

УДК 004.9`31 + 004.272

**Т. Б. Мартинюк, д. т. н., проф.; А. В. Кожем'яко, к. т. н., доц.;
Д. О. Каташинський; І. В. Булига**

СТРУКТУРНІ ОСОБЛИВОСТІ НЕЙРОПОДІБНОГО КЛАСИФІКАТОРА ОБ'ЄКТІВ

Класифікація об'єктів різного призначення є найбільш задіяною процедурою в області розпізнавання образів. Особливо ефективним є застосування процедури класифікації при медичному діагностуванні, де вхідними ознаками є біомедичні симптоми, а вихідними даними є діагноз захворювання. У випадку, коли використовуються статистичні методи опису об'єктів, добре себе зарекомендував дискримінантний аналіз, зокрема, на базі лінійних дискримінантних функцій. З іншого боку, значну зацікавленість представляють методи класифікації із застосуванням нейротехнологій.

В цій роботі наводиться аналіз структурних особливостей нейроподібного класифікатора об'єктів із застосуванням в процесі класифікації дискримінантних функцій. За базову модель прийнято мапу Кохонена SOFM, яка має двовимірну організацію і визначає метричні та топологічні залежності вхідних сигналів. В роботі також розглядається альтернативний підхід до кількісної міри близькості як критерію класифікації. Застосовано підхід, в якому не виконується формування лінійних дискримінантних функцій та їх попарного порівняння, що дозволяє не «виروضувати» лінійні дискримінантні функції, а обробляти на рівні їх доданків з поступовим обнуленням до моменту, коли залишиться одна ненульова лінійна дискримінантна функція. В цьому випадку існує можливість сформувати ранги входження об'єкта до визначених класів.

Запропоновано двовимірну структуру нейроподібного класифікатора, базовим вузлом якого є матричний обчислювач (максимізатор). Він реалізований у вигляді двох мап – двовимірної обчислювальної мапи та одновимірної мапи ознак. Нейроподібність структури запропонованого класифікатора зумовлена тим, що для формування обчислювальної мапи застосовуються три основні процеси самоорганізації, а саме, конкуренція, кооперація і синаптична адаптація. В роботі наведено таблицю з порівняльною характеристикою мапи Кохонена та запропонованого матричного обчислювача у складі нейроподібного класифікатора.

Ключові слова: класифікатор об'єктів, дискримінантна функція, метрика, нейромережа, мапа самоорганізації.

Вступ

Процедура класифікації об'єктів різної природи є базовою в контексті більш широкого поняття розпізнавання образів, яке охоплює крім того кластеризацію, прогнозування, ідентифікацію, апроксимацію, стиснення зображення тощо [1 – 3]. Це пов'язано також із широким залученням класифікаторів у сучасних інтелектуальних системах [2 – 5].

Актуальність тематики

В останні роки під час побудови як програмних, так і апаратних засобів розпізнавання образів і, зокрема, класифікації об'єктів широко застосовуються аспекти нейротехнологій різного призначення [6 – 11]. Як приклад можна навести медичне діагностування [12], розпізнавання рукописних символів [13], задачі біометричної ідентифікації та аутентифікації людини [14]. Такий підхід до реалізації процедури класифікації об'єктів дозволяє значно підвищити рівень її інтелектуалізації, а також розширити функціональні можливості класифікатора, наприклад, за рахунок ранжування отриманих результатів [11].

Крім того, серед широко відомих методів класифікації об'єктів перспективним є метод класифікації на базі дискримінантного аналізу [1, 4, 15 – 17]. Цей підхід використовує такий

відомий критерій відповідності, як максимум однієї з визначених дискримінантних функцій ("1 з N") і забезпечує достатній рівень точності класифікації, використовуючи статистичні методи опису об'єктів, що класифікуються [1,4,15].

Мета

Метою роботи є аналіз структурних особливостей нейроподібного класифікатора об'єктів із застосуванням дискримінантних функцій в процесі класифікації.

Постановка задачі

Серед нейромереж, що реалізують класифікацію об'єктів за їх ознаками, варто відмітити одношаровий перцептрон, мережу Хеммінга, класифікатор Гаусса, машину Больцмана, а також мапу Кохонена [6, 7]. Особливий інтерес представляє мапа Кохонена SOFM (Self-Organizing Feature Map) через свою двовимірну організацію на відміну від широко відомих одно- та багатошарових мереж з одновимірними за структурою шарами.

Крім того, SOFM є моделлю відображення ознак або мапою самоорганізації, в якій виконується перетворення вхідних векторів довільної розмірності до одно- або двовимірної дискретної мапи [6]. Це перетворення має адаптивний характер і топографічно впорядковану форму. Таким чином, модель Кохонена належить до класу алгоритмів векторного кодування через топологічне відображення, що здатне стискати дані (зменшувати розмірність вхідного сигналу) [6]. Отже, використання двовимірної нейромережі SOFM, яка визначає метричні та топологічні залежності вхідних сигналів, дозволяє реалізувати складні інтелектуальні задачі і є перспективним архітектурним рішенням.

Разом з тим відомо, що для всіх типів засобів розпізнавання важливим є визначення критерію класифікації (міри близькості) вхідних об'єктів. Так, у мапі Кохонена реалізується в якості міри близькості двох об'єктів x_1 і x_2 розмірністю n евклідова відстань вигляду [4,18]:

$$d_e(x_1, x_2) = \|x_1 - x_2\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2}. \quad (1)$$

При цьому, крім евклідової відстані як міри схожості (близькості) при розпізнаванні образів використовують інші метрики, а саме, відстань Хеммінга, метрику Мінковського, міру схожості Танімото, варіаційні методи, функції кореляції, левенштейнову відстань тощо [18]. Отже, має сенс розглянути можливості використання інших кількісних мір схожості стосовно задачі класифікації об'єктів.

Структурні моделі класифікатора на базі дискримінантного аналізу

Використання лінійних дискримінантних функцій (ЛДФ) в процесі класифікації об'єктів потребує реалізацію базової операції вигляду [4]:

$$LDF_i = w_{i1} \cdot x_1 + \dots + w_{ij} \cdot x_j + \dots + w_{in} \cdot x_n, i = \overline{1, m} \quad (2)$$

де x_j – j -ий елемент вхідного n -вимірного вектора X ; w_{ij} – коефіцієнт (вага) j -го елемента x_j у складі матриці ваг W ; m – кількість класів (груп).

У цьому випадку LDF_{*i*} (2) розглядається без врахування порогів оброблення (вільних елементів). Вирішальне правило класифікації при цьому має вигляд:

$$y_k = \{1 | \max LDF_k, k = \overline{1, m}\} \Rightarrow X \in c_k \quad (3)$$

де $Y = (y_1, \dots, y_m)$ – вихідний вектор класифікації, $C = \{c_1, \dots, c_m\}$ – множина класів

Для реалізації базової операції (2) та вирішального правила (3), які забезпечують класифікацію за ЛДФ, можна застосувати відому схему нейромережного класифікатора [19]. Він містить крім вхідного і вихідного шарів дві додаткові складові як приховані шари [10]: одношаровий

персептрон і конкурентний шар, який в цьому випадку розглядається як максимізатор “1 з N” (рис. 1).

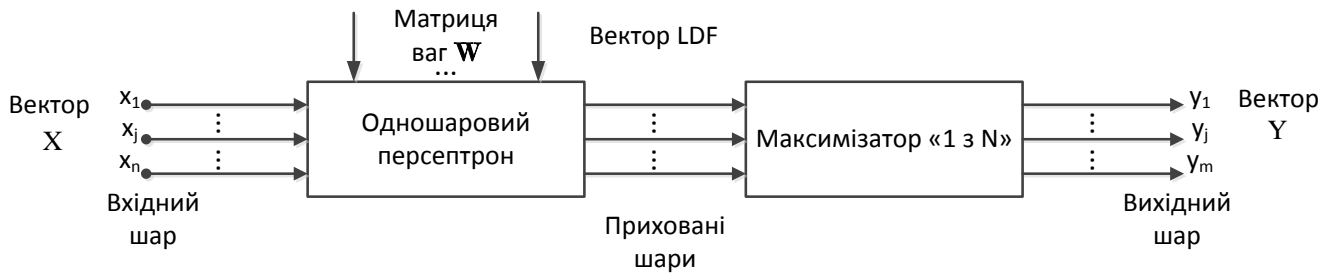


Рис. 1. Нейромережна організація класифікатора

При цьому одношаровий персептрон виконує векторно-матричне множення $W \cdot X$ з формуванням вектора з елементами LDF_1, \dots, LDF_m . Особливістю цієї схеми є те, що вхідними, вихідними та проміжними даними є вектори, а також те, що матриця ваг W формується перед початком роботи нейромережі [10].

Існує альтернативний підхід до оброблення елементів LDF_1, \dots, LDF_m з виявленням серед них максимальної за величиною, для якого розроблено структурну організацію цифрового фільтра як базового вузла нейроподібного класифікатора [5]. У загальному вигляді така модель класифікатора (рис. 2) має свої особливості на відміну від нейромережного класифікатора (рис. 1).

По-перше, замість векторно-матричного множення $W \cdot X$, що виконує одношаровий персептрон (рис. 1), матричний помножувач (рис. 2) виконує множення елементів i -го рядка матриці ваг W на елементи x_1, \dots, x_n вхідного вектора X поелементно без формування їх сум. В результаті на виході помножувача формується матриця розмірністю $m \times n$ вигляду:

$$A^0 = \begin{bmatrix} a_{11}^0 & \dots & a_{1j}^0 & \dots & a_{1n}^0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{i1}^0 & & a_{ij}^0 & & a_{in}^0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}^0 & & a_{mj}^0 & & a_{mn}^0 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

елементи a_{ij}^0 якої є доданками i -ої LDF_i (2), а саме:

$$a_{ij}^0 = w_{ij} \cdot x_j. \quad (7)$$

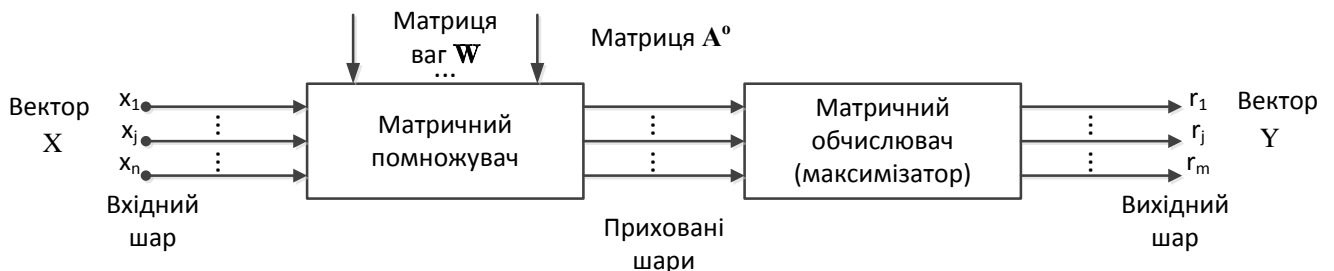


Рис. 2. Структура нейроподібного класифікатора

По-друге, нейроподібний класифікатор реалізує у матричному обчислювачі (рис. 2) оброблення елементів m LDF_1, \dots, LDF_m методом різницевого зрізів (P3) [5,17]. При цьому оброблення за P3 дозволяє сумістити виконання за виразами (2) і (3). Оскільки в результаті виконується операція декремента (зменшення) відповідних однойменних елементів у всіх стовпцях поточної матриці A^t ,

починаючи з початкової матриці \mathbf{A}^0 у першому циклі оброблення, одночасно на величину схожості q^{t-1}_j , тобто на мінімальний ненульовий елемент a^{t-1}_{ij} у j -му стовпці, $t = \overline{1, N}$, де N – кількість циклів оброблення.

Такі дії для вилучення найменших LDF_i повторюються до моменту, коли залишиться остання LDF_k хоча би з одним ненульовим елементом. Саме вона є максимального LDF_k серед всіх початкових, тобто виконується умова співвідношення (3).

По-третє, паралельне оброблення по всіх стовпцях початкової матриці \mathbf{A}^0 і поточних матриць \mathbf{A}^t передбачає формування у першому $(t-1)$ -му циклі вектор-рядка мінеlementів вигляду [5]:

$$\mathbf{q}^{t-1} = (q_1^{t-1}, \dots, q_n^{t-1}), t = \overline{1, N}. \quad (6)$$

У-четверте, максимізатор у вигляді матричного обчислювача (рис. 2) замість максимізатора “1 з N ” (рис.1) визначає місцеположення максимальної суми елементів конкретного рядка матриці \mathbf{A}^0 , тобто перетворює вхідну матрицю \mathbf{A}^0 у вихідний вектор \mathbf{Y} , через формування ознак обнуління відповідних LDF_i , $i = \overline{1, m}$.

Отже, в процесі виконання класичного методу класифікації на базі ЛДФ необхідно спочатку розрахувати сумарне значення кожної з LDF_1, \dots, LDF_m за виразом (2), а потім визначити серед них максимальну за величиною в процесі попарного порівняння і сформувати ознаку цього результату, а саме одиничне значення відповідного елемента u_k вихідного вектора \mathbf{Y} [6, 19].

У запропонованій моделі класифікації застосовується одночасне оброблення за РЗ у всіх стовпцях матриць \mathbf{A}^t , починаючи з матриці \mathbf{A}^0 (4) [5]. В результаті такий підхід дозволяє не “вирощувати” m сум вигляду LDF_1, \dots, LDF_m , а розпочати їх порівняння в процесі саме оброблення відповідних елементів по стовпцях [20].

Крім того, в процесі оброблення елементів матриць \mathbf{A}^0 і \mathbf{A}^t , де $t = \overline{1, N}$, можна сформувати не тільки вихідний вектор \mathbf{Y} за вирішальним правилом (3), але й сформувати вектор рангів \mathbf{R} [5]. Ця можливість свідчить про функціональну потужність методу РЗ стосовно оброблення елементів ЛДФ. А це, в свою чергу, потребує ускладнення структурної організації вихідного шару нейроподібного класифікатора (рис. 2) як вузла аналізу ознак.

Двовимірна структура нейроподібного класифікатора

Враховуючи можливість формування на виході нейроподібного класифікатора (рис. 2) не тільки вектора \mathbf{Y} про належність вхідного вектора \mathbf{X} до певного класу s_k , але й вектора рангів \mathbf{R} [5], має сенс визначити вихідний шар класифікатора як вузол аналізу ознак.

Ще однією особливістю процесу класифікації у запропонованого нейроподібного класифікатора є специфічна міра схожості вигляду \mathbf{q}^{t-1} (6). З одного боку, цю міру схожості можна розглядати як лінійну метрику за аналогією з ортогональною метрикою – Манхетенською відстанню, яка має вигляд покоординатного зміщення і є частковим випадком ($\lambda = 1$) метрики Мінковського вигляду [18]:

$$d_m(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \left(\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^\lambda \right)^{\frac{1}{\lambda}}. \quad (7)$$

З іншого боку, при класифікації на базі РЗ використовується векторна лінійна метрика близькості (6) на відміну від скалярних, наприклад, лінійної метрики – Манхетенської відстані. Отже, векторна метрика схожості (6) свідчить, у свою чергу, про двовимірний (просторово-розподілений) характер оброблення за РЗ по всіх матрицях \mathbf{A}^t елементів LDF_1, \dots, LDF_m в процесі класифікації об'єктів [20]

Таким чином, матричний обчислювач (рис. 2) можна розглядати як обчислювальну мапу, яку доповнено мапою ознак класифікації. Обчислювальна мапа має вигляд двовимірної ґратки ПЕ (матричний блок), а мапу ознак – одновимірної ґратки ПЕ (вузол аналізу) (рис. 3).

Структуру обчислювальної мапи, що наведено на рис. 3, можна назвати штучною топографічною мапою, оскільки вона є моделлю відображення ознак і має наступні властивості (разом з мапою ознак):

- просторове положення виходів відповідає конкретній області ознак даних, виділені у вхідному просторі;
- топологія відображення містить перетворення двовимірного вхідного простору в одновимірний простір ознак;
- перетворення має адаптивний характер;
- в якості критерію відповідності використовується критерій максимуму дискримінантних функцій;
- в якості міри схожості використовується вектор мінеlementів як складових елементів векторних масивів;
- мапа ознак має топологію одновимірної ґратки, яку задано вихідним простором.

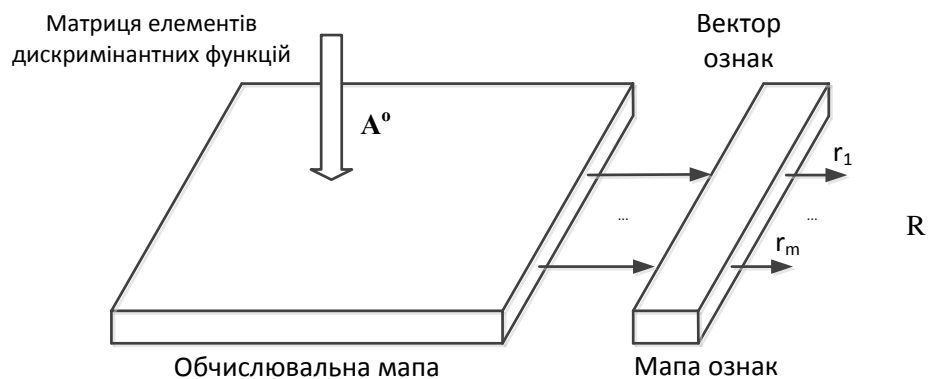


Рис. 3. Структура матричного обчислювача

Результати дослідження

Отже, обчислювальну мапу можна визначити як мапу з самоорганізацією, якщо мапу ознак в її складі (рис. 3) розглядати як шар нейронів, виходами якого є вектор рангів R , який представляє собою вектор вагів відповідних LDF_i , які входять у матрицю A^0 у вигляді векторних масивів (рядків) A_i^0 .

У таблиці 1 наведено порівняльну характеристику мапи Кохонена [6,7] та запропонованого матричного обчислювача.

Порівняльна характеристика мапи Кохонена (SOFM) і мапи матричного обчислювача

Характеристики мапи	Мапа Кохонена	Матричний обчислювач
Топологія мапи	Гратка	Гратка
Розмірність	Двовимірна	Двовимірна
Кількість шарів мапи	Один	Два
Топологія зв'язків елементів	Зв'язок із сусідніми нейронами	Зв'язок по стовпцях і по рядках в обчислювальній мапі
Співвідношення між розмірністю мапи результатом оброблення	Кількість нейронів у шарі визначає кількість кластерів, що розпізнається	Кількість рядків в обчислювальній мапі визначає кількість класів, кількість стовпців – розмірність вхідного вектора
Вид вхідного простору	Неперервне	Дискретне
Вид вихідного простору	Дискретне	Дискретне
Вид мапи ознак	Двовимірна гратка	Одновимірна гратка
Налаштування ваг	Конкурентне навчання (без вчителя)	Обчислення рангів як ваг відповідних рядків матриці зважених вхідних сигналів
Метрика	Евклідова відстань	Вектор мінеlementів
Максимальна правдоподібність (критерій відповідності)	Критерій мінімуму евклідової відстані	Критерій максимуму дискримінантних функцій
Функціональні можливості	Розділення векторів вхідних сигналів на групи (кластери). Синаптичні ваги мережі визначають кластери після навчання	1. Визначення масиву з максимальною сумою його елементів. 2. Визначення рангів (ранжування масивів за сумою їх елементів). 3. Сортування за рангами масивів.
Сфери застосування	Розпізнавання образів, кластеризація, стиснення зображень.	Класифікація, стиснення даних.

Таким чином, початкове значення елементів вектора рангів R можна розглядати як ініціалізацію синаптичних ваг нейроподібної структури. При цьому, для формування обчислювальної мапи застосовуються три основні процеси самоорганізації [6, 19]:

1. Конкуренція, яка відбувається при визначенні максимальної LDF_i .
2. Кооперація, оскільки в процесі сортування отриманих рангів можна визначити не тільки відповідний клас для вхідного масиву сигналів за максимальним рангом, але й найближчий до нього клас, як можливий варіант при кластеризації.
3. Синаптична адаптація, оскільки збільшуються ранги відповідних LDF_i з кожним вилученням найменшої з них за сумою її елементів до моменту, коли залишається як мінімум одна LDF_k у вигляді ненульового масиву.

Висновки

Таким чином, можлива організація топографічної мапи, яка відрізняється від відомої самоорганізаційної мапи ознак Кохонена за критерієм відповідності і метрики як кількісної міри схожості, а також за принципом функціонування. Але при цьому досягається однакова мета, а саме, реалізація процедури класифікації об'єктів та отримання результатів структурного (топологічного) представлення вхідних даних у вигляді векторів ознак.

Отже, наведений нейроподібний класифікатор об'єктів може бути реалізований у таких системах штучного інтелекту, де застосовано принцип самоорганізації нейробіологічних систем, коли просторове положення вихідних нейронів у топологічній мапі відповідає конкретній області ознак даних, виділених із вхідного простору.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Шлезингер М. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию / М. Шлезингер, В. Главач. – К. : Наукова думка, 2004. – 546 с.
2. Шаховська Н. Б. Системи штучного інтелекту / Н. Б. Шаховська, Р. М. Камінський, О. Б. Вовк. – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2018. – 392 с.
3. Гнатієнко Г. М. Експертні технології прийняття рішень. Монографія / Г. М. Гнатієнко, В. Є. Снитюк. – К. : ТОВ «Маклаут», 2008. – 444 с.
4. Юнкеров В. И. Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований / В. И. Юнкеров, С. Г. Григорьев. – СПб : ВМедА, 2011. – 318 с.
5. Классификатор биомедицинских сигналов / Т. Б. Мартинюк, А. Г. Буда, В. В. Хомюк [та ін.] // Штучний інтелект. – 2010. – № 3. – С. 88 – 95.
6. Хайкин С. Нейронные сети : Полный курс / С. Хайкин ; пер. с англ. Н. Н. Куссуль. – М. : ООО ИД «Вильямс», 2015. – 1104 с.
7. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М. : ООО Издательский дом «Вильямс», 2001. – 288 с.
8. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети : архитектуры, обучение применение / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков : ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 369 с.
9. Мартинюк Т. Б. Структурні особливості нейромережевого класифікатора / Т. Б. Мартинюк, М. Г. Тарновський, Я. В. Запетрук // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2020. – № 1. – С. 46 – 52. – <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2020-148-1-46-52>.
10. Neural network model of heteroassociative memory for the classification task / T. Martyniuk, B. Krukivskiy, L. Kupershtein [et al.] // Radioelectronic and Computer Systems. – 2022. – № 2 (102). – P. 108 – 117. – DOI: 10.32620/reks.2022.2.09.
11. Мартинюк Т. Б. Особливості моделей нейромережного класифікатора для розпізнавання об'єктів / Т. Б. Мартинюк, Б. І. Круківський, О. А. М'якішев // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2022. – № 4 (163). – С. 56 – 63. – <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-163-4-56-63>.
12. Мартинюк Т. Б. Нейромережевий підхід до медичної експрес діагностики / Т. Б. Мартинюк, Я. В. Запетрук // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2019. – № 6. – С. 37 – 44. – <https://doi.org/10.31699/1997-9266-2019-147-6-37-44>.
13. Куссуль Э. М. Неросетевые классификаторы для распознавания рукописных символов / Э. М. Куссуль, Л. М. Касаткина, В. В. Лукович // Управляющие системы и машины. – 1999. – № 4. – С. 77 – 86.
14. Олійник Г. Т. Побудова класифікаторів в задачах біомедичної ідентифікації та аутентифікації користувачів / Г. Т. Олійник, І. В. Степанушко, І. Б. Трегубенко // Вісник Черкаського державного технічного університету. – 2009. – № 1. – С. 37 – 40.
15. Рангайян Р. М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Р. М. Рангайян. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 440 с.
16. Дискриминантные функции для классификации многомерных объектов. [Электронный ресурс] / Режим доступа : http://masters.donntu.edu.ua/2005/kita/kapustina/library/discr_an2.ytm.
17. Мартинюк Т. Б. Особливості процесу класифікації об'єктів на базі дискримінаційних функцій / Т. Б. Мартинюк, А. М. Куперштейн, М. Д. Кренцін // Математичні машини і системи. – 2021. – № 3. – С. 81 – 87. – DOI: 10.34121/1028-9763-2021-3-81-87.
18. Кохонен Т. Ассоциативные запоминающие устройства / Т. Кохонен. – М. : Мир, 1982. – 384 с.
19. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский ; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
20. Системна архітектура матричного обчислювача для класифікації об'єктів / Т. Б. Мартинюк, Л. В. Крупельницький, М. В. Микитюк [та ін.] // Electronic Modeling. – 2021. – V. 43, № 3. – С. 36 – 46. – DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.43.03-036>.

Стаття надійшла до редакції 23.11.2023.

Стаття пройшла рецензування 28.12.2023.

Мартинюк Тетяна Борисівна — д. т. н., професор, професор кафедри обчислювальної техніки.

Кожем'яко Андрій Вікторович — к. т. н., доцент, доцент кафедри обчислювальної техніки.

Каташинський Дмитро Олександрович — аспірант кафедри обчислювальної техніки.

Булига Ігор Володимирович — аспірант кафедри обчислювальної техніки.

Вінницький національний технічний університет.