

Т. Б. Мартинюк¹
М. Г. Тарновський¹
Я. В. Запетрук¹

СТРУКТУРНІ ОСОБЛИВОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КЛАСИФІКАТОРА

¹Вінницький національний технічний університет

Одним з перспективних напрямків в системах аналізу сигналів і зображень та розпізнавання образів вважається застосування нейромережових технологій. Такий підхід отримав широке застосування у технічному та медичному діагностуванні в їх апаратній та програмній реалізації, зокрема у медичній експрес-діагностиці. Особливостями такого підходу є можливість реалізації діалогового режиму, одночасної обробки альтернативних версій та обробки символічних змінних під час розпізнавання інформації різної природи.

У статті проаналізовано структурні, функціональні та навчальні особливості двох класичних нейромереж: мережі Хопфілда і мережі Хеммінга, яка є найпростішим класифікатором двійкових векторів. Врахування переваг обох зазначених нейромереж дозволило розробити структуру і принцип функціонування запропонованого нейромережового класифікатора. Запропонована структура нейромережового класифікатора є удосконаленням структури нейромережі Хеммінга. Відмінністю її є видалення у нейромережового класифікатора додатних латеральних зв'язків у нейронів конкурентного шару, який реалізує відому парадигму WTA (переможець отримує все). А це викликає загасання слабких вихідних сигналів до рівня, нижчого порогу чутливості. Таким чином реалізується стратегія WTA, що зупиняє ітераційний процес у випадку перемоги одного з нейронів конкурентного шару. Такий підхід дозволив не тільки спростити структуру нейромережового класифікатора, але й розширити сферу його застосування для класифікації за максимумом дискримінантних функцій. Імітаційне моделювання процесу класифікації у запропонованому нейромережовому класифікаторі підтвердило прискорення цього процесу майже у 2 рази. Структурне моделювання прихованого шару нейромережового класифікатора продемонструвало правильні відповіді на його виходах за заданням конкретних вхідних комбінацій.

Ключові слова: нейротехнологія, нейромережа, нейромережовий класифікатор.

Вступ

З літературних джерел відомо, що інтелектуальний аналіз даних базується на методах статистики і машинного навчання і використовує перспективні нейро- і фаззі-технології та бази даних і бази знань [1]—[5]. Результати інтелектуального аналізу даних ефективно використовуються для розпізнавання об'єктів, інформаційного пошуку, а також легко піддаються візуалізації, що полегшує їх сприйняття людиною [2]—[4]. В свою чергу, класифікація об'єктів є однією з найпоширеніших процедур в галузі розпізнавання образів поряд з кластеризацією, прогнозуванням, ідентифікацією, керуванням динамічними об'єктами, розпізнаванням облич, мови, рукописних текстів тощо [3]—[6]. Важливими прикладами застосування процедури класифікації є медична та технічна діагностика, ідентифікація особи за біометричними даними [7]—[10].

Використання нейромережових технологій є пріоритетним напрямком в таких прикладних галузях, як медична діагностика, економіка, бізнес, зв'язок (телекомунікації), internet, безпека тощо [9], [11]—[14]. Найпоширенішим і дослідженим є використання нейромережових технологій в медичному діагностуванні захворювань, де застосовується класифікація захворювань за біомедичними симптомами пацієнтів [15], [16]. Особливо перспективним є використання нейромережових класифікато-

рів у медичній експрес-діагностиці, де задіяно такі їх функціональні переваги, як діалоговий режим, робота із символічними змінними, одночасна обробка альтернативних версій [17], [18].

Метою роботи є аналіз особливостей нейромережевого класифікатора з удосконаленою структурною організацією одного з його шарів з використанням імітаційного моделювання.

Постановка задачі

За базові нейромережі взято дві відомі класичні структури: нейромережу Хопфілда і нейромережу Хеммінга [2], [19], [20]. Відомо, що нейромережа Хеммінга є удосконаленням мережі Хопфілда з орієнтацією на обробку бінарних значень вхідного вектора ознак об'єктів, що класифікуються, за правилом визначення відстані Хеммінга між набором вхідних ознак і тих, що зберігаються у пам'яті нейромережі після її навчання [2], [19], [20].

У табл. 1 для порівняльного аналізу цих двох нейромереж наведено інформацію про їх властивості, особливості навчання, а також властиві їм переваги та недоліки.

Таблиця 1

Функціональні та навчальні особливості нейромереж

Назва мережі	Властивість мережі	Навчання	Переваги	Недоліки
Мережа Хопфілда Hopfield Net	Автоасоціативна пам'ять-відновлення за спотвореним (зашумленим) образом найближчого до нього еталонного образу	Встановлення вагових коефіцієнтів перед початком функціонування (без вчителя). Симетрична матриця вагових коефіцієнтів — набір еталонів ($w_{ii} = 0$)	Простота програмних та апаратних моделей. Здатність до корекції у разі незбігу бітів векторів	Тенденція до стабілізації в локальних, а не глобальних мінімумах. Невисока ємність мережі
Мережа Хеммінга Hamming Net	Гетероасоціативна пам'ять-вибір еталона (за його номером) з мінімальною хеммінговою відстанню від вхідного вектора. Класифікатор за мінімумом хеммінгової відстані	В процесі налаштування мережі ваги прихованого шару: $w_{ik} = x_i^k/2$, де x_i^k — i -й компонент k -го еталона; $i = 1, \dots, n$. Ваги зворотних зв'язків вихідного шару: $0 < -\epsilon < 1/k$ (без навчальних ітерацій)	Можливість класифікації за критерієм максимальної правдоподібності	Невисока ємність мережі. Проблема з різною довжиною векторів. Проблема з однаковою хеммінговою відстанню до двох і більше еталонів. Бінарні вхідні сигнали

Структурні особливості мереж Хопфілда і Хеммінга, а саме кількість шарів, їх склад, зв'язки між шарами та використані функції активації подано у табл. 2.

Таблиця 2

Структурні особливості нейромереж

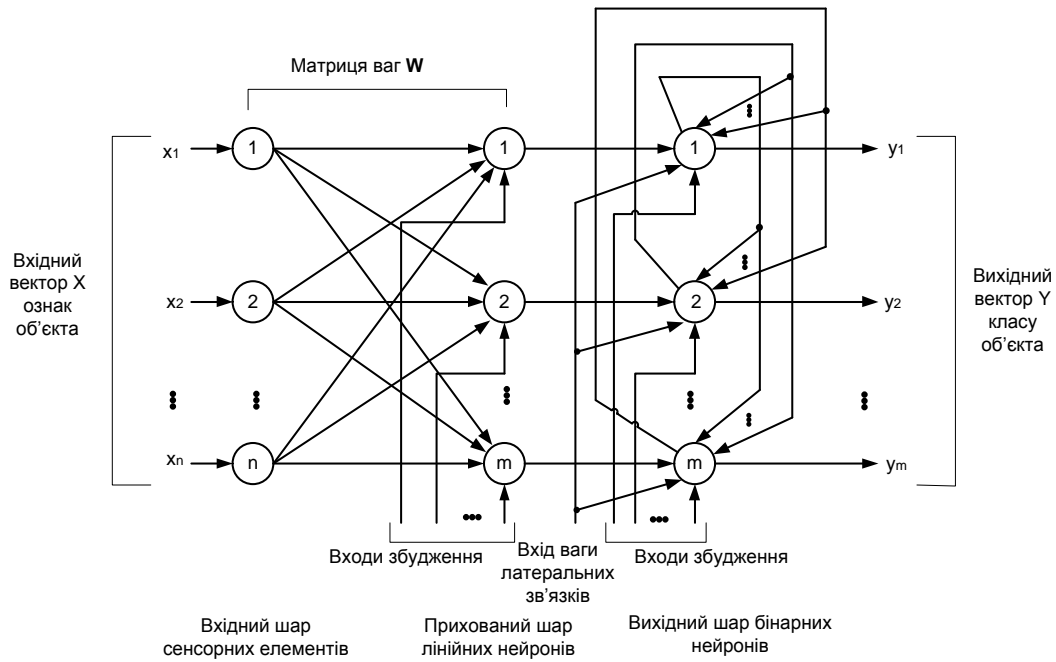
Назва мережі	Структура мережі			
	Кількість шарів	Кількість нейронів у шарах	Зв'язки між шарами	Функції активації
Мережа Хопфілда Hopfield Net	Один шар	n — кількість входів і виходів мережі; n — кількість нейронів у шарі	Зворотний зв'язок за принципом «з усіх на всі» крім себе самого ($w_{ii} = 0$)	Порогова (для мережі з дискретними станами) і сигмоїдальна або логістична (для мережі з неперервними станами)
Мережа Хеммінга Hamming Net	Три шари: вхідний, прихований, вихідний	n — кількість входів; k — кількість виходів; k — кількість нейронів вихідного шару	Зворотний зв'язок у вихідному шарі: від'ємні зворотні (інгібіторні) зв'язки з усіма, крім себе самого (тут додатний зворотний зв'язок ($w_{ii} = 1$))	Лінійна порогова (гістерезис) у прихованому шарі з порогом: $\Theta_k = n/2, k = 1, \dots, K$

Аналіз даних табл. 1 і 2 показав, що обидві розглянуті нейромережі являють собою асоціативну пам'ять, матриця вагових коефіцієнтів формується без навчання з вчителем, перевагами є їх відносна апаратна простота, а недоліком є невисока ємність обох мереж, тобто кількість еталонних образів, що нейромережа може запам'ятати [2], [19], [20]. Характерними ознаками обох структур є використання порогової функції активації, а також наявність в одному з шарів (конкурентному) латеральних зв'язків, а саме від'ємних зворотних (інгібіторних) зв'язків між нейронами цього шару, що реалізують механізм конкуренції між ними [2], [20]. Такі нейрони спрацьовують за принципом WTA (Winner Takes All) [2], [19], [20].

Різниця між наведеними нейромережами в основному стосується їх архітектури, а саме кількості шарів, кількості нейронів у шарах та вагами латеральних зв'язків. З табл. 2 випливає, що нейромережа Хеммінга є складнішою за структурою, ніж нейромережа Хопфілда, оскільки має три шари нейронів. Тому і можливості її більше, оскільки можлива класифікація за критерієм максимальної правдоподібності [19], [20]. Саме ця особливість дозволяє на базі нейромережі Хеммінга реалізувати нейромережовий класифікатор з можливістю опрацьовувати не тільки вхідні бінарні образи, а також класифікувати за іншими критеріями класифікації.

Особливості нейромережового класифікатора

У запропонованому нейромережовому класифікаторі [21] використано критерій максимуму лінійних дискримінантних функцій [8]. В класифікації об'єктів (симптомів) такий підхід широко використовується у медичному діагностуванні [8], [9], що забезпечує за певних умов мінімум критерію середньої імовірності помилкової класифікації. На рисунку показано структуру нейромережового класифікатора [21], а в табл. 3 наведено дані про його функціональні особливості. Відповідно у табл. 4 наведено структурні особливості нейромережового класифікатора.



Структурна схема класифікатора

Порівняння структурних складових за даними табл. 2 і 4 показало, що найбільша схожість тут між нейромережовим класифікатором і нейромережею Хеммінга, але різниця між ними полягає у відсутності зворотного зв'язку із самим собою (як у нейромережі Хопфілда). Крім того, у нейромережового класифікатора використано дві функції активації: лінійна симетрична у прихованому шарі і порогова несиметрична у вихідному шарі [21].

Таблиця 3

Функціональні та навчальні особливості нейромережового класифікатора

Назва мережі	Властивість мережі	Навчання	Переваги	Недоліки
Нейромережовий класифікатор Neural Network Classifier	Класифікація об'єктів за максимумом серед дискримінантних функцій	В процесі налаштування мережі ваги прихованого шару і зміщення: за коефіцієнтами дискримінантних функцій. Ваги зворотних зв'язків вихідного шару: $0 < -\varepsilon < 1/m$ (без навчальних ітерацій)	Можливість класифікації у медичному діагностуванні інших патологій за умови зміни матриці ваг та перекодування вхідних векторів (симптомів)	Орієнтація на конкретну задачу класифікації. В протилежному випадку необхідна зміна у структурі мережі: кількості входів і виходів і, відповідно, кількості нейронів в обох шарах

Структурні особливості нейромережевого класифікатора

Назва мережі	Структура мережі			
	Кількість шарів	Кількість нейронів у шарах	Зв'язки між шарами	Функції активації
Нейромережевий класифікатор Neural Network Classifier	Три шари: вхідний, прихований, вихідний.	n — кількість входів; m — кількість виходів мережі; m — кількість нейронів у прихованому та вихідному шарах	Зворотний зв'язок у вихідному шарі: від'ємні зворотні (інгібіторні) зв'язки усіма, крім себе самого ($w_{ii} = 0$)	Лінійна симетрична у прихованому шарі. Порогова несиметрична у вихідному шарі: $f(S_i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S_i > 0, \\ 0, & \text{якщо } S_i \leq 0 \end{cases}$

Таким чином, запропонований нейромережевий класифікатор за структурною організацією є подальшим удосконаленням мережі Хеммінга, отже є рекурентною мережею [2], [19] і його можна віднести до різновиду гетероасоціативної пам'яті. Але у функціональному плані нейромережевий класифікатор має значно розширенні властивості, оскільки може обробляти не тільки бінарні вхідні сигнали, але й розпізнавати їх за складнішим критерієм класифікації, а саме, за максимумом серед дискримінантних функцій, які формуються прихованим шаром лінійних нейронів (рис.).

Результати імітаційного моделювання нейромережевого класифікатора

Для структурного моделювання запропонованого нейромережевого класифікатора (рис.) використано програмні засоби ППП Matlab 6 [22].

Для визначення кількісних параметрів спрацювання нейромережевого класифікатора задіяно апробовані дані з результатів медичного діагностування захворювань апендициту [8]. Ці дані отримано на базі медичних описів 103 пацієнтів з доведеним діагнозом (y_1, \dots, y_4) трьох типів захворювання апендициту (1 — гангренозний, 2 — флегмонозний, 3 — катаральний) і (4 — інша патологія живота). Крім того, використано вісім закодованих симптомів (x_1, \dots, x_8). Попереднє використання для цих даних ППП Statistica [8] дозволило визначити матрицю вагових коефіцієнтів W лінійних нейронів прихованого шару (рис.), які є відповідними коефіцієнтами лінійних дискримінантних функцій (ЛДФ) такого вигляду:

$$\begin{aligned}
 \text{ЛДФ1} &= -63,0 + 9,8 \cdot x_1 + 3,6 \cdot x_2 + 7,8 \cdot x_3 + 5,2 \cdot x_4 + 14,3 \cdot x_6 + 11,8 \cdot x_7 + 11,3 \cdot x_8; \\
 \text{ЛДФ2} &= -57,4 + 8,3 \cdot x_1 + 4,9 \cdot x_2 + 6,2 \cdot x_3 + 4,3 \cdot x_4 + 13,5 \cdot x_6 + 11,7 \cdot x_7 + 10,6 \cdot x_8; \\
 \text{ЛДФ3} &= -49,6 + 9,4 \cdot x_1 + 4,7 \cdot x_2 + 5,5 \cdot x_3 + 3,0 \cdot x_4 + 12,3 \cdot x_6 + 12,0 \cdot x_7 + 8,3 \cdot x_8; \\
 \text{ЛДФ4} &= -23,0 + 6,3 \cdot x_1 + 2,5 \cdot x_2 + 5,3 \cdot x_3 + 2,8 \cdot x_4 + 7,8 \cdot x_6 + 7,0 \cdot x_7 + 5,8 \cdot x_8.
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

Вони формуються на виходах прихованого шару нейромережевого класифікатора. Для моделювання цього шару, на виходах 4-х нейронів якого формуються чотири ЛДФ, використано оператор `newlin()` з лінійною симетричною функцією активації `purelin(N)` [22].

Далі з отриманих ЛДФ у конкурентному шарі визначається максимальна за значенням ЛДФ, номер якої фіксує на виході нейромережевого класифікатора один з чотирьох можливих діагнозів. Максимальна ЛДФ визначається в результаті ітераційного процесу через від'ємні (інгібіторні) латеральні зв'язки між нейронами конкурентного шару. Для моделювання цього шару нейронів можна задіяти [22] оператор `newhor()` з лінійною несиметричною функцією активації `poslin(N)` для виходів латеральних зв'язків та пороговою несиметричною `hardlim(N)` для виходів нейромережевого класифікатора (рис.).

Для підтвердження ефективності вилучення додатного зв'язку у нейронів конкурентного шару на самих себе виконано імітаційне моделювання на мові C# [23] процесу класифікації у запропонованому нейромережевому класифікаторі та у нейромережевому класифікаторі зі збереженням всіх латеральних зв'язків. Для отримання конкретних значень дані взято з вже розрахованих початкових числових даних з роботи [8]. Результати імітаційного моделювання підтвердили прискорення отриманих результатів класифікації майже у 2 рази. Приклад результату програми наведено у роботі [23].

Висновки

1. Перспективність використання нейромережевих технологій підтверджується широким спектром прикладних задач. Особливо це стосується медичного діагностування, зокрема медичної експрес-діагностики.

2. Запропонована структура нейромережевого класифікатора є удосконаленням нейромережі Хеммінга. Відмінністю є видалення додатних латеральних зв'язків у нейронів конкурентного шару нейромережевого класифікатора, що дозволило спростити його структуру на m зв'язків, де m — кількість нейронів у цьому шарі.

3. Формування матриці вагових коефіцієнтів у нейронах прихованого шару нейромережевого класифікатора як коефіцієнтів дискримінантних функцій дозволило розширити область застосування для класифікації за максимумом дискримінантних функцій.

4. Імітаційне моделювання процесу класифікації у запропонованому нейромережевому класифікаторі підтвердило прискорення цього процесу у порівнянні з класифікатором-аналогом майже у 2 рази. Структурне моделювання прихованого шару нейромережевого класифікатора продемонструвало правильні відповіді, а саме числові значення лінійних дискримінантних функцій (1) на його виходах із заданням конкретних вхідних комбінацій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] М. Т. Джонс, *Программирование искусственного интеллекта в приложениях*, пер. с англ. Москва, Россия: ДМК Пресс, 2004.
- [2] С. Осовский, *Нейронные сети для обработки информации*, пер. с польск. Москва, Россия: Финансы и статистика, 2004.
- [3] В. Ю. Мейтус, «Интеллектуальные компоненты в системах управления производством,» *Кибернетика и системный анализ*, № 3, с. 29-44, 2003.
- [4] А. В. Гаврилов, В. В. Губарев, К. Х. Джо, и Х. Х. Ли, «Архитектура гибридной интеллектуальной системы управления мобильного робота,» *Вестник Новосибирского ГТУ*, № 2, с. 3-13, 2004.
- [5] А. А. Буков, *Технические системы. Обучаемые системы управления со зрением для промышленных роботов*. Липецк, Россия: изд-во Липец. гос. техн. ун-та, 2001.
- [6] С. Я. Гильгурт, и А. К. Гиранова, «Программно-аппаратная защита данных в распределенных интеллектуальных системах», *Искусственный интеллект*, № 3, с. 706-711, 2010.
- [7] L. Rutkowski, *Computational Intelligence. Methods and Techniques*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlog, 2008.
- [8] В. И. Юнкеров, и С. Г. Григорьев, *Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований*. СПб., Россия: ВМедА, 2002.
- [9] Р. М. Рангайян, *Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход*, пер. с англ. М., Россия: ФИЗМАТ-ЛИТ, 2007.
- [10] Г. Т. Олійник, І. В. Степанушко, і І. Б. Трегубенко, «Побудова класифікаторів в задачах біометричної ідентифікації та аутентифікації користувачів,» *Вісник Черкаського державного технічного університету*, № 1, с. 37-40, 2009.
- [11] С. Омату, и М. Халид, *Нейроуправление и его приложения*, пер. с англ. М., Россия: ИПРЖР, 2000.
- [12] А. С. Васюра, Т. Б. Мартинюк, і Л. М. Куперштейн, *Методи та засоби нейроподібної обробки даних для систем керування*. Вінниця, Україна: Універсум-Вінниця, 2008.
- [13] Э. М. Куссуль, Л. М. Касаткина, и В. В. Лукович, «Нейросетевые классификаторы для распознавания рукописных символов,» *Управляющие системы и машины*, № 4, с. 77-86, 1999.
- [14] *Использование нейронных сетей*. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.neuroproject.ru/articles_dak_nn.php. Дата обращения: 15.09.2019.
- [15] А. Ежов, и В. Чечеткин, «Нейронные сети в медицине,» *Открытые системы*, № 4, с. 34-37, 1997. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.icmm.ru/~masich/win/lexion/neuro/medicine.html>. Дата обращения: 15.09.2019.
- [16] *Нейронные сети в кардиологии*. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.icmm.ru/~masich/win/lexion/neuro/medicine.html# part_3. Дата обращения: 24.09.2019.
- [17] Алгоритм построения экспертных систем на нейронных сетях. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://elib.altstu.ru/elib/books/Files/pv2009_0102/pdf /001garkol.pdf. Дата обращения: 24.09.2019.
- [18] В. Г. Абакумов, В. Н. Крылов, и С. Г. Антошук, «Автоматизированное распознавание при обработке биомедицинских изображений,» *Электроника и связь*, № 15, с. 124-127, 2002.
- [19] В. В. Круглов, и В. В. Борисов, *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*. 2-е изд. Москва, Россия: Горячая линия-Телеком, 2002.
- [20] С. Хайкин, *Нейронные сети. Полный курс*, пер. с англ. Москва, Россия: ООО «И. Д. Вильямс», 2006.
- [21] Т. Б. Мартинюк, і Я. В. Запетрук, «Класифікатор», *Патент України G06G 7/00. №133874 МПК(2008)*, 25.04.2019.
- [22] В. С. Медведев, и В. Г. Потемкин, *Нейронные сети. MATLAB 6*. Москва, Россия: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.
- [23] Т. Б. Мартинюк, і А. В. Маслій, «Аналіз обчислювального процесу в нейромережевому класифікаторі,» *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, № 3(40), с. 55-60, 2017.

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

Тарновський Микола Геннадійович — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри лазерної та оптикоелектронної техніки, e-mail: ntarn@vntu.edu.ua ;

Запетрук Ярослав Вікторович — студент факультету автоматики та комп'ютерних систем управління, e-mail: fkca.o14zyav@gmail.com .

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

T. B. Martyniuk¹
M. H. Tarnovskyi¹
Ya. V. Zapetruk¹

Structural Features of the Neural Network Classifier

¹Vinnitsia National Technical University

One of the promising areas in signal/image analysis systems and pattern recognition systems is the use of neural network technologies. This approach has been widely used in technical and medical diagnosis with their hardware and software implementation, in particular in medical express diagnostics. A feature of this approach is the possibility of implementing a dialogue mode, simultaneous processing of alternative versions and processing of symbol variables by recognizing information of various nature. This article analyzes the structural, functional and training features of two classical neural networks: the Hopfield network and the Hamming network, which is the simplest classifier of binary vectors. Taking into account the advantages of both of these neural networks it has been allowed to develop the structure and functioning principle of the proposed neural network classifier. The presented structure of the neural network classifier is an improvement in the structure of the Hamming neural network. The difference is the removal in the neural network classifier of positive lateral connections in the neurons of the competitive layer, which implements the well-known WTA paradigm (winner takes all). And this causes attenuation of weak output signals to a level below the sensitivity threshold. Thus, the WTA strategy is implemented, which stops the iterative process in case of victory of one of the neurons in the competitive layer. Such an approach allowed not only to simplify the structure of the neural network classifier, but also to expand the scope of its application for classification by the maximum of discriminant functions. Simulation of the classification process in the proposed neural network classifier confirmed the acceleration of this process by almost 2 times. Structural modeling of the hidden layer of the neural network classifier demonstrated the correct answers at its outputs when specifying specific input combinations.

Keywords: neurotechnology, neural network, neural network classifier.

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

Tarnovskyi Mykola H. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Chair of Laser and Optoelectronic Technique, e-mail: ntarn@vntu.edu.ua ;

Zapetruk Yaroslav V. — Student of the Department of Automation and Computer Systems, e-mail: fkca.o14zyav@gmail.com

Т. Б. Мартынюк¹
Н. Г. Гарновский¹
Я. В. Запетрук¹

Структурные особенности нейросетевого классификатора

¹Винницкий национальный технический университет

Одним из перспективных направлений в системах анализа сигналов и изображений и распознавания образов считается применение нейросетевых технологий. Такой подход получил широкое применение в техническом и медицинском диагностировании при их аппаратной и программной реализации, в частности в медицинской экспресс-диагностике. Особенностью такого подхода является возможность реализации диалогового режима, одновременной обработки альтернативных версий и обработки символьных переменных при распознавании информации различной природы.

В статье проанализированы структурные, функциональные и обучающие особенности двух классических нейронных сетей: сети Хопфилда и сети Хэмминга, представляющую собой простейший классификатор двоичных векторов. Учет преимуществ обеих приведенных нейросетей позволил разработать структуру и принцип функционирования предложенного нейросетевого классификатора. Представленная структура нейросетевого классификатора является усовершенствованием структуры нейросети Хэмминга. Отличием является удаление у нейросетевого классификатора положительных латеральных связей у нейронов конкурентного слоя, который реализует известную парадигму WTA (победитель получает все). А это вызывает затухание слабых выходных сигналов до уровня ниже порога чувствительности. Таким образом реализуется стратегия WTA, которая останавливает итерационный процесс в случае победы одного из нейронов конкурентного слоя. Такой подход позволил не только упростить структуру нейросетевого классификатора, но и расширить область его применения для классификации по максимуму дискриминантных функций. Имитационное моделирование процесса классификации в предложенном нейросетевом классификаторе подтвердило ускорения этого процесса почти в 2 раза. Структурное моделирование скрытого слоя нейросетевого классификатора продемонстрировало правильные ответы на его выходах при задании конкретных входных комбинаций.

Ключевые слова: нейротехнология, нейросеть, нейросетевой классификатор.

Мартынюк Татьяна Борисовна — д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры лазерной и оптико-электронной техники, e-mail: martyniuk.t.b@gmail.com ;

Гарновский Николай Геннадьевич — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры лазерной и оптикоэлектронной техники, e-mail: ntarn@vntu.edu.ua ;

Запетрук Ярослав Викторович — студент факультета автоматизации и компьютерных систем управления, e-mail: fkca.o14zyav@gmail.com