

УДК 004.94

Т. Б. Мартинюк, канд. техн. наук, доц.;

А. В. Медвідь, студ.;

О. М. Гуцол, асп.

МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ РАНЖИРУВАННЯ ЗНАЧЕНЬ ДИСКРИМІНАНТНИХ ФУНКЦІЙ

Розглянуто особливості оброблення за методом різницевих зрізів елементів дискримінантних функцій (ДФ) у вигляді матриці для визначення рангів ДФ в процесі їх відсортування. Проаналізовано результати імітаційного моделювання з використанням біомедичних даних для діагностування захворювань.

Вступ

Найпоширеніше застосування методи дискримінантного аналізу (ДА) знаходять у медичній діагностиці під час класифікації (діагностування) захворювань за ознаками (симптомами) хвороби [1, 2]. Це пов'язано з тим, що використання методів лінійного ДА дозволяє встановити попередній діагноз на основі обмежених статистичних даних біомедичних досліджень [1—3]. Особливістю такого попереднього діагностування є те, що лінійні дискримінантні функції (ДФ) фіксують «грубі» закономірності експериментальних даних про об'єкт класифікації [1—3], але це не знижує його актуальності. Разом з тим, під час попереднього діагностування бажано визначити не тільки найвірогідніший діагноз, але й найближчі до нього за симптомами [1—3].

В роботі досліджується новий підхід до оброблення елементів ДФ у вигляді матриці, що дозволяє відмовитись від формування значень всіх ДФ з подальшим визначенням максимальної серед них. В основу нового підходу покладено відомий метод оброблення за різницевиими зрізами (РЗ) елементів векторного масиву даних [4], який адаптовано до оброблення стовпців матриці, які в цьому випадку розглядаються як векторні масиви чисел [5, 6]. За такого оброблення елементів ДФ існує можливість відсортування ДФ за сумою їх елементів [7], тобто визначити максимальну ДФ і найближчі до неї. Крім того, досліджено часові залежності оброблення за РЗ, а саме середня кількість циклів N від розмірності $m \times n$ матриці елементів ДФ для процесу класифікації [8].

Отже, метою роботи є дослідження особливостей процесу оброблення двовимірному масиву даних (елементів ДФ) за РЗ, а саме можливості ранжирування значень ДФ з використанням імітаційного моделювання для підтвердження функціональних можливостей оброблення за РЗ.

Постановка задачі

В основу класифікації за лінійними ДФ покладено обчислення їх параметрів на навчальній вибірці, складання самих ДФ і визначення максимальної серед них [2, 9, 10]. При цьому вирішальне правило класифікації має такий вигляд [11, 12]:

$$p_l = \{1 \mid \max g_l(X), l = \overline{1, m}\} \Rightarrow X \in C_l, \quad (1)$$

де $g_l(X)$ — l -та ДФ; $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ — вхідний вектор ознак; $P = \{p_1, \dots, p_m\}$ — вихідний вектор класифікації; $C = \{C_1, \dots, C_m\}$ — множина класів.

У загальному вигляді лінійні ДФ $g_i(X)$, де $i = \overline{1, m}$, визначаються таким чином:

$$g_i(X) = w_{i1} \cdot x_1 + w_{i2} \cdot x_2 + \dots + w_{in} \cdot x_n - \theta_i, \quad (2)$$

де x_j — j -й компонент вхідного вектора X ознак, $j = \overline{1, n}$; w_{ij} — ваговий коефіцієнт входження j -го компонента x_j в i -й клас C_i ; θ_i — поріг класифікації i -го класу C_i ; m — кількість класів; n — розмірність вхідного вектора X .

Отже, класичний варіант застосування ДФ для класифікації образів передбачає визначення вагових коефіцієнтів w_{ij} та порогів θ_i на базі експериментальних даних [1—3, 9—11] з подальшим

формуванням значення ДФ $g_l(X)$ вигляду (2) і визначенням серед них максимальної $\max g_l(X)$, де $l = \overline{1, m}$. Але за такого підходу неможливо визначити найближчі ДФ за значенням до максимальної, тобто виконати ранжирування всіх m ДФ (надання їм рангів) за зростанням їх значень без додаткової процедури сортування значень ДФ.

Ранжування у загальному випадку є результатом впорядкування елементів масиву і найчастіше виконується в процесі сортування масивів даних, що є складною процедурою [13]. Ранг при цьому розглядається як індекс (адреса) відповідного елемента у межах масиву чисел [14].

Таким чином, розв'язання поставленої задачі потребує не тільки застосування нового підходу до оброблення елементів ДФ $g_i(X)$, але й дослідження часових залежностей цього процесу засобами імітаційного моделювання.

Особливості оброблення за РЗ двовимірних масивів даних для задачі класифікації

Можливість застосування методу оброблення за РЗ для двовимірних масивів даних базується, по-перше, на представленні доданків m лінійних ДФ $g_i(X)$ вигляду (2) як елементів a_{ij}^0 початкової матриці \mathbf{A}^0 розмірністю $m \times n$ вигляду

$$\mathbf{A}^0 = \begin{vmatrix} a_{11}^0 & a_{12}^0 & \dots & a_{1n}^0 \\ a_{21}^0 & a_{22}^0 & \dots & a_{2n}^0 \\ & & \dots & \\ a_{m1}^0 & a_{m2}^0 & \dots & a_{mn}^0 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A_1^0 \\ A_2^0 \\ \dots \\ A_m^0 \end{vmatrix}, \quad (3)$$

де кожний її елемент a_{ij}^0 обчислюється в такий спосіб:

$$a_{ij}^0 = w_{ij} \cdot x_j, \quad (4)$$

тобто у загальному випадку ДФ $g_i(X)$ (2) можна подати таким чином:

$$g_i(X) = \sum_{j=1}^n a_{ij}^0 - \theta_i. \quad (5)$$

А, по-друге, на застосуванні таких властивостей суми доданків, як комутативність та асоціативність, враховуючи, що рядки A_i^0 матриці \mathbf{A}^0 вигляду (3) складають доданки a_{ij} відповідної ДФ $g_i(X)$ (5). Наведені властивості початкової матриці \mathbf{A}^0 вигляду (3) дозволяють обробляти паралельно всі її стовпці як однойменні елементи m ДФ $g_1(X), \dots, g_m(X)$.

Суть оброблення за РЗ елементів матриці \mathbf{A}^0 вигляду (3) полягає в тому, що поступово всі елементи a_{ij} n стовпців паралельно зменшуються на величину найменшого ненульового елемента в кожному j -му стовпці. Такі дії приведуть до поступового зменшення всіх сум вигляду (5) на однакову (найменшу) величину і в результаті визначення найменшої суми, тобто найменшої ДФ $g_i(X)$. Послідовно вилучаються всі найменші ДФ $g_i(X)$ через обнулення відповідних рядків точної матриці \mathbf{A}^t , де $t = \overline{1, N}$. В останньому N -му циклі оброблення обнулюється ДФ $g_i(X)$ і місцезнаходження відповідного l -го рядка A_l^N матриці \mathbf{A}^N вказує на l -й клас, до якого належить вхідний вектор X ознак, у відповідності до вирішального правила (1).

Для визначення рангів r_i відповідних m ДФ $g_i(X)$ необхідно ввести вихідний вектор рангів $R = \{r_1, \dots, r_m\}$ [7], всім елементам якого на початку оброблення присвоюються одиничні значення, на відміну від вектора класифікації P , всі елементи p_i якого мають на початку оброблення нульові значення.

У разі виконання умови наявності хоча б одного нульового рядка A_k^t у поточній матриці A^t , тобто

$$\exists A_k^t = 0, \quad k = \overline{1, m}, \quad (6)$$

що є ознакою мінімальної суми елементів k -го рядка A_k^0 початкової матриці A^0 , залишається нульовим відповідний елемент p_k вектора класифікації P , значення всіх елементів вектора рангів R збільшуються на одиницю, крім елемента r_k , що відповідає нульовому рядку A_k^t [7], а сам цей рядок з подальшого оброблення виключається.

У разі виконання умови обнулення всіх рядків поточної матриці A^t

$$\forall A_i^t = 0, \quad t = \overline{1, N}, \quad (7)$$

для останнього нульового рядка A_i^N матриці A^N формується відповідний одиничний елемент $p_i = 1$. При цьому послідовне збільшення на одиницю певних елементів вектора рангів R після кожного обнулення відповідного рядка A_i^t поточної матриці A^t приведе до того, що за виконання умови (7) сформується вектор рангів R , елементи якого відповідають відсортованим рядкам A_i^0 початкової матриці A^0 вигляду (3), що відповідає, в свою чергу, ранжуванню m ДФ $g_i(X)$ [7]. При цьому мінімальній ДФ відповідає ранг, що дорівнює одиниці, а максимальній ДФ — ранг, що дорівнює m .

Отже, місцезнаходження одиничного елемента p_l у векторі класифікації P вказує на належність вхідного образу X до l -го класу, а місцезнаходження рангів, найближчих за величиною до максимального рангу r_l , вказує на найближчі класи по відношенню до визначеного l -го класу.

Вихідні дані для імітаційної моделі ранжирування ДФ

Як приклад для імітаційного моделювання процесу ранжирування лінійних ДФ вибрано діагностування групи захворювання апендициту [2]. Виділено чотири класи C_1 — C_4 цього захворювання (гангренозний, флегмонозний, катаральний, інші патології живота) та визначено вісім симптомів x_1, \dots, x_8 , кодування яких наведено у табл. 1 [2].

Таблиця 1

Таблиця кодування симптомів

Симптоми	Найменування симптому	Ступені вираженості симптому та їх коди
x_1	Болі в правій області живота	1 — незначні 2 — виражені
x_2	Тривалість болів в правій області живота	1 — більше 2 діб 2 — 25—48 год. 3 — 13—24 год. 4 — до 12 год.
x_3	Частота пульсу	1 — до 80 2 — 81—100 3 — більше 100 ударів/хв.
x_4	Кількість лейкоцитів у крові	1 — до 8 2 — 8—14 3 — більше 14 тис./мкл
x_5	Зміни стану язика	0 — не обкладений 1 — обкладений
x_6	Симптом Щоткіна-Блюмберга	0 — відсутній 2 — виражений
x_7	Симптом Ровзинга	0 — відсутній 2 — виражений
x_8	Захисне м'язове напруження	0 — відсутній 2 — виражений

Навчальну вибірку, частину якої наведено у табл. 2, сформовано згідно з даними 103 історій хвороб хворих за трьома видами гострого апендициту та непідтвердженим діагнозом. У табл. 2

наведено ознаку класу (діагнозу): 1 — гангренозний, 2 — флегмонозний, 3 — катаральний, 4 — інша патологія живота.

Таблиця 2

Частина матриці навчальної інформації

Ознака класу	Симптоми							
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
1	2	3	3	2	1	2	0	2
1	2	3	1	2	1	2	2	0
2	2	3	1	2	1	2	2	2
2	2	4	1	2	0	2	2	0
3	2	4	2	2	1	2	0	2
3	2	3	2	2	1	2	2	2
4	1	2	1	1	0	0	0	0
4	1	1	2	1	0	0	2	0

Значення вагових коефіцієнтів w_{ij} та порогів θ_i для ДФ $g_i(X)$, які в цьому випадку позначено як лінійні класифікаційні функції (ЛКФ) [2], розраховано з використанням F -критерію Фішера для відбору інформативних ознак, а також відомого критерію відношення між- та внутрішньокласової дисперсій [3, 9]. При цьому всі розрахунки значень w_{ij} та θ_i виконано з використанням пакету прикладних програм Statistica for Windows [2].

В результаті сформовано такі ЛКФ1—ЛКФ4:

$$\begin{aligned}
 \text{ЛКФ1} &= -63,0 + 9,8x_1 + 3,6x_2 + 7,8x_3 + 5,2x_4 + 14,3x_6 + 11,8x_7 + 11,3x_8; \\
 \text{ЛКФ2} &= -57,4 + 8,3x_1 + 4,9x_2 + 6,2x_3 + 4,3x_4 + 13,5x_6 + 11,7x_7 + 10,6x_8; \\
 \text{ЛКФ3} &= -49,6 + 9,4x_1 + 4,7x_2 + 5,5x_3 + 3,0x_4 + 12,3x_6 + 12,0x_7 + 8,3x_8; \\
 \text{ЛКФ4} &= -23,0 + 6,3x_1 + 2,5x_2 + 5,3x_3 + 2,8x_4 + 7,8x_6 + 7,0x_7 + 5,8x_8,
 \end{aligned} \tag{8}$$

в яких відсутня ознака x_5 як малоінформативна [2].

Точність діагностування за наведеними ЛКФі (8), яка розглядається як відносна частота правильного віднесення об'єктів матриці спостережень (див. табл. 2) до свого класу, складає, відповідно, для класів 1, 2, 3, 4: 78,57 %, 60,00 %, 65,38 % і 100 % [2]. Недостатня точність діагностування для класів 2 і 3 пояснюється значним перекриттям симптомів для цих класів [2].

Крім того, для наведених ЛКФі (8) характерними є такі загальновідомі показники ефективності діагностування: а) чутливість, тобто відносна частота віднесення істинно хворого до класу хворих, складає 97,5 %; б) хибнонегативна відповідь (помилка першого роду), тобто відносна частота віднесення істинно хворого до класу здорових, складає 2,5 %; в) безпомилковість, тобто відносна частота прийняття безпомилкових рішень відносно як до істинно хворих, так і до істинно здорових, складає 98,1 % [2]. Всі ці оцінки свідчать про те, що розраховані коефіцієнти для ЛКФ (8), а отже, відповідні вирішальні правила діагностування за ЛКФі (8) є доволі ефективними.

Алгоритм ранжирування ДФ з обробленням елементів початкової матриці \mathbf{A}^0 за РЗ можна подати у скороченому вигляді таким чином [8]:

1. Введення двовимірного масиву (матриці) \mathbf{A}^0 ;
2. Присвоєння одиничних значень елементам r_i вектора рангів R ;
3. Пошук мінімального ненульового елемента a_{ij}^{t-1} в кожному j -му стовпці поточної матриці \mathbf{A}^{t-1} , $t = \overline{1, N}$;
4. Паралельне віднімання відповідного мінімального елемента від кожного елемента a_{ij}^{t-1} в кожному j -му стовпці поточної матриці \mathbf{A}^{t-1} і формування невпорядкованої матриці $\overline{\mathbf{A}}^t$;
5. Перевірка умов (6) і (7) і виконання операції інкремента над відповідними елементами вектора рангів R : за умови (6) перехід до пункту 6, за умови (7) перехід до пункту 7;

6. Транспозиція (переміщення з обміном) нульових елементів у кожному i -му рядку \bar{A}_i^t поточної матриці \bar{A}^t у крайню праву вільну позицію і формування впорядкованої матриці A^t : перехід по пункту 3;

7. Завершення процесу оброблення.

Для безпосереднього переходу від ЛКФі вигляду (8), де враховано величину θ_i (вільний елемент), до початкової матриці A^0 вигляду (3) необхідно у наведеному алгоритмі передбачити зменшення значення всіх елементів a_{ij}^0 в кожному i -му рядку A_i^0 на величину θ_i/n' , де n' — кількість ненульових елементів x_j -симптомів (див. табл. 2), щоб урахувати поріг θ_i класифікації для кожної ДФ $g_i(X)$ вигляду (5), а отже, зменшити відхилення від значення ДФ, розрахованого за формулою (2).

Особливості програмної реалізації алгоритму

Наведену модель реалізовано в середовищі MATLAB. Вхідними даними цієї програми реалізації алгоритму є набір симптомів x_1, \dots, x_8 , закодованих відповідно до табл. 1 [15]. Враховуючи відсутність ознаки x_5 , для моделювання використовувалась початкова матриця A^0 розмірністю $m \times n = 4 \times 7$. Імітаційні експерименти проводились для випадкових груп комбінацій симптомів з повної матриці навчальної інформації [2].

Проведено три типи експериментів в залежності від способу подання елементів початкової матриці A^0 : а) з дробовими значеннями зведених елементів $a_{ij \text{ пр}}^0$, сформованими за формулою

$$a_{ij \text{ пр}}^0 = a_{ij}^0 - \theta_i/n', \quad (9)$$

де n' — кількість ненульових симптомів x_j з табл. 2 для кожного прикладу; б) з округленням до цілих значень елементів $a_{ij \text{ пр}}^0$ вигляду (9); в) з домноженням на 10 елементів $a_{ij \text{ пр}}^0$ вигляду (9).

Останній експеримент зумовлений необхідністю реалізації досліджуваного процесу оброблення двовимірних масивів даних на програмованих логічних ІС (ПЛІС) з поданням вхідних даних цілими числами зі збереженням точності (один знак після коми). Таке подання даних у ПЛІС вимагає значно менших апаратних і часових затрат, адже для представлення цілого числа у двійковому коді для цього прикладу необхідно всього 8 біт, тоді як подання та оброблення мантиси і дробової частини вимагає додаткових витрат як пам'яті, так і часу.

Аналіз та інтерпретація результатів моделювання

Результати моделювання показали, що використання у формулі (9) величини n' замість n , дозволяє отримати точніші результати стосовно збігу значень ДФ $g_i(X)$ вигляду (5) і приведених значень ДФ $g_{i \text{ пр}}(X)$ вигляду

$$g_{i \text{ пр}}(X) = \sum_{j=1}^n a_{ij \text{ пр}}^0. \quad (10)$$

Значення рангів ДФ $g_{i \text{ пр}}(X)$ в цьому випадку збіглися з обчисленими для ДФ $g_i(X)$. Округлення до цілих значень елементів $a_{ij \text{ пр}}^0$ матриці A^0 дало значне погіршення результату ранжирування: ранги сформувались невірно або навіть збіглися, що є неприпустимим для класифікації [9—11].

Домноження на 10 елементів $a_{ij \text{ пр}}^0$ матриці A^0 не вплинуло ні на результати ранжирування, ні на кількість циклів оброблення. Це пояснюється тим, що перша цифра після коми зберігала своє значення (не округлювалася) протягом всього процесу ранжирування. Перенесення цієї цифри у цілу частину дозволить обробляти дані на ПЛІС без втрати результату.

Крім того, формування вектора рангів $R = \{r_1, \dots, r_m\}$ відбувається паралельно з формуванням вектора класифікації $P = \{p_1, \dots, p_m\}$ [16]. Це свідчить про те, що кількість циклів, яка необхідна для класифікації і ранжирування збігається і, відповідно, не потрібно ніяких додаткових часових витрат на процес ранжирування.

Наведену модель реалізовано в середовищі MATLAB. Вхідними даними цієї програми реалізації алгоритму є набір симптомів x_1, \dots, x_8 , закодованих відповідно до табл. 1. Враховуючи відсутність ознаки x_5 , для моделювання використовувалась початкова матриця A^0 розмірністю $m \times n = 4 \times 7$. Імітаційні експерименти проводились для випадкових груп комбінацій симптомів з повної матриці навчальної інформації [2]. Для прикладу програми на рис. 1 обрано симптоми, що відповідають захворюванню 1-го класу (гангренозний апендицит).

```
x1=2; x2=3; x3=3; x4=2; x6=2; x7=0; x8=2; n=6;
LDFvhidne=[-63 9.8*x1 3.6*x2 7.8*x3 5.2*x4 14.3*x6 11.8*x7 11.3*x8;
-57.4 8.3*x1 4.9*x2 6.2*x3 4.3*x4 13.5*x6 11.7*x7 10.6*x8;
-49.6 9.4*x1 4.7*x2 5.5*x3 3.0*x4 12.3*x6 12.0*x7 8.3*x8;
-23.0 6.3*x1 2.5*x2 5.3*x3 2.8*x4 7.8*x6 7.0*x7 5.8*x8;]
```

Рис. 1. Приклад початку програми (представлення вхідних даних)

На рис. 2 показано результати останньої ітерації з формуванням векторів рангів (Rang) та класифікації (P) для заданого варіанту (1-го класу), що вказує на те, що максимальне значення 4-го рангу відповідає максимальній ДФ (одиниця у векторі P), а значення 3, ..., 1 — найближчим ДФ; кількість циклів оброблення, що дорівнює 9, а також значення відповідної ДФ $g_i(X) = 525$, сформованої в останньому 9-му циклі.

```
Kilkist_cikliv =
9

LDF_vporядkovane =
16.3333 6.0000 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0

Minimum_u_stovbci =
16.3333 6.0000 0 0 0 0 0

S =
525

LDF_z_vinimannyam_minimumu =
0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0

Rang =
4 3 2 1

P =
1 0 0 0
```

Рис. 2. Остання ітерація програми з формуванням векторів рангів та класифікації

Висновки

1. Застосування розглянутого алгоритму ранжирування дозволило сформувати вектор рангів R , елементи якого є рангами відповідних m ДФ, причому мінімальній ДФ відповідає ранг, що дорівнює одиниці, а максимальній ДФ — ранг, що дорівнює m .

2. Результати імітаційного моделювання процесу ранжирування ДФ показали, що елемент r_j вектора R , значення якого дорівнює максимальному рангу m , відповідає одиничному елементу p_l вектора класифікації P , а значення усіх елементів вектора R відповідають відсортованим ДФ за сумою їх елементів. Це дозволяє визначити ДФ найближчі за значенням до максимальної ДФ. Крім того, результати моделювання показали, що процеси класифікації і ранжирування проходять паралельно, а отже, процес ранжирування (відсортування ДФ) не вимагає додаткових часових витрат.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Рангайян Р. М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Р. М. Рангайян ; пер. с англ. А. П. Немирко. — М. : ФИЗМАТЛИТ, 2007. — 440 с.
2. Юнкеров В. И. Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований / В. И. Юнкеров, С. Г. Григорьев. — СПб : ВМедА, 2002. — 266 с. — ISBN 5-94277-011-5.
3. Бернюков А. К. Распознавание биоэлектрических сигналов / А. К. Бернюков, Л. Т. Сушкова // Зарубежная радиоэлектроника. — 1996. — № 12. — С. 47—51.
4. Мартинюк Т. Б. Рекурсивні алгоритми багатооперандної обробки інформації : моногр. / Т. Б. Мартинюк. — Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2000. — 216 с. — ISBN 966-7199-98-3.
5. Паралельний метод класифікації біоелектричних сигналів за принципом різницевих зрізів / [Т. Б. Мартинюк, С. В. Павлов, Ж. О. Бітюкова, Н. В. Белік] // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2004. — № 2(8). — С. 102—112. — ISBN 1681-7893.
6. Пат. 80562 Україна, МПК⁸ G06K 9/52, G06K 9/62. Спосіб класифікації образів / Т. Б. Мартинюк, Ж. О. Бітюкова, С. В. Костюк ; Вінницький нац. техн. ун-т. — № а 200503825 ; заявл. 22.04.2005 ; опубл. 10.10.2007, Бюл. № 16.
7. Пат. 24622 Україна, МПК⁸ G06K 9/00. Пристрій для класифікації образів / Т. Б. Мартинюк, Ж. О. Бітюкова, М. В. Топчанюк ; Вінницький нац. техн. ун-т. — № у 200701228 ; заявл. 05.02.2007 ; опубл. 10.07.2007, Бюл. № 10.
8. Мартинюк Т. Б. Моделювання процесу класифікації з обробленням даних за методом різницевих зрізів / Т. Б. Мартинюк, М. В. Дзись, А. В. Медвідь // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 2012. — № 4. — С. 144—150. — ISSN 1997-9266.
9. Горелик А. А. Методы распознавания: учеб. пособие для вузов / А. А. Горелик, В. А. Скрипкин. — 3-е изд. — М. : Высш. шк., 1989. — 232 с. — ISBN 5-06-000459-7.
10. Сердобольский В. И. Дискриминантный анализ наблюдений большой размерности / В. И. Сердобольский. — Люберцы : ВИНТИ, 1979. — 76 с.
11. 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.
12. Классификатор биомедицинских сигналов / [Т. Б. Мартинюк, А. Г. Буда, В. В. Хомюк и др.] // Искусственный интеллект. — 2010. — № 3. — С. 88—95. — ISBN 1561-5359.
13. Лорин Г. Сортировка и системы сортировки / Г. Лорин ; пер. с англ. — М. : Мир, 1983. — 384 с.
14. Блейхут Р. Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов / Р. Блейхут ; пер. с англ. — М. : Мир, 1989. — 448 с. — ISSN 5-09-001009-2.
15. Мартинюк Т. Б. Застосування методів дискримінантного аналізу в медичній діагностиці / Т. Б. Мартинюк, Л. М. Куперштейн, А. В. Медвідь // Фотоніка ОДС-2012 : 6-та Міжнар. наук.-техн. конф., 1—4 жовтня 2012 р. : тези доп. — Вінниця : Вид-во ПП «ТД Едельвейс і К», 2012. — С. 130. — ISBN 978-966-2462-79-1.
16. Мартинюк Т. Б. Нейромережевий класифікатор / Т. Б. Мартинюк, А. В. Медвідь, І. М. Чех // Інтелектуальні технології в системному програмуванні (ІТСП-2012) : Перша наук.-практ. конф. молодих вчених та студентів, 26—27 квітня 2012 р. : зб. пр. — Хмельницький : ПП Гонта А. С., 2012. — С. 8—6.

Рекомендована кафедрою лазерної та оптоелектронної техніки

Стаття надійшла до редакції 21.02.13
Рекомендована до друку 27.09.13

Мартинюк Тетяна Борисівна — доцент, **Гуцол Олександр Михайлович** — аспірантка.

Кафедра лазерної та оптоелектронної техніки;

Медвідь Аліна Вадимівна — студентка Інституту автоматки, електроніки та комп'ютерних систем управління.

Вінницький національний технічний університет, Вінниця