
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.032.26

Т.Б. МАРТИНЮК, А.В. КОЖЕМ'ЯКО, Н.В. ФОФАНОВА, А.В. МЕДВІДЬ

ОРГАНІЗАЦІЯ БАЗОВИХ НЕЙРОСТРУКТУР

*Вінницький національний технічний університет
21021, 95, Хмельницьке шосе, м. Вінниця, Україна
E-mail: svk@vstu.vinnica.ua*

Анотація. Розглянуто особливості математичної моделі формального нейрона. Проаналізовано способи апаратної реалізації формального нейрона у вигляді нейрочипа. Визначено напрямки вдосконалення моделі формального нейрона.

Аннотация. Рассмотрены особенности математической модели формального нейрона. Проанализированы способы аппаратной реализации формального нейрона в виде нейрочипа. Определены направления усовершенствования модели формального нейрона.

Abstract. The features of mathematical model of formal neuron are considered. The methods of hardware application for formal neuron as neurochip are analyzed. The directions of modification for model of formal neuron are determined.

Keywords: formal neuron, mathematical model, neurochip, neuron activation function.

ВСТУП

Найбільш поширеною нейрооперацією для нейромереж (НМ) є векторно-матричне перемноження матриці вагових коефіцієнтів на вхідний вектор [1-5]. Фактично матриця W вагових коефіцієнтів, сформована в процесі навчання НМ, є її «пам'яттю» [1-5]. Другою важливою нейрооперацією є передаточна функція (функція активації) формального нейрона (ФН) [2-6].

Серед відомих і широко застосовуваних функцій активації ФН можна відзначити такі: порогову або одиничного стрибка, лінійну з насиченням і сигмоїдну [1-5]. Сфера їх застосування охоплює НМ без навчання на базі ФН з пороговою та лінійною функціями активації та НМ з навчанням на базі ФН з переважно сигмоїдною функцією активації. На теперішній час найбільш перспективними вважаються моделі так званих «швидких нейронів», які мають швидкісні характеристики за рахунок апаратної реалізації нейрооперацій, до яких відносяться операції зваженого підсумовування і нелінійного перетворення (реалізація функції активації) [1-4].

Серед всього різноманіття функціональної реалізації базового вузла будь-якої НМ особливе місце займають ФН з пороговою передаточною функцією (функцією активації) [1-5,7,8]. Не дивлячись на свою простоту і пов'язану з цим обмеженість у використанні через недиференційованість передаточної функції по всій осі абсцис, порогові ФН мають свою стійку і чималу область застосування: наприклад, при розпізнаванні образів і в задачах оптимізації як базовий елемент класичної мережі Хопфілда [1-5,7], для класифікації та розпізнавання складових мовних сигналів [9], в НМ для ідентифікації моментів відкриття торгових позицій за правилом СМА (Crossing–Moving–Averages) [10], в системах тестового контролю обчислювальних пристроїв [11] і при діагностуванні мікропроцесорних пристроїв [12].

Тут порогові ФН використовуються як нейрони вихідного шару, оскільки в задачах класифікації необхідна точна відповідь, а будь-який з виходів мережі повинен бути рівний або нулю, або одиниці. Разом з тим порогові ФН активно використовуються і у вхідних шарах, наприклад, в реверсивній гетероасоціативній пам'яті на основі двошарової НМ [13], де цей шар нейронів забезпечує запам'ятовування двійкових кодів, що представляють бінарзоване зображення.

Отже, метою роботи є аналіз особливостей організації базових нейроструктур, зокрема нейрочипа для НМ.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА

Відомо узагальнену схему штучного нейрона або ФН (рис. 1), яка передає все різноманіття існуючих моделей ФН [14]. На рис. 1: x_1, \dots, x_n – вхідний вектор даних; w_1, \dots, w_n – вагові коефіцієнти; Y – вихідний сигнал; S – стан нейрона. Відповідно, для кожного ФН нейрооперація векторно-матричного перемноження матриці вагових коефіцієнтів на вхідний вектор представляє скалярний добуток двох векторів: вектора вагових коефіцієнтів і вхідного вектора вигляду:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i. \quad (1)$$

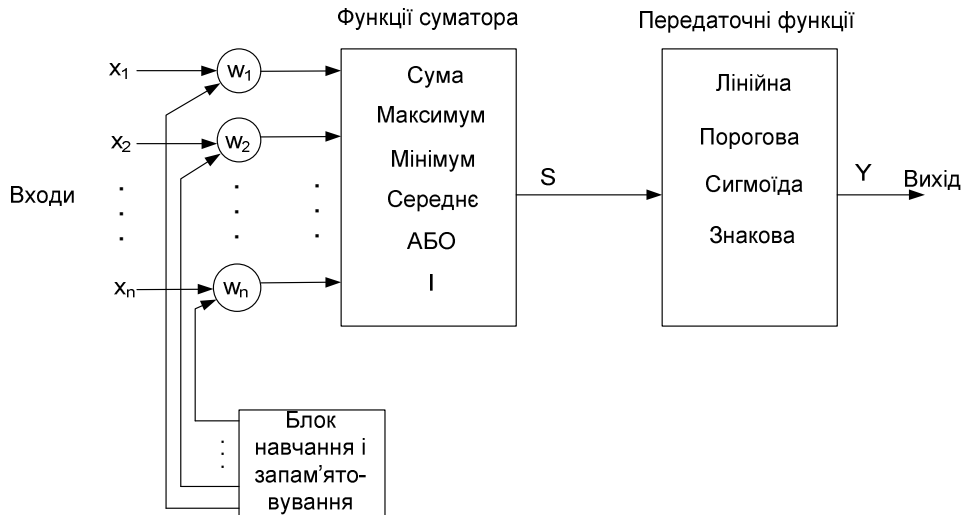


Рис. 1. Узагальнена схема формального нейрона

Надалі на базі значення S формується вихідний сигнал ФН з урахуванням конкретної передаточної функції $f(\cdot)$ вигляду:

$$Y = f(S). \quad (2)$$

У табл. 1 наведено класифікацію найпоширеніших моделей нейронів [15]. Таким чином у більшості реалізацій ФН використовуються в якості типових нейрооперацій операції вигляду (1) і (2), тобто відповідно зважене підсумовування і нелінійне перетворення [1-5,7,8, 16-18].

Якщо для прискорення апаратного виконання нейрооперації зваженого підсумовування вигляду (1) можна застосувати, наприклад, організацію двовхідних суматорів у вигляді “дерева” [1, 19], то для нелінійного перетворення запропоновано декілька варіантів. Наприклад, для апаратної реалізації логістичної або сигмоїдної функції можна застосувати розрядно-паралельні алгоритми Волдера, Пухова і Меджита, що призначені для обчислення елементарних функцій [20]. Пристрій для формування такої функції містить паралельні суматори, ПЗП та логічні елементи і може бути використаний для побудови швидкодіючих нейрочипів.

Іншими прикладами апаратної реалізації нейрооперацій нелінійного перетворення є застосування асоціативної нейромережі СМАС (Cerebellar Model Articulation Controller - мозжкова модель суглобного регулятора) [21]. СМАС призначена для запам'ятовування, відновлення та інтерпретації функцій багатьох змінних. В цій нейромережі нелінійне перетворення аргументів функцій виконується умовно за допомогою алгоритму обчислення адреси комірок асоціативної пам'яті, в якій зберігаються числа, що визначають значення функції. У роботі [22] наведено приклади навчання даної мережі, які дозволяють їй формувати лінійну функцію і декілька варіантів ступінчастої функції. Алгоритм навчання СМАС представляє собою ітеративну процедуру розв'язання системи лінійних алгебраїчних рівнянь. Недоліком такого підходу є значний час навчання НМ, значний об'єм пам'яті та наявність неточності відтворення необхідної функції.

Серед відомих функцій активації інтерес до порогової функції обумовлений не в останню чергу її широким застосуванням в процесі моделювання біологічного нейрона [23-25]. Так, за теорією Хебба, кожний нейрон як нервова клітина мозку виконує просторово-часову сумачію вхідних сигналів, які

надходять від збуджених нейронів, і таким чином визначає потенціал на своїй мембрані. У випадку, коли потенціал на мембрані перевищить порогове значення, нейрон збуджується [26].

Таблиця 1.

Класифікація моделей нейронів

Назва	Базові формули		Правило навчання	Цільова функція	Алгоритм навчання
	Стан нейрона	Функція активації			
Персептрон	$u_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot x_j + w_{i0}$	Ступінчаста функція $f(u_i) = \begin{cases} 1 & \text{для } u_i > 0, \\ 0 & \text{для } u_i \leq 0. \end{cases}$	Узагальнене правило Відрoux-Хоффа: $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij},$ $\Delta w_{ij} = x_j (d_i - y_i),$ $\Delta w_{i0} = d_i - y_i$	$E = \sum_{k=1}^p (y_i^{(k)} - d_i^{(k)})^2$ де k – кількість навчальних вибірок.	Навчання з вчителем гетероасоціативного типу. Мінімізація ЦФ за методом безградієнтної оптимізації.
Нейрон типу «адалайн» (ADALINE Linear Neuron)	$u_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot x_j$	Функція активації типу signum: $f(u_i) = \begin{cases} 1 & \text{для } u_i > 0, \\ -1 & \text{для } u_i \leq 0. \end{cases}$	$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \cdot e_i \cdot x_j,$ $e_i = d_i - \sum_{j=0}^N w_{ij} \cdot x_j,$ де η – коефіцієнт навчання, $0 < \eta < 1.$	$E = \frac{1}{2} e_i^2 = \frac{1}{2} (d_i - \sum_{j=0}^N w_{ij} \cdot x_j)^2$	Навчання з вчителем. Мінімізація ЦФ за методом найшоршого спуску.
Нейрон типу WTA (Winner Takes All)	– "	Використання механізму конкуренції (додатковий шар нейронів з латеральним гальмуванням – MAXNET)	Спрощене правило Гроссберга: $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(x_j - w_{ij}(t)).$	–	Навчання без вчителя з нормалізацією вхідних векторів: $x_j = \frac{x_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^N x_j^2}}$
Модель нейрона Хебба	– "	Будь-яка функція активації.	Правило Хебба: де γ – коефіцієнт забування, $\gamma < 0,1$; $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) \times (1 - \gamma) + \Delta w_{ij},$ без вчителя: $\Delta w_{ij} = x_i \cdot x_j \cdot \mathcal{F}_i,$ з вчителем: $\Delta w_{ij} = \eta \cdot x_i \cdot d_j.$	–	Навчання без вчителя, асоціативного типу.

СПОСОБИ РЕАЛІЗАЦІЇ ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА

В основному всі публікації так чи інакше стосуються проблем удосконалення, модернізації або розвитку відомих типів і моделей НМ [1-5, 27], при цьому ФН сприймається у вигляді його класичної моделі, основу якої складає послідовне виконання суматорної і активаторної (активаційної) функцій вигляду (1), (2).

Якщо для програмної реалізації така модель є єдино можливою, то при апаратній реалізації вона

вносить великі часові затримки. При всій різноманітності наявних функцій активації [1-5,7] для прискорення реалізації функції (1) єдино використовується багатовхідний підсумовуючий пристрій у вигляді деревоподібної (пірамідальної) схеми суматорів [19].

Це дозволяє зменшити часові витрати при підсумовуванні n операндів в $\frac{n}{\log_2 n}$ разів [28, 29].

При цьому питання про суміщення виконання обох функцій (1) і (2) залишається відкритим. Не в останню чергу це пов'язано з класичним методом підсумовування чисел [30]. Звідси напрашується висновок: якщо ми хочемо не тільки прискорити виконання функції вигляду (1), але й обчислювати одночасно обидві функції (1) і (2), то необхідно переглянути метод виконання функції (1).

Зростання питомої ваги апаратних реалізацій нейронів та нейромережних апаратно-програмних компонентів, наприклад, у робототехніці та у зразках побутової техніки японського виробництва (фотоапарати, відеокамери, мікрохвильові печі тощо) обумовлено рядом об'єктивних чинників [31]. У першу чергу, це пов'язано з необхідністю забезпечити для достатньо складних задач високу швидкість їх розв'язання з використанням масового паралелізму, надійність експлуатації спеціального апаратного забезпечення у польових умовах при суттєвих обмеженнях на габарити та вагу, а також при жорстких вимогах до безпеки системи (захист від несанкціонованого доступу і захист авторських прав на схемотехнічні та архітектурні рішення) [31,32].

У роботі [1] обґрунтовано структуру нейрона (рис. 2) для реалізації базових нейрооперацій вигляду :

$$S_{j,m} = \sum_{i=1}^n x_{i,m} \cdot w_{i,j,m} - \theta_{j,m}, \quad (3)$$

$$Y_{j,m} = f(S_{j,m}), \quad (4)$$

$$w_{i,j,m} = w_{i,j,m-1} + \Delta w_{i,j,m}, \quad (5)$$

де $S_{j,m}$ – значення мембранного потенціалу j -го нейрона; $x_{i,m}$, $Y_{j,m}$ – вхідні та вихідні сигнали нейрона; $w_{i,j,m}$ – синаптичні ваги нейрона; f – функція генерації вихідного сигналу (функція активації); $\theta_{j,m}$ – поріг нейрона.

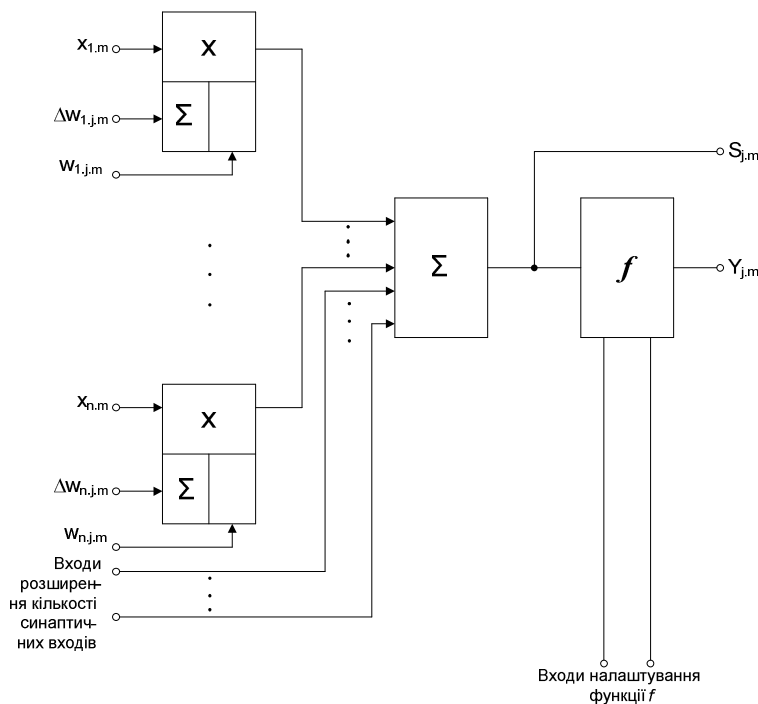


Рис. 2. Структура нейрона

Структура нейрона (рис.2) враховує особливості статичних моделей нейрона [1, 33]. Для статичної формально-логічної моделі сигнали $X_{i,m}$, $Y_{j,m}$ можуть приймати одне з трьох значень (-1, 0, +1), а в якості функції f використовуються такі порогові функції [1, 33]:

а) симетрична одноступінчаста

$$Y_{j,m} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S_{j,m} > 0; \\ -1, & \text{якщо } S_{j,m} \leq 0, \end{cases} \quad (6)$$

б) симетрична трьохзначна ступінчаста

$$Y_{j,m} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S_{j,m} > 0; \\ 0, & \text{якщо } S_{j,m} = 0; \\ -1, & \text{якщо } S_{j,m} < 0, \end{cases} \quad (7)$$

в) асиметрична ступінчаста

$$Y_{j,m} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S_{j,m} \geq 0; \\ 0, & \text{якщо } S_{j,m} < 0. \end{cases} \quad (8)$$

Для статичної градуально-сумуючої моделі нейрона сигнали $X_{i,m}$, $Y_{j,m}$ можуть приймати множину дискретних (або неперервних) значень у заданому діапазоні, а в якості функції f використовуються такі функції [1, 33]:

а) нелінійна аналогова асиметрична

$$Y_{j,m} = \begin{cases} S_{j,m}, & \text{якщо } S_{j,m} > 0; \\ 0, & \text{якщо } S_{j,m} \leq 0, \end{cases} \quad (9)$$

або

$$Y_{j,m} = \max\{0, S_{j,m}\},$$

б) нелінійна аналогова (багатозначна) симетрична

$$Y_{j,m} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S_{j,m} \geq 1; \\ S_{j,m}, & \text{якщо } -1 < S_{j,m} < 1; \\ -1, & \text{якщо } S_{j,m} \leq -1, \end{cases} \quad (10)$$

в) нелінійна аналогова (багатозначна) асиметрична

$$Y_{j,m} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S_{j,m} \geq 1; \\ S_{j,m}, & \text{якщо } 0 < S_{j,m} < 1; \\ -1, & \text{якщо } S_{j,m} \leq 0, \end{cases} \quad (11)$$

В якості вихідної функції f для динамічної моделі нейрона можна використовувати будь-яку з наведених функцій (6)-(11) [1, 33].

АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА У ВИГЛЯДІ НЕЙРОЧИПА

Одним з конкретних варіантів реалізації ФН можна розглядати запропоновану структуру нейрона (рис. 2) у вигляді нейрочипа ВІС НІ 1537 ХМ-1-034 за КМОН-технологією у стандартному 64-вивідному корпусі. Основні характеристики нейрочипа, розробленого у НДІ багатопроцесорних обчислювальних систем Таганрогського державного радіотехнічного університету, наведено у табл. 2 [1]. Такий нейрочип може бути самостійно застосований у нейрокомп'ютерній техніці або шляхом комплексування забезпечити побудову нейпроцесорів, що відтворюють складні динамічні моделі нейронів [1]. Це дозволяє скоротити номенклатуру нейрочипів, спростити їх структуру, забезпечити нарощуваність синаптичних входів [1, 33].

Таблиця 2.

Характеристики нейрочипа

Показники	Величина
Кількість інформаційних входів, n	2
Кількість додаткових входів, M	4
Ступінь інтеграції, вентилів	2200
Розрядність чисел, біт	8
Тактова частота, МГц	до 10
Споживана потужність, мВт	0,8
Габаритні розміри, мм	18*18*2
Маса, г	3

Стосовно співвідношення (1) необхідно відзначити, що для біологічних нейронів більш характерне накопичення вхідних сигналів з одночасним порівнянням з порогом [3,4,33,34], а не виконання обчислювальної операції підсумовування векторного масиву чисел з подальшим порівнянням зваженої суми з порогом. Не вдаючись у подробиці виконання необчислювальної операції накопичення сигналів, розглянемо можливості одночасного виконання (суміщення у часі) двох операцій – підсумовування і порівняння з порогом – для векторного масиву чисел. Необхідно відзначити, що класичний спосіб підсумовування [35,36], по-перше, призначений для підсумовування пари чисел, а не масиву, а по-друге, не розрахований на суміщене виконання з такою операцією, наприклад, як порівняння часткових сум доданків з порогом.

Крім того, необхідно відзначити, що в даному випадку несуттєвим є значення суми S (3), оскільки надалі використовується тільки ознака рівності або перевищення величини S над порогом θ (6)-(9). Тому визначення цього моменту можна вважати закінченням процедури підсумовування зважених величин $x_i w_i$, що може значно прискорити процес оброблення сигналів. Але при такому підході необхідно умовою стає участь у підсумовуванні одночасно всіх операндів, що зумовлює багатооперандність оброблення [37-41].

З урахуванням цього для реалізації запропонованої концепції можна запропонувати відомий спосіб паралельного підсумовування масиву операндів [42], який базується на формуванні і обробленні різницевих зрізів (РЗ), оскільки даний спосіб можна розглядати як специфічне порогове оброблення числової інформації [43,44]. Вперше цей підхід був описаний в [42], як паралельний спосіб додавання групи тривалостей часових інтервалів. Подальші дослідження показали універсальність такого підходу, внаслідок чого він був використаний для паралельного оброблення векторних масивів числових даних, якими є, по суті, зважені входи нейронів [45].

Крім того, оброблення за РЗ дає можливість створити модель формального нейрона – „швидкого нейрона”, в якій реалізується розпаралелювання процесу підсумовування, а головне, підсумовування суміщене з обчисленням порогової функції активації нейрона. Вихід Y такого нейрона, будучи функцією знака вигляду:

$$Y = f(S) = \text{sign}(\theta - S), \quad (9)$$

де θ - зовнішній поріг оброблення, реалізує найпростішу порогову функцію – функцію одиничного стрибка [2-5, 7]. Це набагато прискорює процес оброблення, оскільки момент перевищення суми над порогом можна зафіксувати, не формуючи кінцеву зважену суму, в протилежність класичній моделі [44].

ВИСНОВКИ

1. Таким чином, актуальним є розроблення функціонально-завершеного нейрочипа на базі швидкісного багатовхідного суматора з відтворенням функцій статичної моделі нейрона.

2. Базовим вузлом при апаратному моделюванні функції біологічного нейрона є просторово-часовий суматор, який формує сумарний сигнал множини вхідних сигналів, що подаються на його вхід одночасно. Таким чином, при апаратній реалізації пристрою для моделювання нейрона необхідно розв'язати такі задачі: а) апаратно реалізовувати виконання двох важливих нейрооперацій: зваженого підсумовування і нелінійного перетворення; б) забезпечити паралельне виконання операції підсумовування (згортки) зважених елементів вхідного вектора; в) для прискорення процесу сумістити виконання двох нейрооперацій: зваженого підсумовування і нелінійного перетворення.

3. Для реалізації вищенаведених задач необхідною умовою є застосування нового паралельного багатфункціонального методу оброблення векторних масивів даних, наприклад, різницево-зрізового, а також застосування перспективної елементної бази для створення нейрочипів (ПЛІС та оптоелектронних ІС).

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры. Кн. 3: учеб. пособие для вузов / общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 528 с. (Нейрокомпьютеры и их применение). ISBN 5-93108-007-4.
2. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс / С. Хайкин; пер. с англ. – 2-е изд. – М.: ООО "И.Д. Вильямс", 2006. – 1104 с. ISBN 5-8459-0890-6.
3. Комарцова Л.Г. Нейрокомпьютеры: учеб. пособие для вузов / Л.Г. Комарцова, А.В. Максимов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320 с. ISBN 5-7038-1908-3.
4. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – 2-е изд. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с. ISBN 5-93517-031-0.
5. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Калан; пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2001. – 288 с. ISBN 5-8459-0210-X.
6. Мартинюк Т.Б. Рекурсивні алгоритми багатооперандної обробки інформації / Т.Б. Мартинюк. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2000. – 216 с. ISBN 966-7199-98-3.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Ф. Уоссермен; пер. с англ. – М.: Мир, 1992. – 240 с.
8. The neural and neural-like networks: synthesis, realization, application and future / V.V. Hrytsyk, N.N. Aisenberg, R.A. Bun et. al. // Інформаційні технології і системи. – 1998. – Т. 1, № 1/2. – С. 15-55.
9. Гудим В.В. Побудова нейронної мережі для обробки мовних сигналів / В.В. Гудим, Ю.М. Романишин // Вісник Житомирського інженерно-технологічного інституту. – 2002. – Спецвипуск. – С. 186-191.
10. Кабачій В.В. Використання інтелектуальних технологій для аналізу та прогнозування динаміки цінних коливань / В.В. Кабачій, К.Д. Сторожук, А.В. Шкарпета // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2005. – № 3. – С. 102-107.
11. Чорненький В.І. Використання моделей нейронних мереж при тестовому контролі обчислювальних пристроїв / В.І. Чорненький, В.М. Чешун, С.В. Глушак // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах: зб. наук. праць. – Хмельницький: ТУП, 1999. – С. 167-171.
12. Локазюк В.М. Засоби діагностування мікропроцесорних пристроїв на базі штучних нейронних мереж із змінними параметрами / В.М. Локазюк, В.М. Чешун, В.І. Чорненький // Контроль та управління в складних системах (КУСС-2003): VII міжнар. конф., 8-11 жовтня 2003 р.: матер. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – С. 78- 83.
13. Кириченко Н.Ф. Псевдообращение матриц в проблеме проектирования ассоциативной памяти / Н.Ф. Кириченко, А.М. Резник, С.П. Щетенюк // Кибернетика и системный анализ. – 2001. – № 3. – С. 18-28.
14. Искусственный нейрон. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.microelectronic.ru>
15. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с. ISBN 5-279-02567-4.
16. Комашинский В.И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов. – М.: Горячая линия-Телеком, 2003. – 94 с. ISBN 5-93517-094-9.
17. Усков А.А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика / А.А. Усков, А.В. Кузьмин. – М.: Горячая линия-Телеком, 2001. – 143 с. ISBN 5-93517-181-3.

18. Минаев Ю.Н. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределённости в нейросетевом логическом базисе / Ю.Н. Минаев, О.Ю. Филимонова, Бернамеур Лиес. – М.: Горячая линия-Телеком, 2003. – 205 с. ISBN 5-93517-129-5
19. СБИС для распознавания образов и обработки изображений; под ред. К. Фу; пер с англ. – М.: Мир, 1988. – 248 с. ISBN 5-03-001092-0.
20. Бреус В.В. Модель "быстрого нейрона" на основе разрядно-параллельных алгоритмов. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.ccsu.crimea.ua/eng/conf/loi2000/list.html>
21. Аверьян Э.Д. Ассоциативная нейронная сеть СМАС. Ч. 1. Структура, объём памяти, обучение и базисные функции / Э.Д. Аверьян // Информационные технологии. – 1997. – № 5. – С. 6-14.
22. Аверьян Э.Д. Ассоциативная нейронная сеть СМАС. Ч. 2. Процессы обучения, ускоренное обучение, влияние помех, устранение влияния помех в двухслойной сети / Э.Д. Аверьян // Информационные технологии. – 1997. – № 6.
23. А. с. 1645973 СССР, МКИ⁵ G 06 G 7/60. Устройство для моделирования нейрона / А.В. Савельев, Н.А. Савельев, А.А. Колесников, А.Г. Жуков (СССР). – № 4676407/14; заявл. 11.04.89; опубл. 30.04.91, Бюл. № 16.
24. Пат. 25525 Україна, МПК⁶ G 06 G 7/60. Пристрій для моделювання нейрона / А.А. Смеров, Ю.М. Романишин, Ю.М. Сліпченко; Держ. ун-т "Львівська політехніка". – № 97010322; заявл. 27.01.97; опубл. 25.12.98, Бюл. № 6.
25. Пат. 3276 Україна, МПК⁷ G 06 G 7/60. Гармонічний персептрон / О.В. Іванівський; заявник і патентовласник О.В. Іванівський. – № 20031110373; заявл. 17.11.2003; опубл. 15.11.2004, Бюл. № 11.
26. Ансамблевые нейронные сети. [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://www.rae.ru/use/?section=content&op=show_article
27. Джонс М.Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях / М.Т. Джонс; пер. с англ. – М.: ДМК Пресс, 2004. – 312 с. ISBN 5-94074-275-0.
28. Хохлюк В.И. Параллельные алгоритмы целочисленной оптимизации / В.И. Хохлюк. – М.: Радио и связь, 1987. – 224 с.
29. Системы параллельной обработки; под ред. Д. Ивенса; пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 416 с.
30. Загоруйко Л.В. Семантичний підхід до створення просторових нейронних мереж / Л.В. Загоруйко, Л.І. Тимченко // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 1999. – № 1. – С. 23-29.
31. Обзор элементной базы аппаратных реализаций нейронных сетей [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.reshebnik.net.ru>
32. Рибак Л.П. Дослідження можливості виникнення автоколивальних процесів в структурній схемі моделі нейрона з пороговою функцією активації та розробка конструкції моделі з метою створення конструкції медичного інтелектуального наноробота / Л.П. Рибак // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2004. – №1. – С. 189-193.
33. Каляев А.В. Математические модели нейронов и их компьютерная реализация / А.В. Каляев, Г.А. Гуляев // Известия вузов. Электроника. – 1998. – №2. – С. 77-83.
34. Перцептрон – система распознавания образов; под ред. А.Г. Ивахненко. – К.: Наук. думка, 1975. – 431 с.
35. Рабинович З.Л. Типовые операции в вычислительных машинах / З.Л. Рабинович, В.А. Раманаускас. – К.: Техника, 1980. – 264 с.
36. Справочник по цифровой схемотехнике / В.И. Зубчук, В.П. Сигорский, А.Н. Шкуро. – К.: Техника, 1990. – 448 с. ISBN 5-335-00584-X.
37. Мартинюк Т.Б. Порівняльний аналіз способів реалізації оператора групового підсумовування / Т.Б. Мартинюк // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 1998. – № 3. – С. 48-52.
38. Мартинюк Т.Б. Особенности математической модели дискретного SM-преобразования / Т.Б. Мартинюк, В.В. Хомюк // Математичні машини і системи. – 2010. – № 4. – С. 145-155.
39. Гамаюн В.П. О развитии многооперандных вычислительных структур / В.П. Гамаюн // Управляющие системы и машины. – 1990. – № 4. – С. 31-33.
40. Гамаюн В.П. Организация макрооператорной обработки в многооперандных вычислительных структурах / В.П. Гамаюн // Управляющие системы и машины. – 1995. – № 6. – С. 17-25.
41. Гамаюн В.П. Способ ускоренного преобразования многорядного кода в однорядный / В.П. Гамаюн // Управляющие системы и машины. – 1995. – № 4/5. – С. 10-14.
42. Свечников С.В. Квазиимпульсно-потенциальные оптоэлектронные элементы и устройства логико-временного типа / С.В. Свечников, В.П. Кожемяко, Л.И. Тимченко. – К.: Наукова думка, 1987. – 256 с.
43. Тимченко Л.И. Поход к организации многоуровневой схемы систолических вычислений

- / Л.И. Тимченко, Т.Б. Мартынюк, Л.В. Загоруйко // Электронное моделирование. – 1998. – Т. 20, № 5. – С. 33-42.
44. Мартынюк Т.Б. Модель порогового нейрона на основе параллельной обработки по разностным срезам / Т.Б. Мартынюк // Кибернетика и системный анализ. – 2005. – № 4. – С. 78-89.
45. Мартынюк Т.Б. Методи та засоби паралельних перетворень векторних масивів даних / Т.Б. Мартынюк, В.В. Хом'юк. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. – 203 с. ISBN 966-641-114-8.

Надійшла до редакції 10.12.2012 р.

МАРТИНЮК ТЕТЯНА БОРИСІВНА – к.т.н., доцент кафедри лазерної та оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.

КОЖЕМ'ЯКО АНДРІЙ ВІКТОРОВИЧ – к.т.н., доцент, доцент кафедри лазерної та оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.

ФОФАНОВА НАТАЛІЯ ВОЛОДИМИРІВНА – методист Інституту магістратури, аспірантури і докторантури, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.

МЕДВІДЬ АЛІНА ВАДИМІВНА – магістрант кафедри Лазерної та оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.