єкт оцінюється за множиною критеріїв  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_m\}$ , для яких відомими є їх інформативність  $I_j$  ( $j = \overline{1, m}$ ), причому  $I_{j1} < I_{j2}$ , якщо  $j1 > j2$ . Нехай відомі значення діагностичних коефіцієнтів.

Нехай потрібно прийняти рішення із заданим рівнем надійності за заданими помилками першого і другого роду ( $\alpha$  та  $\beta$ ). Тоді обчислимо величини порогів для прийняття рішень

$$ThA = 10 \lg \frac{1-\alpha}{\beta}, \quad ThB = 10 \lg \frac{\alpha}{1-\beta}.$$

Відомо, що під помилкою першого роду  $\alpha$  розуміють помилкове віднесення об'єкта до класу  $B$ , відповідно помилка другого роду  $\beta$  описує помилкове віднесення об'єкта до класу  $A$ .

**Метод послідовного аналізу Вальда для віднесення об'єкта до класу.**

Задамо діагностичну функцію:

$$Df_j(w'_j) = \begin{cases} DC_1^{(j)}, & \text{якщо } w'_j \in X_1^{(j)}; \\ \dots & \\ DC_{p_j}^{(j)}, & \text{якщо } w'_j \in X_{p_j}^{(j)}. \end{cases}$$

Тоді, процедура віднесення об'єкта до класу полягатиме в дослідженні такої нерівності:

$$ThB < Df_1(w'_1) + Df_2(w'_2) + \dots + Df_{p_j}(w'_{p_j}) < ThA \quad (1)$$

Дослідження починається з першого критерію, далі послідовно обчислюється сума значень діагностичних функцій. Як тільки нерівність (1) перестав виконуватися, можливим є прийняття рішення про віднесення об'єкта до одного з класів.

Алгоритм даного методу є таким:

Крок 1.  $Sum := 0$ ,  $j := 1$



Крок 2.  $Sum := Sum + Df_j(w'_j)$ .

Крок 3. Якщо  $Sum > ThA$ , то об'єкт відносимо до класу  $A$ . Кінець процедури.

Крок 4. Якщо  $Sum < ThB$ , то об'єкт відносимо до класу  $B$ . Кінець процедури.

Крок 5. Якщо  $j = m$ , то отримуємо рішення про недостатність інформації для віднесення об'єкту до класу із заданими рівнями помилок. Кінець процедури.

Крок 6.  $j := j + 1$ . Перехід до Кроку 2.

### Метод нечіткої класифікації.

Для кожного інтервалу кожного критерію  $X_q^{(j)} = (x_{q-1}^{(j)}, x_q^{(j)})$  ( $j \in J_2$ ) побудуємо, наприклад, трапецієподібну функцію належності таким чином:

$$\mu_q^{(j)}(w) = \begin{cases} \frac{w - \underline{x}_q^{(j)}}{x_{q-1}^{(j)} - \underline{x}_q^{(j)}}, & w \in (\underline{x}_q^{(j)}, x_{q-1}^{(j)}]; \\ 1, & w \in X_q^{(j)}; \\ -\frac{w - \bar{x}_q^{(j)}}{x_{q-1}^{(j)} - \bar{x}_q^{(j)}}, & w \in (x_q^{(j)}, \bar{x}_{q-1}^{(j)}]; \\ 0, & w \notin (\underline{x}_q^{(j)}, \bar{x}_{q-1}^{(j)}]. \end{cases}$$

Для тих  $X_q^{(j)}$ , що  $j \in J_1$ , функцію належності будуємо таким чином:

$$\mu_q^{(j)}(w) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } w \in X_q^{(j)}; \\ 0, & \text{якщо } w \notin X_q^{(j)}. \end{cases}$$

Зафіксуємо  $\Delta \in (0; 1]$  - порогове значення функції належності. Тоді, метод нечіткої класифікації на основі послідовного аналізу Вальда полягатиме в обчисленні сум, які характеризують близькість об'єкта до класів з урахуванням значень відповідних функцій належності.

Алгоритм нечіткого методу класифікації є таким:

Крок 1.  $Sum_1^{(0)} := 0, \mu_1^{(0)} := 1; j := 1; r_0 := 1; \mu_A := 0; \mu_B := 0$ ;

Крок 2.  $q := 1; r_j := 0$ ;

Крок 3. Якщо  $\mu_q^{(j)}(w'_q) \geq \Delta$ , то  $dc := DC_q^{(j)}$  і переходимо до Кроку 4, інакше переходимо до Кроку 9.

Крок 4.  $t := 1$

Крок 5. Якщо  $Sum_t^{(j-1)} + dc > ThA$ , то  $\mu_A = \max\{\mu_A, \min\{\mu_q^{(j)}(w'_q), \mu_t^{(j)}\}\}$  і переходимо до Кроку 8.

Крок 6. Якщо  $Sum_t^{(j-1)} + dc < ThB$ , то  $\mu_B = \max\{\mu_B, \min\{\mu_q^{(j)}(w'_q), \mu_t^{(j)}\}\}$  і переходимо до Кроку 8.

Крок 7.  $r_j := r_j + 1, Sum_r^{(j)} := Sum_t^{(j-1)} + dc, \mu_r^{(j)} := \min\{\mu_t^{(j-1)}, \mu_q^{(j)}(w'_q)\}$ .

Крок 8. Якщо  $t < r_{j-1}$ , то  $t := t + 1$  і переходимо до Кроку 5.

Крок 9. Якщо  $q < p_j$ , то  $q := q + 1$  і переходимо до Кроку 3.

У результаті роботи алгоритму можливими є такі рішення:

- якщо  $\mu_A \geq \Delta$ , то об'єкт відноситься до класу  $A$  з мірою належності  $\mu_A$ .

- аналогічно, якщо  $\mu_B \geq \Delta$ , то об'єкт відноситься до класу  $B$  з мірою належності  $\mu_B$ .

- якщо  $\mu_A < \Delta$  і  $\mu_B < \Delta$ , то для прийняття рішення з ймовірністю  $\Delta$  недостатньо інформації.

**Експериментальна верифікація розробленого методу.** Експериментальна верифікація методу нечіткої класифікації на основі послідовного аналізу Вальда здійснювалась для задачі прогнозування невиношування вагітності [3]. Дані роботи нечіткого алгоритму порівнювались з даними, отриманими для класичного алгоритму Вальда [3].

На етапі формалізації медичних знань відібрані показники, які можуть бути використані для прогнозування, створена база даних клінічного матеріалу у вигляді, придатному для подальшої обробки. У базу даних занесена інформація про 80 жінок. Відповідно до двох прогнозованих станів, на основі бази даних було сформовано дві навчальні вибірки наступного обсягу: про 50 жінок, у яких було діагностовано самовільний аборт у другому триместрі вагітності (основна група), і про 30 жінок (контроль), у яких дана вагітність закінчилась строковими пологами.



Задача полягала в тому, щоб для конкретної жінки на основі аналізу факторів ризику із певною заздалегідь встановленою ймовірністю вибрати одне з двох прогностичних рішень: перше – у жінки високий ризик НВ (стан А), друге – низький ризик НВ (стан В). При цьому значення порогів склали для А = 6.4, для В = -6.4, відповідно [2].

У результаті застосування методу послідовного аналізу Вальда була сформована диференціально-прогностична таблиця (табл. 1):

**Таблиця 1 – Диференціально-прогностична таблиця із використанням інформативності прогностичних коефіцієнтів окремих показників**

Показник	Значення показника	DC	I
1. Прогестерон (МОМ)	<1	4.09	2.05
	>1	-1.18	
2. Рецидиви загрози с/а даної вагітності	Так	5.27	1.89
	Ні	-0.84	
3. ХГ (МОМ)	<0,5	1.76	1.56
	0,51-1,5	-2.06	
4. АТ-ТПО (Од/мл)	>50	3.68	1.41
	<50	-0.88	
5. Гіпотироксинемія (fT4 < 0,93 нг/дл)	Так	4.69	1.21
	Ні	-0.59	
6. Урогенітальна інфекція	Так	3.01	1.17
	Ні	-0.88	
7. Йодурія (мкг/л)	<49	3.12	1.12
	50-99	0.88	
	>100	-1.20	
8. Естріол (МОМ)	<1	4.12	0.77
	>1	-0.42	
9. Анемія (Hb < 110 г/л)	Так	1.37	0.73
	Ні	-1.23	
10. НВ при попередній вагітності	Так	1.80	0.18
	Ні	-0.22	

Розглянемо два клінічні випадки та застосуємо до них метод послідовного аналізу Вальда (табл.2):

**Таблиця 2 – Результати обчислень**

Ознаки	Випадок 1		Випадок 2	
	Ознаки	$Sum(Df_i)$	Ознаки	$Sum(Df_i)$
Прогестерон	0.9	4.09	1.1	-1.18
Рецидиви	Так	<b>9.36</b>	Так	4.09
ХГ	0.7		0.7	2.03
АТ-ТПО	48		48	1.15
Гіпотироксинемія	Так		Так	5.84
Урогенітальна	Ні		Ні	4.96
Йодурія	51		51	5.84
Естріол	1.1		1.1	5.42
Анемія	Ні		Ні	4.19
НВ	Так		Так	<b>5.99</b>



Клінічні випадки відрізняються тільки за першим показником на 0.2 одиниці. Проте, для випадку 1 вже на другому кроці було прийняте рішення про віднесення особи до групи високого ризику, а для випадку 2 - недостатньо даних для прийняття рішення.

Застосуємо метод нечіткої класифікації. Нехай  $\Delta = 0.85$ , а функція належності показника «Прогестерон» має такий вид:

$$\mu_{\text{проз}>1}(w) = \begin{cases} \frac{w-0.7}{1-0.7}, & w \in (0.7, 1]; \\ 1, & w > 1; \\ 0, & w \leq 0.7. \end{cases} \quad \mu_{\text{проз}<1}(w) = \begin{cases} -\frac{w-1.3}{1.3-1}, & w \in (1, 1.3]; \\ 1, & w \leq 1; \\ 0, & w > 0.3. \end{cases}$$

Показники інших функцій належності задані аналогічно.

Тоді метод завершує свою роботу з такими параметрами:  $\mu_A = 0.97$ ,  $\mu_B = 0$ . Таким чином, можна зробити висновок, що особа відноситься до групи високого ризику НВ з мірою належності 0.97.

**Обговорення результатів.** Розроблений в процесі дослідження алгоритм нечіткої класифікації дозволяє розв'язувати медичні задачі, пов'язані з прогнозуванням виникнення загрозливого стану у особи в майбутньому. У випадку, коли ознаки приймають значення, близькі до порогових, і за допомогою методу послідовного аналізу Вальда не можна прийняти рішення про можливість виникнення загрозливого стану, доцільним є застосування розробленого методу. Результат його застосування є важливим інформативним фактором для прийняття рішення про госпіталізацію та визначення потрібного протоколу лікування.

**Висновки.** Робота присвячена розробці методу нечіткої класифікації на основі послідовного аналізу Вальда. В ході дослідження було побудовано математичну модель задачі прогнозування можливої зміни стану об'єкту у вигляді задачі віднесення об'єкта до класу. Такий підхід дозволяє розв'язувати, наприклад, задачі медичного прогнозування, які полягають у віднесенні особи до групи ризику виникнення загрозливого для неї стану за допомогою методів класифікації. Пропонується розглядати задачу класифікації з двома класами, де перший з них відповідає за наявність високого ризику, а другий – низького.

Відзначено, що, як правило, такі задачі розв'язуються за допомогою послідовного аналізу Вальда, в основі якого лежить теорема Байєса, та який полягає у послідовному обчисленні суми діагностичних коефіцієнтів. Проте, в даному методі залишається невирішеною проблема обробки показників, значення яких близькі до порогових. Також, часто виникають випадки, коли для заданого набору ознак за допомогою методу Вальда неможливо прийняти рішення про віднесення особи до групи ризику. Для вирішення цих проблем в дослідженні було розроблено метод нечіткої класифікації. Особливістю розробленого методу є те, що особа, яка приймає рішення, може задати характер функції належності для визначення близькості заданих значень до порогових і таким чином задати інтервал допустимої зміни порогових значень.

Експериментальна верифікація розробленого методу на прикладі задачі прогнозування невиношуваності вагітності довела його ефективність.

#### Список використаних джерел

- [1] Мулеса О. Ю., Снитюк В. Є., Герзанич С. О. Principles and objectives of information and analytical support for prenatal care. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2015. 3(2 (75)), С. 29-35.
- [2] Гублер Е. В., Генкин А. А. Применение непараметрических критериев статистики в медико-биологических исследованиях. Л.: медицина, 1973. 141 с.
- [3] Герзанич С.О., Мулеса О.Ю. Алгоритм прогнозування невиношування вагітності в умовах природного йодного дефіциту. *Здоров'я жінчини*. 2018. 8(134), с. 48-51.
- [4] Shelah Saharon. *Classification theory: and the number of non-isomorphic models*. Vol. 92. Elsevier, 1990.
- [5] Бренич Я. В., Тимошук П. В. Нейромереві методи розв'язання задачі класифікації. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2012. 22(13).
- [6] Кучанський О. Ю., Білощицький А. О. Прогнозування часових рядів методом селективного зіставлення зі зразком. *Восточно-Европейський журнал передових технологій*. 2015. (6 (4)), С. 13-18.
- [7] Згуровський М. З., Бідюк П. І., Терентьев О. М., Просьянкіна-Жарова Т. І. Байєсівські мережі в системах підтримки прийняття рішень. 2015.
- [8] Штовба С. Д. Порівняння критеріїв навчання нечіткого класифікатора. 2017.
- [9] Snytyuk V., Suprun O. Evolutionary technique for complex objects clustering / 2017 IEEE 4th Int. Conf. "Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD)", October 17-19, Kyiv, Ukraine. P. 270-273



## References

- [1] O. Mulesa, V. Snytyuk, S. Gerzanich, "Principles and objectives of information and analytical support for prenatal care," *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 3(2 (75)), pp. 29-35, 2015. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2015.42823>
- [2] E.V. Gubler, A.A. Genkin, "Primenenie neparametricheskikh kriteriev statistiki v mediko-biologicheskikh issledovaniyah," L.: meditsina, 1973.
- [3] S.O. Gerzanich, O.Yu. Mulesa, "Alhorytm prohnozuvannya nevyynoshuvannya vahitnosti v umovakh pryrodnoho yodnoho defitsytu," *Zdorove zhenschinyi*, 8(134), pp. 48-51, 2018.
- [4] Saharon Shelah, "Classification theory: and the number of non-isomorphic models," Vol. 92. Elsevier, 1990.
- [5] Ya. V. Brenych, P.V. Tymoshchuk, "Neiromerezhevi metody rozv'iazannya zadachi klasyfikatsii," *Naukovyi visnyk NLTU Ukrainy*, 22(13), 2012.
- [6] O. Yu. Kuchanskyi, A.O. Biloshchytskyi, "Prohnozuvannya chasovykh riadiv metodom selektyvnoho zistavlennia zi zrazkom," *Vostochno-Evropeyskiy zhurnal peredovyih tehnologiy*, (6 (4)), pp. 13-18, 2015.
- [7] M. Z. Zghurovskiy, P.I. Bidiuk, O.M. Terentiev, T. I. Prosiankina-Zharova, "Baiesivski merezhi v systemakh pidtrymky pryiniattia rishen," 2015.
- [8] S. D. Shtovba, "Porivniannia kryteriiv navchannia nechitkoho klasyfikatora," 2017.
- [9] V. Snytyuk, O. Suprun, "Evolutionary technique for complex objects clustering." In Proc. 2017 IEEE 4th Int. Conf. "Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD)", October 17-19, Kyiv, Ukraine, pp. 270-273 <https://doi.org/10.1109/APUAVD.2017.8308827>

УДК 664.653-933.6:004.032.26

# АВТОМАТИЗАЦІЯ ЗАМІСУ ТІСТА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Жигайло О. М.<sup>1</sup>, Нечепуренко В. В.<sup>2</sup>, Добровольський В. В.<sup>3</sup>

Одеська національна академія харчових технологій, Одеса, Україна  
ORCID: <sup>1</sup>0000-0001-6986-4673, <sup>2</sup>0000-0002-8700-122X, <sup>3</sup>0000-0001-6591-2906  
E-mail: <sup>1</sup>dr\_jam2006@ukr.net, <sup>2</sup>necha-1997@ukr.net, <sup>3</sup>doov@ukr.net

Copyright © 2018 by author and the journal "Automation of technological and business - processes.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



DOI:

## Анотація.

На сучасних хлібопекарських підприємствах продовжує існувати проблема отримання якісного хліба. Вона виникає внаслідок постійної зміни властивостей як основної сировини (борошна) так і допоміжних рецептурних компонентів (дріжджів, концентрату молочно-кислої закваски, цукрових та соляних розчинів). Тому технологи-хлібопекарі, з метою підвищення якості результатів процесу замісу тіста, використовують різноманітні програми управління тістомісильними машинами. Вибір цих програм не обходиться без втручання "людського фактору", а це може негативно вплинути на кінцевий результат. Якщо реалізовувати більш ефективне реагування на ці зміни під час замісу, то можна добитися підвищення рівня стабільності якісних показників готового тіста на всіх подальших етапах його обробки.

Для пошуку можливостей вирішення цієї задачі пропонується проведення аналізу кластерної структури партій борошна, що відрізняються по показникам якості (число падіння, кількість клейковини та якість клейковини), а також дослідження результатів замісу тіста при різних програмах та з різними партіями борошна. Було підтверджено вплив хлібопекарських властивостей борошна на взаємозв'язок тривалості та інтенсивності замісу з якістю тіста, що виготовлюється. Це обумовило доцільність формування програм для тістомісильної машини на основі результатів кластерного аналізу, який надає можливість отримати додаткову, корисну інформацію для автоматизації процесу управління. Тому запропонована реалізація алгоритму автоматичного вибору програми замісу тіста для тістомісильної машини та її корегування під час замісу за допомогою штучних нейронних мереж.