

Т. Б. Мартинюк¹
Б. І. Круківський¹
О. А. М'якішев¹

ОСОБЛИВОСТІ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО КЛАСИФІКАТОРА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ

¹Вінницький національний технічний університет

У підсистемах підтримки прийняття рішення для розпізнавання об'єктів особливе значення має виявлення найвірогіднішого результату серед можливих за певним набором ознак. З цією метою доречним є присвоєння конкретних рангів кожному з результуючих сигналів в процесі класифікації. Розглянуто дві моделі нейромережного класифікатора, причому результатом класифікації в удосконаленій моделі є формування рангів всім визначеним класам із застосуванням нового підходу. Отже, функціональні можливості такого нейромережного класифікатора в цьому випадку отримали розширення за рахунок ранжування класів. Удосконалений нейромережний класифікатор має п'ять шарів — вхідний, три приховані і вихідний шари. У першому прихованому шарі формуються відповідні дискримінантні функції, у другому прихованому шарі реалізується механізм конкуренції WTA (переможець отримує все). Вихідний шар, в якому формуються ранги класів об'єктів, будується на лічильниках, в яких поступово підраховуються ранги класів. Третій прихований шар виконує роль маскувального шару, беручи участь у формуванні рангів. Отже, введення двох шарів (маскувального та вихідного у вигляді лічильників) дозволяє визначити ранги вхідного об'єкта стосовно його належності до конкретних класів. У статті наведено загальні структури розглянутих нейромережних класифікаторів, для порівняння показано топологічні структури обох моделей таких класифікаторів, а також розглянуто функціональну схему елементів доданих шарів. Наведено особливості функціонування запропонованого класифікатора, представлено його структурно-функціональну характеристику у вигляді таблиці. Крім того, схематично показано особливості процесу реалізації механізму конкуренції нейронів у конкурентному шарі класифікатора.

Ключові слова: нейромережний класифікатор, ранжування, механізм конкуренції, дискримінантна функція.

Вступ і постановка задачі

Класифікатор є невід'ємною частиною тих систем розпізнавання, в яких ключову роль відіграє процес класифікації об'єктів, що подаються у вигляді набору (вектора) їхніх ознак [1]—[3]. Якщо при цьому передбачається нейромережна реалізація класифікації, то такий класифікатор може бути побудований на принципах гетероасоціативної пам'яті, прикладом якої є мережа Хеммінга (Hamming network) [4], [5]. В цій мережі збуджений стан єдиного нейрона-переможця у вихідному шарі вказує на клас, до якого належить вхідний об'єкт [5], [6].

Серед перспективних застосувань класифікаторів доречно виділити разом з класичним розпізнаванням образів [2], [6], медичне діагностування [1], [3], [7], а також новий підхід до спостереження за станом конкретних об'єктів [8]. Разом з тим, перспективним вважається включення у процес класифікації ранжування отриманих результатів [9]. Стосовно ранжування результатів класифікації необхідно виділити два позитивних моменти.

По-перше, таке ранжування дозволить визначити співвідношення між результатами класифікацій і в подальшому розглядати не тільки один з них з найбільшим рангом, але й інші з рангами, що є найближчими до максимального. По-друге, існує можливість уточнювати результати, наприклад, через збільшення кількості ознак об'єкта за рахунок розширення спектра вимірювань [10], і відповідно обчислення нових вагових коефіцієнтів.

Метою роботи є розширення функціональних можливостей моделі нейромережного класифікатора за рахунок формування в процесі класифікації рангів класів для кожного об'єкта класифікації.

У монографії [9] показано важливість застосування методів та алгоритмів ранжування результатів в процесі прийняття рішень. При цьому, у класичному варіанті під рангом будь-якого об'єкта розуміють його порядковий номер у послідовності (множині) відповідних об'єктів, розташованих у певному порядку [11]. В обчислювальній техніці, де оперують здебільшого числовими даними, ранги чисел можуть бути використані як адреси, за якими зчитуються числа із запам'ятовувального пристрою у певному порядку, наприклад, за зростанням числових величин [12]. Отже, ранги у більшості випадків формуються в результаті процесу сортування числових величин [13], що свідчить про асоціативний характер такої обробки [12], [14].

У цьому контексті ранжування даних, по-перше, дозволяє не змінювати початкове розташування числових даних у запам'ятовувальному пристрої при їх зчитуванні у певній послідовності [14], [15]. А по-друге, необхідно зауважити, що сортування з ранжуванням елементів числового масиву має також певні переваги, наприклад, для медіанної фільтрації зображень [16]. Це зумовлено тим, що в цьому випадку середнє значення центрального пікселя «ковзного вікна» фільтра не розраховується як середнє арифметичне значень всіх пікселів у «вікні», а визначається як середній елемент у відсортованій послідовності всіх значень цих пікселів [16]. Тому у нагоді стає визначення рангів елементів у відсортованій послідовності, що дозволяє легко зчитувати шукане число з виходу сортувальника [14], [15].

Структурні особливості нейромережного класифікатора

Для подальшого розгляду за базову модель взято архітектуру нейромережного класифікатора [5], [17], [18], який використовує метод класифікації за дискримінантними функціями з формуванням одиничної ознаки класу тільки для максимальної за значенням дискримінантної функції (ДФ). Такий класифікатор є удосконаленням відомої мережі Хеммінга [4].

На рис. 1 показано топологічну структуру такого нейромережного класифікатора [5], [17], який містить три шари: вхідний, прихований, вихідний. Вхідний шар має n входів вектора X , де n — кількість ознак (симптомів), а m відповідає кількості нейронів у прихованому та вихідному шарах та кількості класів відповідно.

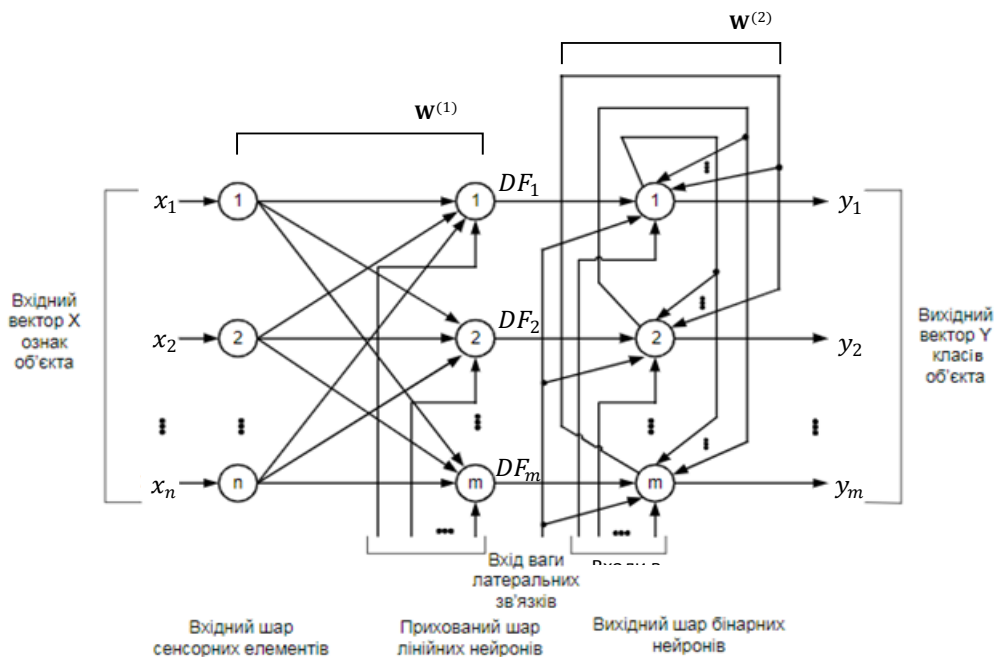


Рис. 1. Топологічна структура нейромережного класифікатора

Нейрони вхідного шару пов'язані з кожним нейроном прихованого шару із задіянням відповідних елементів матриці ваг $\mathbf{W}^{(1)}$. Вихідний шар має від'ємні зворотні (інгібіторні) зв'язки з усіма нейронами свого шару, окрім самого себе, які являють собою латеральні зв'язки із задіянням матриці ваг $\mathbf{W}^{(2)}$. Також прихований та вихідний шари мають входи зміщення та встановлення, що забезпечують їх початкове спрацювання. Даний нейромережний класифікатор має дві функції активації: лінійну несиметричну у прихованому шарі та порогову несиметричну у вихідному шарі.

Вирішальне правило нейромережного класифікатора має вигляд

$$y_l = \{1 \mid \max DF_l, l = \overline{1, m}\} \rightarrow X \in C_l, \quad (1)$$

де y_l — значення l -го виходу; DF_l — l -та дискримінантна функція; X — вхідний вектор ознак; C_l — l -й клас.

Дискримінантна функція DF_l обчислюється у прихованому шарі за формулою

$$DF_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}^{(1)} x_j + b_i, \quad i = 1, \dots, m, \quad (2)$$

де b_i — сигнал зміщення на відповідному вході класифікатора.

У вихідному шарі реалізується принцип WTA (переможець отримує все) із застосуванням механізму конкуренції через від'ємні латеральні зв'язки між нейронами цього шару.

Для наочності узагальнену структуру розглянутої моделі нейромережного класифікатора показано на рис. 2. Це дозволяє порівняти її із узагальненою структурою другої запропонованої моделі нейромережного класифікатора з можливістю формування рангів класів у вигляді вектора R (рис. 3). Така структура містить п'ять шарів: вхідний, на який подається n -вимірний вектор X ознак об'єкта, 1-й прихований шар у вигляді одношарового персептрона з формуванням дискримінантних функцій DF_1, DF_2, \dots, DF_m ; 2-й прихований (конкурентний) шар з ознаками c_1, c_2, \dots, c_m на його виходах; 3-й прихований (маскувальний) шар з формуванням масок m_1, m_2, \dots, m_m та вихідний (результуючий) шар, що формує вектор R рангів класів, де m — розмірність вихідного вектора R рангів, що відповідає кількості класів.

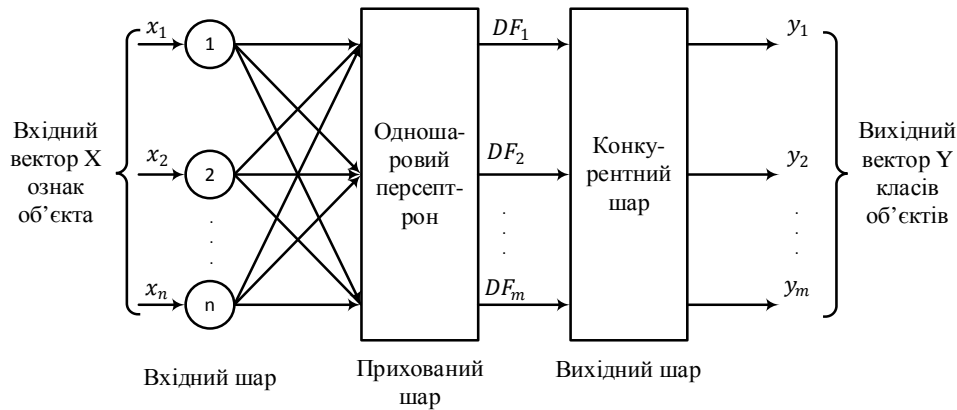


Рис. 2. Структура нейромережного класифікатора

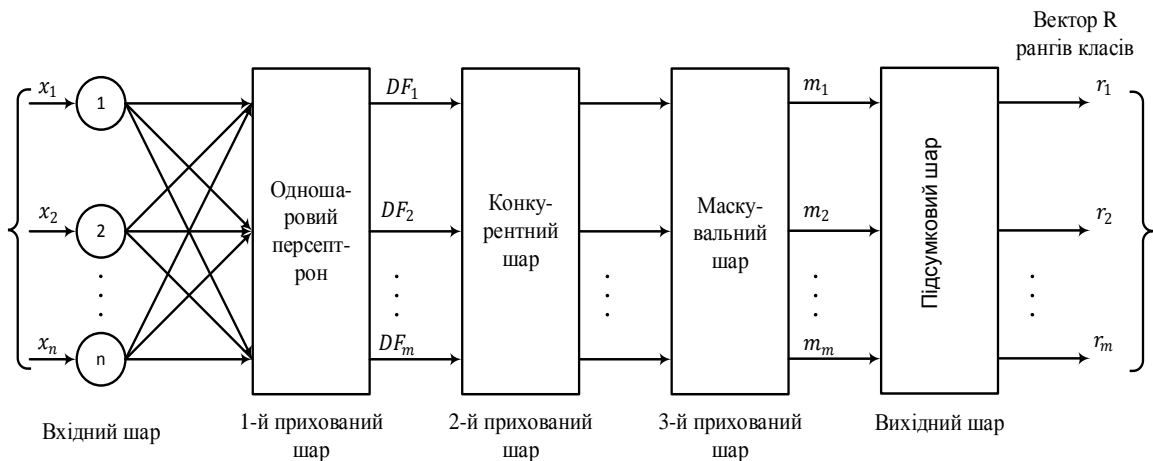


Рис. 3. Структура нейромережного класифікатора з ранжуванням класів

На рис. 4 показано деталізацію запропонованого нейромережного класифікатора з ранжуванням класів (як на рис. 3) у вигляді його топологічної структури [19]. Ця топологічна структура відрізняється від показаної на рис. 1 тим, що містить додатковий 3-й прихований шар та вихідний шар. Саме 3-й прихований шар у парі з вихідним шаром з елементами у вигляді лічильників ство-

рює можливість формування результату у вигляді вектора R рангів класів, при цьому 2-й, 3-й приховані шар і вихідний шар мають входи сигналів встановлення s_1, s_2, s_3 відповідно (рис. 4).

На функціональній схемі на рис. 5 показано i -ті елементи маскувального (3-го прихованого) та вихідного шарів з відповідними зв'язками, оскільки вони беруть участь у формуванні i -го рангу.

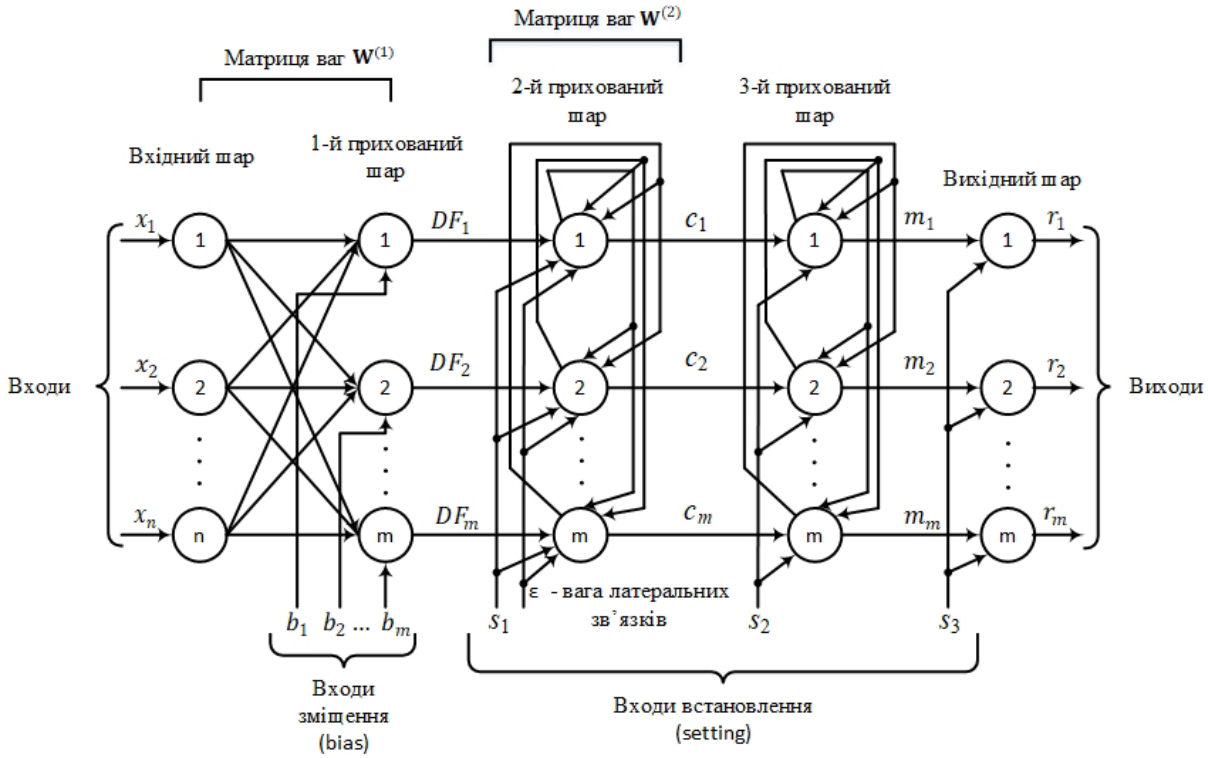


Рис. 4. Топологічна структура неймережного класифікатора з ранжуванням класів

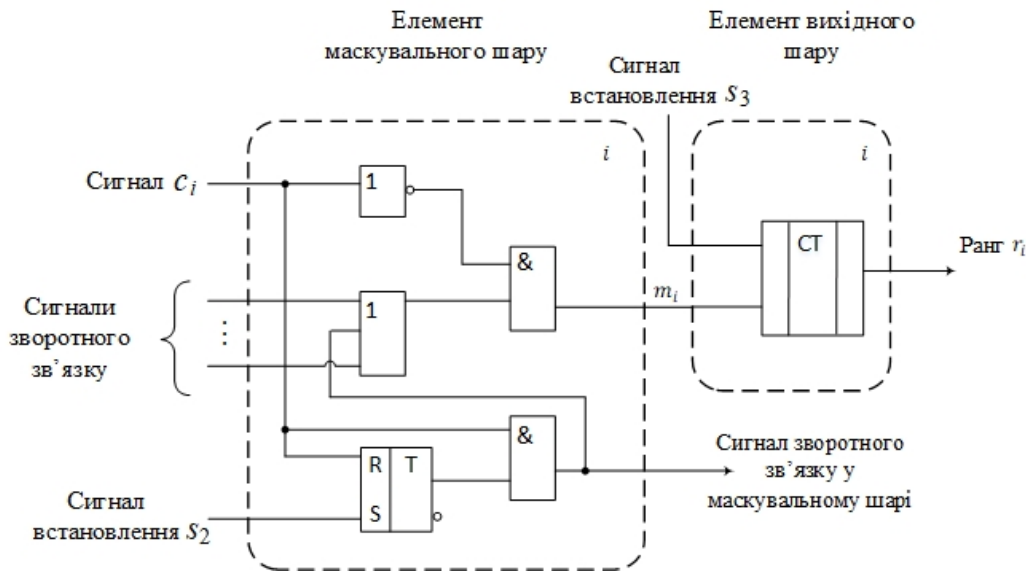


Рис. 5. Функціональна схема елементів маскувального та підсумкового шарів

У маскувальному шарі i -й елемент містить: два елементи І, елемент ІІІ, елемент АБО, RS-тригер. У вихідному шарі i -м елементом є лічильник СТ. Також на входи i -го елемента маскувального шару надходять такі сигнали: сигнал прямого зв'язку c_i , сигнали виходів зворотного (латерального) зв'язку у цьому шарі, сигнал встановлення s_2 . Кожний елемент маскувального шару містить вихід сигналу m_i , який з'єднаний з входом лічби лічильника СТ та вихід сигналу зворотного (латерального) зв'язку. Лічильник СТ вихідного шару містить також сигнал встановлення s_3 (рис. 5) [19].

Функціональні особливості нейромережного класифікатора з ранжуванням результатів

Особливість функціонування запропонованого нейромережного класифікатора (рис. 4) полягає в тому, що тільки 1-й і 2-й приховані шари спрацьовують аналогічно, як у нейромережному класифікаторі (рис. 1) [17]. Тобто у 1-му прихованому шарі формуються відповідні ДФ DF_1, \dots, DF_m , а у 2-му прихованому шарі поступово з обнуленням менших за значенням ДФ визначається максимальна ДФ DF_l , $l = 1, \dots, m$. Але функціонально у першій моделі нейромережного класифікатора (рис. 1) нейрон-переможець у 2-му прихованому шарі, що відповідає максимальному значенню DF_l , тільки визначає l -й клас (1), до якого належить вхідний вектор X ознак об'єкта (1).

У другій моделі нейромережного класифікатора (рис. 4) на початку його спрацювання всі елементи маскувального (3-го прихованого) шару і всі лічильники вихідного шару встановлюються у початковий (одичний) стан із задіянням сигналів встановлення s_2 і s_3 відповідно. Це означає, що всі елементи вихідного шару є незамасковані, а ранги всіх класів дорівнюють 1.

В результаті ітераційного процесу у 2-му прихованому шарі як тільки обнулюється один з нейронів, то відповідний елемент маскувального шару теж обнулюється і таким чином «закриває» спрацювання (режим лічби) відповідного лічильника вихідного шару. Таким чином закріплюється значення рангу на відповідному виході класифікатора. Всі інші лічильники збільшують свій вміст на одиницю, тобто в них не відбувається маскування операції інкремента.

Аналогічний процес відбувається за кожного обнулення елементів маскувального шару, в результаті чого поступово збільшуються ранги на виходах відповідних незамаскованих лічильників вихідного шару. Таким чином, останній нейрон-переможець у 2-му прихованому шарі має найбільший ранг, що дорівнює m , а нейрон, що відповідає найменшому значенню ДФ, має найменший ранг 1.

У табл.1 подано структурно-функціональну характеристику запропонованого нейромережного класифікатора з ранжуванням результатів.

Таблиця 1

Характеристика нейромережного класифікатора

Показники	Нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів
Кількість шарів	П'ять (вхідний, три прихованих, вихідний)
Характер функціонування	Релаксаційний за досягненням стабільного стану
Метрика	Дискримінантна функція
Критерій відповідності (правдоподібності)	Максимум дискримінантної функції
Наявність латеральних зв'язків	У 2-му та 3-му прихованих шарах.
Метод навчання	Попереднє налаштування ваг у 1-му та 2-му прихованих шарах через матриці з фіксованими вагами
Тип матриці ваг	Симетрична матриця з нулями на головній діагоналі (у 2-му прихованому шарі)
Тип функції активації	Лінійна несиметрична (у 2-му прихованому шарі)
Тип нейронної структури	Гомогенний в усіх шарах
Області застосування	Ранжування об'єктів, медична діагностика з ранжуванням діагнозів

Результати

Запропонована друга модель нейромережного класифікатора має не тільки розширені функціональні можливості за рахунок формування рангів результатів класифікації. Так для реалізації механізму конкуренції нейронів у конкурентному шарі такої моделі може бути використано два підходи (рис. 6), а саме, як нейромережний за парадигмою WTA, так і обчислювальний підхід.

Якщо нейромережний підхід є класичним і широко відомим методом, то обчислювальний підхід використовує як спосіб процес сортування числового масиву. При цьому, у свою чергу, класичний варіант сортування через фіксування максимального значення відсортованого числа дозволяє як і нейромережний підхід визначитись з належністю об'єкта до певного класу, тобто призначений для процедури класифікації об'єктів (див. рис. 6).

Разом з тим, в обчислювальному підході (рис. 6) можливий ще один спосіб сортування через використання такої базової операції, як одночасний декремент елементів числового масиву замість їх попарного порівняння [14]. А це, зі свого боку, дає можливість задіяти операцію інкремента для формування рангів елементів сортованого масиву чисел [20]. Крім того, на рис. 6 показано, що

результати ранжування можна використати як для класифікації об'єктів та медіанної фільтрації сигналів і зображень, так і для порогової обробки за різницею зрізами [21].

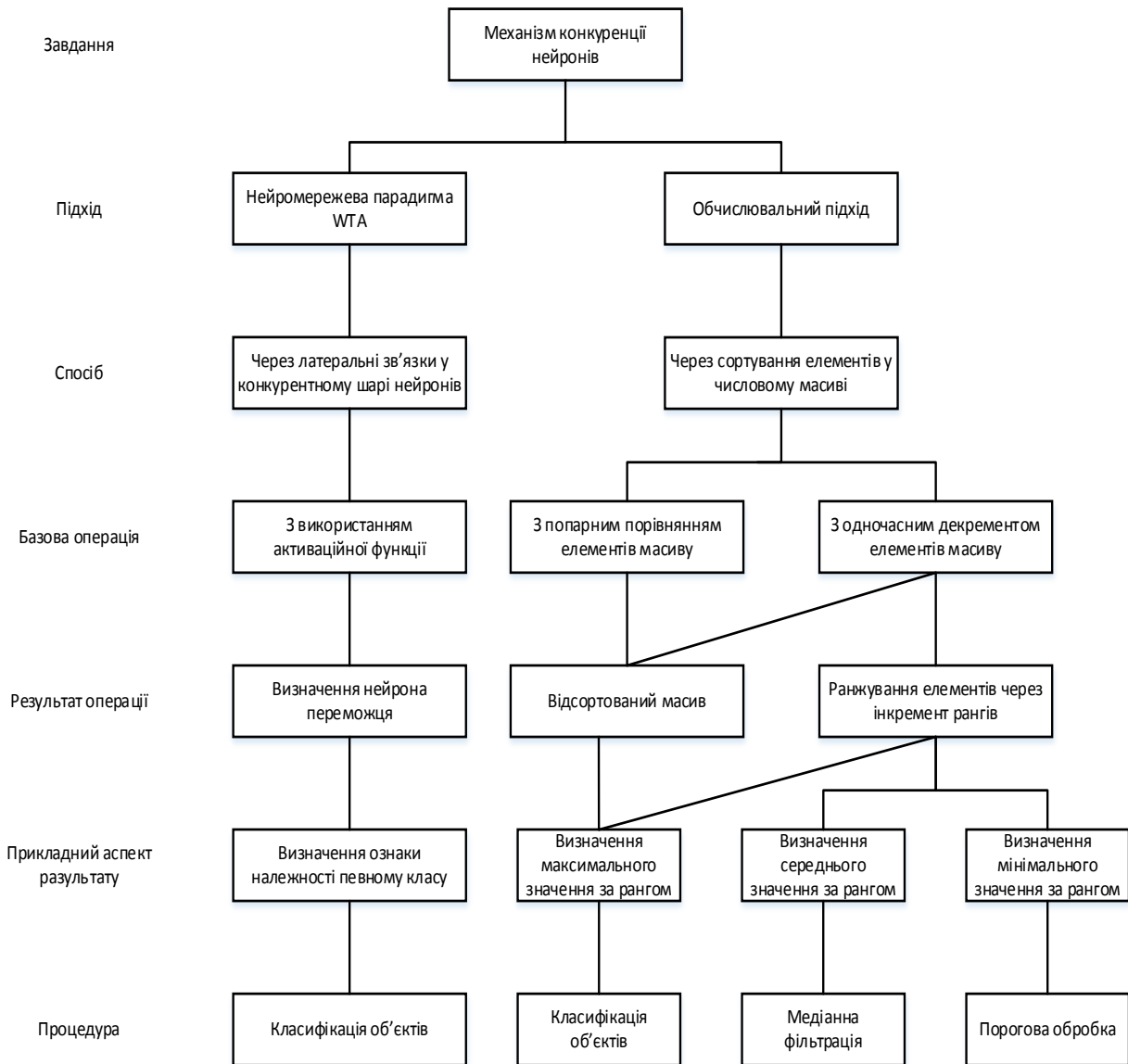


Рис. 6. Схематичне подання процесу реалізації механізму конкуренції нейронів

Отже, науковою новизною отриманих результатів дослідження є подальший розвиток методу обробки числового масиву на базі його сортування, в основі якого задіяно маскувальну та швидкісну операцію інкремента стосовно формування рангів елементів сортованого масиву. Це дозволяє розширити функціональні можливості нейромережного класифікатора за рахунок ранжування результатів, які зокрема використовуються у підсистемі підтримки прийняття рішень у складі експертних систем.

Висновки

Уведення двох шарів — маскувального (3-го прихованого) та результуючого (вихідного), який містить лічильники, — дозволяє визначити ранги вхідного об'єкта стосовно його належності до конкретних класів, що забезпечує розширення функціональних можливостей нейромережного класифікатора об'єктів.

Особливість функціонування другої моделі нейромережного класифікатора із запропонованою структурою полягає у тому, що в процесі спрацювання елементів та задіяння латеральних зв'язків у 2-му прихованому шарі реалізується механізм конкуренції за класичною парадигмою WTA (переможець отримує все), результатом якого є поступове формування ознак нульового стану відповідних елементів цього шару. Це дозволяє із задіянням відповідних елементів 3-го прихованого

(маскувального) і вихідного шарів поступово сформувати ранги, що відповідають певному класу на виходах класифікатора.

Отже, запропонований підхід до організації обчислювального процесу у нейромережному класифікаторі з доповнюваними шарами, що використовуються для формування рангів результатів класифікації за дискримінантними функціями, дозволяє не тільки розширити функціональні можливості такого класифікатора, але й розширити спектр прикладних задач з його використанням. При цьому, особливо затребуваним є принцип ранжування результатів у підсистемах підтримки прийняття рішень для експертних систем.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Rangaraj M. Rangayyan, *Biomedical Signal Analysis*. Second ed. Wiley-IEEE Press, 2015. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/book/5264168>.
- [2] И. Е. Шепелев, и Б. М. Владимирский, «Построение нейросетевого классификатора для интерфейса “мозг–компьютер”», *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*, № 9, 2010.
- [3] Т. Б. Мартынюк, А. Г. Буда, В. В. Хомюк, А. В. Кожемяко, и Л. М. Куперштейн, «Классификатор биомедицинских сигналов», *Искусственный интеллект*, № 3, с. 88-95, 2010.
- [4] С. Осовский, *Нейронные сети для обработки информации*, пер. с польск. М., РФ: Финансы и статистика, 2004.
- [5] T. Martyniuk, B. Krukivskiy, L. Kupershtein, and V. Lukichov, “Neural Network model of heteroassociative memory for the classification task,” *Radioelectronic and Computer Systems*, № 2 (102), pp. 108-117, 2022. <https://doi.org/10.32620/reks.2022.2.09>
- [6] Э. М. Куссуль, Л. М. Косаткина, и В. В. Лукович, «Нейросетевые классификаторы для распознавания рукописных символов», *Управляющие системы и машины*, № 4, с. 77-86, 1999.
- [7] В. И. Юнкеров, и С. Е. Григорьев, *Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований*. СПб.: ВМедА, 2002.
- [8] В. В. Москаленко, М. О. Зарецький, Я. Ю. Ковальський, і С. С. Мартиненко, «Модель і метод навчання класифікатора контекстів спостереження на зображеннях відеоінспекції стічних труб», *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*, № 3, с. 59-66, 2020. <https://doi.org/10.32620/reks.2020.3.06>.
- [9] Г. М. Гнатієнко, і В. Є. Снитюк, *Експертні технології прийняття рішень*, моногр. Київ, Україна: ТОВ «Маклаут», 2008.
- [10] В. П. Карп, «Интеллектуальный анализ данных в проблеме построения решающих правил классификации (на примере медицинской диагностики)», *Новости искусственного интеллекта*, № 2, с. 57-75, 2006.
- [11] Р. Сэджвик, *Фундаментальные алгоритмы на C++. Анализ структуры данных. Сортировка. Поиск*, пер. с англ. СПб. РФ: ООО «ДиаСофтЮП», 2002.
- [12] К. Кохонен, *Ассоциативные запоминающие устройства*, пер. с англ. М., РФ: Мир, 1982.
- [13] Г. Лорин, *Сортировка и системы сортировки*, пер. с англ. М.: Мир, 1983.
- [14] Т. Б. Мартинюк, і Б. І. Круківський, «Модель паралельного сортувальника для асоціативного процесора», *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 5, с. 49-55, 2020. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2020-152-5-49-55>.
- [15] Т. Б. Мартинюк, і Б. І. Круківський, «Асоціативний процесор», *Патент України G06F 7/06. № 139604 МПК, 2006*, 10.01.2020.
- [16] У. Прэтт, *Цифровая обработка изображений*, пер. с англ. М.: Мир, 1982.
- [17] Т. Б. Мартинюк, і Я. В. Запетрук, «Нейромережевий підхід до медичної експрес-діагностики», *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 6, с. 37-44, 2019. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2019-147-6-37-44>.
- [18] Т. Б. Мартинюк, М. Г. Тарновський, і Я. В. Запетрук, «Структурні особливості нейромережевого класифікатора», *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 1, с. 46-52, 2020. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2020-148-1-46-52>.
- [19] Т. Б. Мартинюк, Б. І. Круківський, і О. А. М'якішев, «Класифікатор», *Патент України G06G 7/00. № 150621 МПК (2022)*, 10.02.2022.
- [20] Т. Б. Мартинюк, і Б. І. Круківський, «Особливості паралельного алгоритму сортування з формуванням рангів», *Кібернетика та системний аналіз*, № 1 (58), с. 31-36, 2022.
- [21] Т. Мартынюк, Л. Куперштейн, и А. Кожемяко, *Аспекты разностно-срезовой обработки данных в нейроструктурах*, моногр. LAMBERT Academic Publishing RU, 2018.

Рекомендована кафедрою обчислювальної техніки ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 30.06.2022

Мартинюк Тетяна Борисівна — д-р техн. наук, професор, професор кафедри обчислювальної техніки, e-mail: martyniuk.t.b@gmail.com ;

Круківський Богдан Ігорович — аспірант кафедри обчислювальної техніки, e-mail: smiletex11@gmail.com ;

М'якішев Олександр Андрійович — студент факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, e-mail: sasha10.02m@gmail.com .

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

T. B. Martyniuk¹
B. I. Krukivskiy¹
O. A. Miakishev¹

Features of Neural Network Classifier Models for Object Recognition

¹Vinnitsia National Technical University

In decision support subsystems for object recognition, the detection of the most probable result among those possible for a given set of features is of particular importance. For this purpose, it is appropriate to assign specific ranks to each of the resulting signals in the classification process. In this article, two models of the neural network classifier are considered, and the result of classification in the improved model is the formation of ranks for all defined classes using a new approach. So, the functionality of such a neural network classifier, in this case, was expanded due to the ranking of classes. The advanced neural network classifier has five layers — input, three hidden ones, and output layers. In the first hidden layer, the corresponding discriminant functions are formed, in the second hidden layer, the WTA competition mechanism is implemented (the winner takes all). The output layer, in which the object class ranks are formed, is built on counters in which the class ranks are gradually calculated. The third hidden layer acts as a masking layer, participating in the formation of ranks. Therefore, the introduction of two layers - masking and output in the form of counters — allows to determine the ranks of the input object in relation to its belonging to specific classes. The article presents the general structures of the considered neural network classifiers, shows the topological structures of both models of such classifiers for comparison, and also considers the functional scheme of the elements of the added layers. Features of the functioning of the proposed classifier are presented, and its structural and functional characteristics are presented in the form of a table. In addition, the peculiarities of the implementation process of the neuron competition mechanism in the competitive layer of the classifier are schematically shown.

Keywords: neural network classifier, ranking, competition mechanism, discriminant function.

Martyniuk Tetiana B. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Computer Engineering, e-mail: martyniuk.t.b@gmail.com ;

Krukivskiy Bohdan I. — Post-Graduate Student of the Chair of Computer Engineering, e-mail: smiletex11@gmail.com ;

Miakishev Oleksandr A. — Student of the Department of Intellectual Information Technologies and Automation, e-mail: sasha10.02m@gmail.com