

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА КОМП'ЮТЕРНА ТЕХНІКА

УДК 004.94

Т. Б. Мартинюк, канд. техн. наук, доц.; М. В. Дзись, студ.; А. В. Медвідь, студ.

МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ КЛАСИФІКАЦІЇ З ОБРОБЛЕННЯМ ДАНИХ ЗА МЕТОДОМ РІЗНИЦЕВИХ ЗРІЗІВ

Досліджено часові залежності процесу класифікації з використанням дискримінантних функцій. Розглянуто особливості оброблення масиву елементів дискримінантних функцій за методом різницевиx зрізів. Проаналізовано результати імітаційного моделювання з урахуванням розмірності масиву елементів дискримінантних функцій, а також закону їх розподілу.

Вступ

Процедура класифікації образів за їх ознаками є однією з найпоширеніших в області розпізнавання образів поряд з такими процедурами, як кластеризація, ідентифікація, апроксимація, які досить ефективно реалізуються з використанням неймережових технологій [1–3]. Наприклад, у складі загорткової багатшарової неймережі для розпізнавання рукописних цифр вихідний шар реалізується у вигляді лінійного класифікатора на базі персептрона [4, 5].

В процесі класифікації для розподілу простору ознак об'єктів по класам ефективно використовуються відокремлюючі функції на базі дискримінантних функцій (ДФ) [6–8]. При цьому базовою операцією є векторно-матричне множення, яке виконується над вхідним вектором ознак і матрицею ваг, сформованою в процесі навчання класифікатора [9]. Ця операція реалізується шаром лінійних нейронів з подальшим визначенням максимального значення серед отриманих ДФ на виходах всіх нейронів [3, 9]. Таку структуру має лінійний класифікатор, що розпізнає класи, які можна розділити гіперплощинами у просторі ознак [5].

В роботі досліджується альтернативний метод оброблення елементів ДФ з одночасним визначенням максимальної серед них на базі різницевиx зрізів [10]. Такий метод дозволяє відмовитись від формування значень всіх ДФ, а визначити місцезнаходження максимальної з них в процесі паралельного оброблення всіх однойменних елементів ДФ.

Отже, метою роботи є дослідження часових залежностей процесу класифікації з урахуванням особливостей оброблення масиву елементів ДФ за методом різницевиx зрізів (РЗ).

Постановка задачі

Відомою є модель лінійного класифікатора, яка може бути використана як неймережовий класифікатор на базі одношарового персептрона з додаванням відомої моделі шару нейронів типу WTA (англ. Winner Takes All – переможець отримує все) для реалізації механізму конкуренції нейронів [3, 11, 12]. Схема з'єднання нейронів WTA формує вихідний шар неймережі, що здатна класифікувати вектори (рис. 1) [3], де x_j – j -й компонент вхідного вектора ознак; w_{ij} –

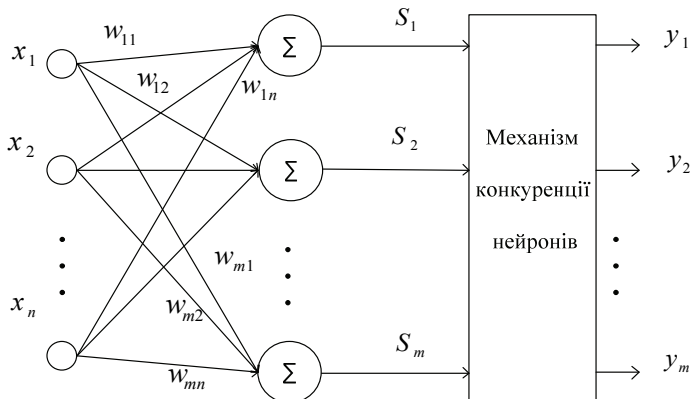


Рис. 1. Схема з'єднання нейронів типу WTA

вага зв'язку між i -м нейроном та j -м вхідним сигналом; S_i — стан i -го нейрона; y_i — i -й компонент вихідного вектора класифікації, причому $i = 1, \dots, m$; $j = 1, \dots, n$.

Якщо в якості вихідного блока, що реалізує механізм конкуренції нейронів, використати відому мережу MAXNET [11, 12], то класифікатор (рис. 1) набуває вигляду багатопшарової нейромережі, прихований шар якої як і у першому випадку складається з лінійних нейронів [3].

За базову модель в роботі задіяна структура нейромережевого класифікатора біоелектричних сигналів (БЕС), в якому класифікація реалізується з використанням ДФ [9]. На рис. 2 показано структурну організацію такого класифікатора, який послідовно виконує такі операції:

а) множення елементів n -вимірної образу $Z = \{z_1, \dots, z_n\}$ на відповідні вагові коефіцієнти w_{ij} матриці ваг W , де $i = 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, n$ у вигляді

$$a_{ij} = w_{ij} z_j; \quad (1)$$

б) підсумовування відповідних елементів a_{ij} з формуванням ДФ $g_i(Z)$ вигляду

$$g_i(Z) = \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j; \quad (2)$$

в) вибір максимальної за величиною ДФ $g_l(Z)$ з формуванням відповідного одиничного елемента y_l вихідного вектора $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$, що відповідає класу C_l з m класів $C = \{C_1, \dots, C_m\}$, вигляду

$$y_l = \{1 | \max g_l(Z), l = \overline{1, m}\} \Rightarrow Z \in C_l. \quad (3)$$

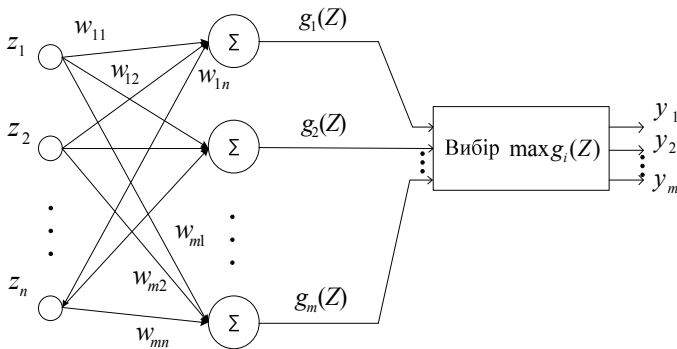


Рис. 2. Структурна організація нейромережевого класифікатора

Під час апаратної реалізації такого класифікатора найбільші труднощі виникають у побудові багатовхідних суматорів. Разом з тим, використання відомого методу оброблення векторних масивів даних за різницевиими зрізами (РЗ) [13], дозволяє уникнути необхідності накопичення часткових добутків вигляду (2) та сумістити виконання операцій (2) і (3) [10], що дозволить прискорити процес класифікації.

Базові положення різницево-зрізового оброблення матричних даних

Початковими даними при класифікації з використанням РЗ є початкова матриця A^0 , елементами якої є елементи a_{ij}^0 вигляду (1), тобто

$$A^0 = \begin{pmatrix} A_1^0 \\ \vdots \\ A_m^0 \end{pmatrix}, \quad (4)$$

причому $A_i^0 = (a_{i,1}^0 \dots a_{i,n}^0)$, $i = 1, \dots, m$, де елементи кожного рядка A_i^0 матриці A^0 — це доданки відповідної ДФ $g_i(Z)$ з виразу (2).

Послідовність оброблення матриці A^0 (4), в якій кожен рядок розглядається як масив A_i^0 зважених даних вигляду (1), з метою виявлення рядка A_i^0 з максимальною сумою його елементів має такий вигляд.

Спочатку в кожному стовпці матриці A^0 (4) визначається мінімальний елемент

$$\min_j^{t-1} = \min_i a_{i,j}^{t-1}, \quad j = 1, \dots, n, \quad t = 1, \dots, N, \quad (5)$$

де N — кількість етапів оброблення.

В результаті формують вектор-рядок з n мінімальних елементів:

$$\min_j^{t-1} = (\min_1^{t-1} \dots \min_n^{t-1}). \quad (6)$$

Після цього виконують паралельне віднімання j -го мінімального елемента від i -го елемента відповідного j -го стовпця матриці A^{t-1} , де $t=1, \dots, N$ і формують невпорядковану матрицю \bar{A}^t :

$$\bar{A}^t = \begin{vmatrix} \bar{a}_{11}^{t-1} & \dots & \bar{a}_{1n}^{t-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{a}_{m1}^{t-1} & \dots & \bar{a}_{mn}^{t-1} \end{vmatrix}, \quad (7)$$

де
$$\bar{a}_{i,j}^{t-1} = a_{i,j}^{t-1} - \min_j^{t-1}, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n. \quad (8)$$

Після виконання віднімання у кожному стовпці отриманої матриці \bar{A}^t (7) є хоча б один нульовий елемент, а відповідно, в кожному рядку може бути один, декілька, всі або не бути взагалі нульових елементів.

Перевіряють умови наявності не менше m нульових рядків:

$$\forall \bar{A}_i^t = 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (9)$$

та появи поточного нульового рядка:

$$\exists \bar{A}_k^t = 0, \quad k = 1, \dots, m. \quad (10)$$

Якщо умова (9) виконується, то оброблення завершують [10].

Виконання умови (10) свідчить про те, що у деякому циклі t у двовимірній матриці \bar{A}^t (7) з'являється деякий k -й рядок з усіма нульовими елементами. Цей рядок вказує на k -й масив чисел A_k^0 , $k=1, \dots, m$, у матриці A^0 (4), який є мінімальним за сумою своїх елементів серед початкових масивів $A_1^0, A_2^0, \dots, A_m^0$.

Після перевірки умов (9), (10) для всіх рядків матриці \bar{A}^t (7) паралельно виконують транспозицію елементів з просуванням праворуч усіх нульових елементів і формують впорядковану матрицю A^t .

Для отриманої матриці A^t повторюють цикли оброблення, які складаються з вищезазначеної послідовності дій, починаючи з визначення мінімального елемента (5) у кожному стовпці матриці A^t .

Кожний наступний нульовий рядок, який з'явиться у двовимірній матриці \bar{A}^t , вказує на масив чисел, який є мінімальним за сумою своїх елементів серед тих масивів (відповідних рядків), які ще приймають участь в обробленні. Такий нульовий рядок також виключають і оброблення продовжують над тими рядками, які ще мають ненульові елементи.

Оброблення двовимірної матриці \bar{A}^t (7) триває доки не виконається умова (9) наявності m нульових рядків. Результатом оброблення є останній рядок, який має нульові елементи за умови, що решта рядків були виключені з оброблення як нульові. Цей рядок матриці \bar{A}^N за умови (9) вказує на деякий l -й масив чисел A_l^0 , $l=1, \dots, m$, який є максимальним за сумою своїх елементів серед початкових масивів чисел $A_1^0, A_2^0, \dots, A_m^0$. Величина N дорівнює кількості циклів оброблення, виконаних в процесі пошуку максимального масиву чисел серед масивів $A_1^0, A_2^0, \dots, A_m^0$.

Алгоритм виявлення максимальної ДФ за методом різницевого зрізів

У дослідженні процесу виявлення максимальної ДФ під час класифікації за методом РЗ труднощі викликає задача з визначення часових характеристик цього процесу. Це пов'язано з тим, що застосування методу РЗ надає випадкового характеру будь-якому процесу, оскільки на величину часових характеристик в цьому випадку впливає не тільки розмірність масиву, який обробляється, але й розподіл елементів у масиві [14, 15].

В такому випадку, з метою оцінювання залежності кількості ітерацій процесу виявлення максимуму ДФ від розмірності вхідного двовимірного масиву та закону розподілу значень його елементів, достатньо виділити послідовність операцій, що виконуються за один цикл оброблення, та умову закінчення ітераційного процесу. Структура та елементна база пристрою, на якому виконується класифікація, за умови виконання кожного типу наведених операцій (5), (6), (8) паралельно для всіх елементів двовимірного масиву не впливає на хід ітераційного процесу і може визначати лише часові константи, що описують кожну окрему операцію. Тому алгоритм виявлення максимальної ДФ без їх формування в цьому випадку можна подати у скороченому вигляді:

1. Введення двовимірного масиву A^0 (4);
2. Пошук мінімального елемента (5) в кожному стовпці масиву, не враховуючи елементів рядків, всі елементи яких рівні нулю, та формування з них вектора-рядка (6);
3. Паралельне віднімання (8) від кожного стовпця масиву відповідного елемента отриманого на попередньому кроці вектора-рядка (6);
4. Переміщення не рівних нулю елементів кожного рядка у крайню ліву вільну позицію;
5. Доки кількість ненульових рядків масиву більша 1, то перехід до кроку 1; інакше – виведення результатів і вихід з циклу.

Послідовність дій 1–5 складає одну ітерацію (цикл) процесу. Кожний крок містить операцію або послідовність операцій, що виконуються для всіх елементів масиву. Час виконання обчислень, описаних в кожному з кроків, не залежить від розмірності масиву (ϵ константою для конкретної апаратної реалізації). Тривалість процесу оброблення визначається лише кількістю циклів, яка в загальному випадку залежить безпосередньо від кількості повторюваних елементів вхідного двовимірного масиву, їх розміщення в масиві та опосередковано від розмірності масиву і діапазону зміни можливих значень його елементів.

Особливості імітаційної моделі процесу обчислень за методом РЗ

У цій роботі досліджено два види розподілу чисел у двовимірному масиві для моделювання процесу обчислень за методом РЗ, а саме, нормальне та рівномірне розподілення [16].

Визначення середнього значення кількості ітерацій для фіксованого значення розмірності масиву та параметрів закону розподілу можна описати алгоритмом:

1. Введення параметрів закону розподілу та розмірності масиву;
2. Введення значення кількості імітаційних експериментів – T ;
3. Генерація T масивів випадкових чисел;
4. Проведення обчислень для кожного зі згенерованих масивів за алгоритмом роботи пристрою з підсумовуванням загальної кількості ітерацій S ;
5. Виведення середньої кількості ітерацій S/T .

Отримана таким чином кількість ітерацій буде наближатись до її математичного сподівання, якщо $T \rightarrow \infty$ [17, 18].

Двовимірну залежність кількості ітерацій від розмірності масиву та параметра рівномірного закону розподілу можна отримати, повторюючи описаний алгоритм для кожного зі значень розмірності та параметра закону розподілу:

1. Введення діапазону значень розмірності масиву $[m_{\min}, \dots, m_{\max}]$ та кроку зміни розмірності масиву Δm ;
2. Введення значень параметра закону розподілу – мінімального y_{\min} і максимального y_{\max} значення згенерованих чисел для рівномірного закону та кроку його зміни Δy ;

3. Генерування масиву розмірності m_{\min} з параметром закону розподілу y_{\min} ;
4. Визначення середнього значення кількості ітерацій для згенерованого масиву $S[m_{\min}, y_{\min}]$;
5. Збільшення значення параметра y_{\min} на Δy ($y_{\min} = y_{\min} + \Delta y$), перехід до пункту 3, якщо $y_{\min} < y_{\max} + \Delta y$;
6. Збільшення поточної розмірності масиву m_{\min} на Δm ($m_{\min} = m_{\min} + \Delta m$), перехід до пункту 3, якщо $m_{\min} < m_{\max} + \Delta m$;
7. Виведення отриманої залежності $S(m, y)$.

Двовимірну залежність кількості ітерацій від розмірності масиву та параметра нормального закону розподілу можна отримати, користуючись попереднім алгоритмом знаходження залежності кількості ітерацій від розмірності масиву та параметра рівномірного закону розподілу, враховуючи відмінність, яка полягає у тому, що значеннями параметра закону розподілу будуть: середньоквадратичне відхилення $\sigma_{\min}, \dots, \sigma_{\max}$ для нормального закону та крок його зміни $\Delta\sigma$.

Точність обчислення середнього значення кількості ітерацій буде залежати від кількості імітаційних експериментів. Аналогічним чином може визначатись мінімальна та максимальна кількість ітерацій.

Описана модель з деякими обмеженнями та різною ефективністю може бути реалізована на будь-якій з мов програмування. Але в нашому випадку доцільно створити за побудованими алгоритмами програми на мові програмування високого рівня C#, а графіки-залежності отримати в середовищі Mathcad, що має вбудовані функції та дозволяє без додаткових перетворень будувати дво- та тривимірні графіки отриманих залежностей [19, 20].

Вхідними даними цієї програмної реалізації алгоритму обчислення узагальнених часових характеристик є гранична розмірність масиву, тип і параметри закону розподілу та кількість прогонів. Вхідний масив чисел, що розглядається, є квадратною матрицею ($n \times n$), розмірність якої в обох випадках змінювалась від $n = 2$ до $n = 10$ з кроком $\Delta n = 1$. Імітаційні експерименти проводились для кожного значення розмірності масиву та параметрів закону розподілу з кількістю прогонів $T = 100$. Обрано такі параметри для нормального закону розподілу: математичне сподівання $\sigma = 100$, середньоквадратичне відхилення $\sigma = 1 \dots 30$, крок зміни середньоквадратичного відхилення $\Delta\sigma = 1$. Параметром для рівномірного закону розподілу є максимальне значення елементів масиву $X = 200$ (мінімальним значенням за замовчуванням є $X = 0$). Експерименти з більшими діапазоном зміни параметрів та кількістю прогонів в даному випадку не проводились у зв'язку з високою трудомісткістю обчислень для послідовної ЕОМ при великих розмінностях масивів (кількість ітерацій процесу зростає зі збільшенням розмірності масиву).

Аналіз та інтерпретація результатів моделювання

На кількість ітерацій досліджуваного процесу впливає в більшій мірі діапазон можливих значень елементів масиву, ніж закон їх розподілу, що легко помітити, зіставивши графіки часових залежностей для нормального (рис. 4а) та рівномірного (рис. 4б) законів розподілу. Кількість ітерацій плавно зростає зі збільшенням максимального значення X_{\max} , яке можуть приймати елементи масиву.

За потужності Q множини можливих значень елементів, що значно перевищує розмірність вхідного масиву $n \times n$, кількість ітерацій N процесу є максимальною і має той самий порядок, що й кількість елементів масиву. Навіть при порівняно невеликому максимальному значенні елементів масиву ($X_{\max} = 200$) середня кількість ітерацій співрозмірна з його розмірністю ($m \times n = 10 \times 10$). Максимальна кількість ітерацій в будь-якому випадку не може перевищити за значенням кількість елементів масиву, але може бути рівна їй при $m \times n \ll X_{\max}$. Відповідно, цей алгоритм може виявитись неефективним у роботі з дробовими та великими цілими числами.

Також на кількість ітерацій впливає форма масиву: прямокутний масив з кількістю рядків, більшою за кількість стовпців (рис. 5а, б) обробляється швидше, ніж квадратний масив з тою самою кількістю елементів (рис. 4а, б). Це є наслідком того, що кількість елементів, що задіяні в процесі на кожному такті дорівнює кількості елементів стовпця.

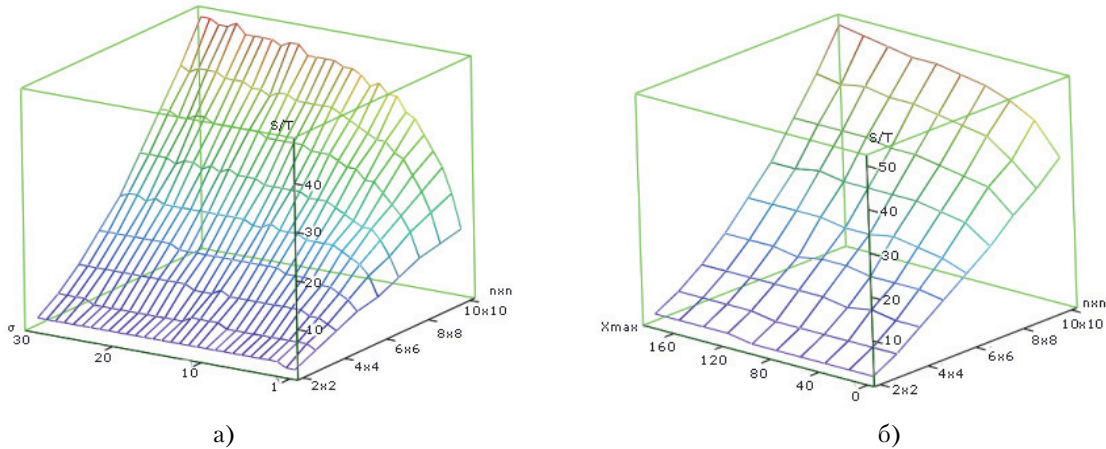


Рис. 4. Результати імітаційних експериментів для нормального (а) та рівномірного (б) законів розподілу

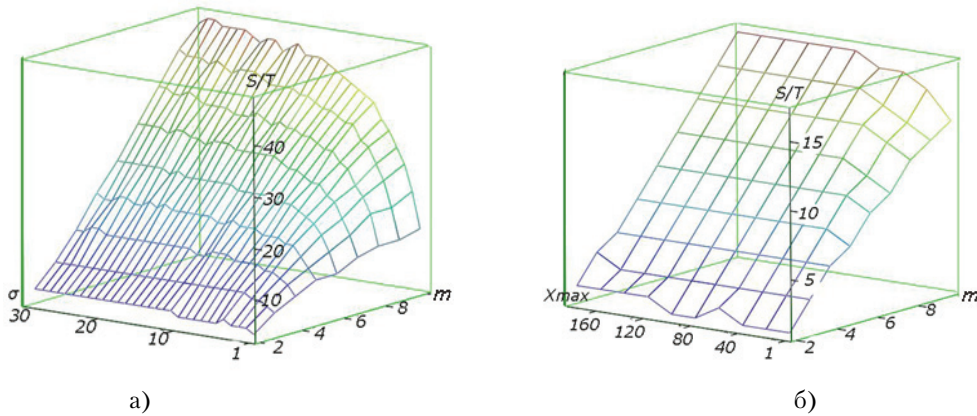


Рис. 5. Результати імітаційних експериментів для прямокутного масиву з $n=2$ при нормальному (а) та рівномірному (б) законах розподілу

Отримані результати дозволяють визначити можливості подальшої оптимізації алгоритму та за наявності швидкісних характеристик відповідної елементної бази розрахувати часові витрати для конкретного обчислювального засобу.

Висновки

1. Уникнення необхідності накопичення суми добутків і суміщення в часі процесів підсумовування та вибору максимальної суми є основними перевагами методу оброблення за РЗ над класичним. Часові характеристики запропонованого процесу обчислення залежать в значній мірі від співвідношення між кількістю n елементів вхідного вектора, кількістю m класів, тобто від розмірності $(m \times n)$ обчислювального масиву, а також від кількості рівнів квантування вхідних сигналів, тобто від діапазону можливих значень елементів двовимірного масиву.

2. На кількість ітерацій досліджуваного процесу впливає в більшій мірі діапазон можливих значень елементів масиву, ніж закон їх розподілу. Порівняно низька чутливість до закону розподілу вхідних даних може виявитись корисною для визначення пріоритетної області застосування.

3. За потужності множини можливих значень елементів, що значно перевищує розмірність вхідного двовимірного масиву, кількість ітерацій процесу є максимальною і має той самий порядок, що й кількість елементів масиву. Ця властивість є суттєвим недоліком, оскільки для більшості практичних застосувань необхідною умовою є висока точність обчислень (що впливає на чіткість межі між класами), а також високий рівень дискретизації вхідних сигнала-

лів (що збільшує діапазон значень вхідних чисел).

4. За порівняно невеликої розмірності вхідного масиву (відповідно кількості ознак та клавіш) або за незначної потужності множини значень його елементів метод буде значно ефективнішим за класичний.

5. На кількість ітерацій впливає форма масиву: прямокутний масив з кількістю рядків більшою за кількість стовпців буде оброблятися швидше, ніж квадратний масив з тою самою кількістю елементів. Кількість класів об'єктів (якій відповідає кількість рядків оброблюваного масиву) теоретично може бути більшою ніж кількість ознак (якій відповідає кількість стовпців масиву), за якими проводиться класифікація, але такі випадки на практиці малоюмовірні. Тому зростання часу оброблення у разі спадання значення співвідношення кількість стовпців/кількість рядків (кількість ознак/кількість класів) є недоліком.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Галушкин А. И. Нейрокомпьютеры. Кн. 3: учеб. пос. для вузов / под общ. ред. А. И. Галушкина. — М.: ИПРМР, 2000. — 528 с. — 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. 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.
4. Куссуль Е. М. Нейросетевые классификаторы для распознавания рукописных символов / Е. М. Куссуль, Л. М. Касаткина, В. В. Лукович // Управляющие системы и машины. — 1999. — № 4. — С. 77—86.
5. Лукович В. В. Проста згортоква нейронна мережа для розпізнавання рукописних цифр / В. В. Лукович // Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів: праці X Всеукр. міжнар. конф., 25—29 жовтня 2010 р. — К., 2010. — С. 137—140.
6. Горелик А. А. Методы распознавания: учеб. пос. для вузов / А. А. Горелик, В. А. Скрипкин. — 3-е изд. — М.: Высш. шк., 1989 — 232 с. — ISBN 5-06-000459-7.
7. Сердобольский В. И. Дискриминантный анализ наблюдений большой размерности / В. И. Сердобольский. — Люберцы: ВИНТИ, 1979. — 76 с.
8. Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ / Т. Андерсон. — М.: Физмат, 1963. — 500 с.
9. Бернюков А. К. Распознавание биоэлектрических сигналов / А. К. Бернюков, Л. Т. Сушкова // Зарубежная радиоэлектроника. — 1996. — № 12. — С. 47—51.
10. Мартынюк Т. Б. Классификатор биоэлектрических сигналов / Т. Б. Мартынюк, А. Г. Буда, В. В. Хомюк, А. В. Кожмяко, Л. М. Куперштейн // Искусственный интеллект. — 2010. — № 3. — С. 88—95. — ISSN 1561 – 5359.
11. 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.
12. Комарцова Л. Г. Нейрокомпьютеры: учеб. пос. для вузов / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов — М.: изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. — 320 с. — ISBN 5-7038-1908-3.
13. Мартинюк Т. Б. Рекурсивні алгоритми багатооперандної обробки інформації: моногр. / Т. Б. Мартинюк. — Вінниця: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 2000. — 216 с. — ISBN 966-7199-98-3.
14. Мартинюк Т. Б. Методи та засоби паралельних перетворень векторних масивів даних: моногр. / Т. Б. Мартинюк, В. В. Хом'юк. — Вінниця: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 2005. — 203 с. — ISBN 966-641-114-8.
15. Корпорация StatSoft. Электронный учебник по математической статистике. [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stdiscan.html#classification>.
16. Томашевский В. М. Моделирование систем / В. М. Томашевский. — К.: издавничка гр. BHV, 2005. — 352 с. — ISBN 966-552-120-9.
17. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников / А. И. Кобзарь. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. — 816 с. — ISBN 5-9221-0707-0.
18. Сурмин Ю. П. Теория систем и системный анализ / Ю. П. Сурмин. — К.: МАУП, 2003. — 368. — ISBN 966-608-290-X.
19. Руководство пользователя Mathcad 6.0 и Mathcad PLUS 6.0. [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.exponenta.ru/soft/mathcad/usersguide/0.asp>
20. Язык программирования C# 2010 и платформа .NET 4.0; пер. с англ. — 5-е изд. — М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2011. — 1392 с. — ISBN 978-5-8459-1682-2.

Рекомендована кафедрою лазерної та оптоелектронної техніки

Стаття надійшла до редакції 21.12.11
Рекомендована до друку 6.01.12

Мартинюк Тетяна Борисівна — доцент кафедри лазерної та оптоелектронної техніки;
Дзись Микола Вікторович, **Медвідь Аліна Вадимівна** — студенти Інституту автоматички, електроніки та комп'ютерних систем управління.

Вінницький національний технічний університет, Вінниця