

УДК 681.32

Т. Б. Мартинюк, к. т. н., доц.;

В. В. Хом'юк, к. т. н., доц.;

Я. Г. Скорюкова

## ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ПОЗРІЗОВОЇ ОБРОБКИ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ БАГАТОГРАДАЦІЙНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

### Вступ

Актуальність наукових досліджень процесу сегментації зображень обумовлюється як фундаментальним, так і прикладним характером цієї задачі [1—3].

Існує два загальних підходи до розв'язання задачі сегментації, які базуються на альтернативних методологічних концепціях.

Перший підхід, досить широко відомий і добре висвітлений у літературі, базується на «розривності» властивостей точок зображення з переходом від однієї області до другої [1, 2, 4—6]. Цей підхід зводить задачу сегментації до задачі виділення границь областей. Другий підхід базується на виділенні точок зображення, які є однорідним за своїми локальними якостями, і об'єднанні їх в область, якій пізніше буде присвоєно ім'я або смислова мітка. В літературі такий підхід називають сегментацією шляхом розмітки точок області [1—7].

На даний момент часу останній підхід є найперспективнішим, оскільки дає можливість не тільки виділити області, але й виявити ознаки цих областей, необхідні для подальшого використання для задач розпізнавання. На цьому засновані різні методи сегментації та їх алгоритмічні реалізації [4, 5]. Один з таких методів — метод сегментації за просторовими ознаками [8—10].

Метою даної роботи є доведення широких можливостей використання методу різницевого зрізів (РЗ), зокрема, для формування локального порогу в процесі позрізового оброблення під час сегментації багатоградаційних зображень.

### Постановка задачі

В роботі [10] наведено спосіб сегментації напівтонових дискретизованих зображень з використанням ознак просторової зв'язності. Суть цього способу полягає у відображенні квантованого зображення у вигляді векторів простору ознак міжзрізової і внутрішньозрізової зв'язності з подальшим обробленням та аналізом результатів в цій області, а саме, визначенням глобального та локальних максимумів отриманих функцій, визначенням номеру зрізу (бінарної матриці) з глобальним максимальним значенням зв'язності, порівнянням значень відповідної функції зв'язності з пороговим значенням. Перспективність цього способу обумовлена тим, що результати застосування такого підходу до розбиття (сегментації) зображення на фрагменти (однорідні області за зв'язністю пікселів зображення) фактично можна використовувати в подальшому як результати первинної кластеризації зображення за його фрагментами.

В основі запропонованого способу використовується принцип формування послідовності матриць  $\mathbf{A}^k$  і відповідних їм бінарних матриць (зрізів)  $\mathbf{B}^k$  розмірністю  $N \times M$ , причому

$$\mathbf{A}^k = \mathbf{A}^{k-1} - \mathbf{D}, \quad k = \overline{1, K}, \quad (1)$$

де  $\mathbf{A}^0$  — початкова матриця, що представляє собою дискретизоване зображення;  $\mathbf{A}^k = \{a^k(n, m)\}$ ,  $a^k(n, m) \in \{0, \dots, c\}$ ;  $c$  — максимальне значення яскравості;  $\mathbf{D}$  — матриця квантування, елементи якої  $d(n, m) = d = \text{const}$ ;  $n = \overline{1, N}$ ,  $m = \overline{1, M}$ .

Елементи зрізу  $\mathbf{B}^k$  при цьому формуються за таким правилом:

$$b^k(n, m) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } a^k(n, m) = 0; \\ 0, & \text{якщо } a^k(n, m) \neq 0, \end{cases} \quad (2)$$

а кількість  $K$  рівнів квантування зображення в процесі оброблення визначається за формулою

$$K = c / d, \quad (3)$$

оскільки процес завершується, коли всі елементи відповідної матриці  $\mathbf{A}^k$  стануть нульовими.

В подальшому визначаються значення внутрішньозрізової зв'язності для кожного  $k$ -го бінарного зрізу і формуються відповідні спектри зв'язності. За відомими правилами також визначаються значення міжзрізової зв'язності для всіх сусідніх зрізів і формуються відповідні спектри зв'язності. Далі виконується оброблення та аналіз отриманих результатів. В роботі [10] наводяться приклади роботи програмної моделі запропонованого способу сегментації зображень. Отже, даний підхід реалізований на програмному рівні і отримані результати дозволяють визнати його перспективним.

Таким чином, з базової формули (1) даного способу сегментації видно, що це двовимірне порогове оброблення зображення з постійним порогом  $d$  на всіх кроках процесу сегментації, результатом яких є формування різницевого зрізу  $\mathbf{A}^k$  зображення з відповідним утворенням бінарних зрізів  $\mathbf{B}^k$ , які фактично представляють собою сукупність апріорних ознак і використовуються для подальшого аналізу поточної інформації.

Для прикладу формування зрізів, наведеному в [8—10], значення кроку квантування  $d$  було обрано за мінімальною величиною елемента  $a^0(n, m)$  початкової матриці  $\mathbf{A}^0$ . Разом з тим відомо, що обґрунтування вибору порогового значення є однією з визначальних задач під час порогового оброблення інформації [11]. Так, значення порогу може обчислюватись за визначеним правилом [12, 13], що використовується, наприклад, під час класифікації (ідентифікації) таких об'єктів зображення, як обличчя людей, або вибиратись як крок квантування [10, 14], що характерно, наприклад, під час сегментації багатоградацийних зображень. Крім того, значення порогу можуть бути постійними [10, 14, 15], або змінюватись у процесі оброблення даних [13, 16—18], що характерно для нейрорподібних мереж з навчанням і самонавчанням. Саме обґрунтуванню нового підходу до визначення змінного порогу з урахуванням позрізового оброблення для сегментації зображень і присвячена дана робота.

### Визначення локального порогу

Для ілюстрації можливостей підходу, що пропонується, доречно зупинитись на двох правилах визначення локального (покрокового) порогу  $\delta_k$ : а) виборі мінімального елемента  $a^k(i, j)$  поточного масиву  $\mathbf{A}^k$  даних як порогового значення  $\delta_k$  на  $k$ -му кроці оброблення, тобто

$$\delta_k = \min \mathbf{A}^k = \min_{i, j} \left\{ a^k(i, j) \right\}, \quad k = \overline{1, K}; \quad i = \overline{1, N}; \quad j = \overline{1, M}, \quad (4)$$

б) обчисленні порогового значення  $\delta_k$  як середнього значення елементів  $a^k(i, j)$  поточного масиву  $\mathbf{A}^k$ , тобто

$$\delta_k = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a^k(i, j), \quad k = \overline{1, K}. \quad (5)$$

Визначення локального порогу  $\delta_k$  за формулою (5) має широке практичне застосування, оскільки використовується, наприклад, для задач селекції динамічного об'єкта на неоднорідному фоні [16].

Для спрощення опису математичної моделі формування локального порогу доцільно обмежитись розглядом векторного масиву  $\mathbf{A}^k$  даних, оскільки в деяких випадках виконується формальний перехід від матричного представлення до векторного шляхом формування одного вектора з елементів стовпців (рядків) матриці. До переваг представлення зображення у векторній формі мо-

жна віднести компактність позначень і можливість безпосереднього застосування методів оброблення одновимірних сигналів [4].

Розглянемо особливість вибору як порогового значення  $\delta_k$  середньої суми елементів векторного масиву даних  $\mathbf{A}$ .

**Теорема.** *Середня сума  $\bar{S}$  елементів  $a_i$  векторного масиву  $\mathbf{A}$  дорівнює різниці між сумою  $S_{\min}$  всіх мінімальних елементів  $q_j$  проміжних векторних масивів  $\mathbf{A}_j$  та величиною  $\Delta S$ , тобто*

$$\bar{S} = S_{\min} - \Delta S, \quad (6)$$

де  $S_{\min} = \sum_{j=1}^K q_j$  і  $\Delta S = \frac{1}{N} \sum_{j=2}^K q_j(j-1)$ , а мінімальні елементи  $q_j$  і проміжні векторні масиви

$\mathbf{A}_j (j = \overline{1, K})$  формуються за правилами методу оброблення даних за різницевиими зрізами (РЗ) [19].

*Доведення.* Нехай елементи  $a_{i,0}$  первісного векторного масиву  $\mathbf{A}_0$  впорядковані, наприклад, за зростанням, причому  $a_{i,0} \neq a_{i+1,0}, i = \overline{1, N}$ , тобто

$$a_{1,0} < a_{2,0} < \dots < a_{i,0} < a_{i+1,0} < \dots < a_{N,0}. \quad (7)$$

В роботах [19, 20] доведено, що суму елементів векторного масиву  $\mathbf{A}_0$  можна отримати за методом РЗ в такий спосіб:

$$S = \sum_{i=1}^N a_{i,0} = \sum_{j=1}^K S_j, \quad (8)$$

де  $S_j$  — поточна часткова сума на  $j$ -му кроці оброблення, причому

$$S_j = (N - j + 1)q_j; \quad (9)$$

$$q_j = \min A_{j-1} = \min \{a_{i, j-1}\}_{i=1}^N; \quad (10)$$

$$\mathbf{A}_j = \{a_{i, j}\}_{i=1}^N = \{a_{i, j-1} - q_j\}_{i=1}^N, \quad (11)$$

де  $q_j$  — мінімальний (значущий) елемент проміжного векторного масиву даних  $\mathbf{A}_{j-1}$ .

За умови (7) з використанням співвідношень (9)—(11) вираз (8) можна записати у вигляді

$$S = Nq_1 + (N - 1)q_2 + (N - 2)q_3 + \dots + 1 \cdot q_N. \quad (12)$$

Тоді середня сума може бути обчислена в такий спосіб (за визначенням):

$$\begin{aligned} \bar{S} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_{i,0} = \frac{1}{N} (Nq_1 + (N - 1)q_2 + (N - 2)q_3 + \dots + 1 \cdot q_N) = \\ &= \frac{1}{N} (Nq_1 + (N - 1)q_2 + (N - 2)q_3 + \dots + (N - (N - 1))q_N) = \\ &= \frac{1}{N} (Nq_1 + Nq_2 - q_2 + Nq_3 - 2q_3 + \dots + Nq_N - (N - 1)q_N) = \\ &= \frac{1}{N} (N(q_1 + q_2 + q_3 + \dots + q_N) - q_2 - 2q_3 - \dots - (N - 1)q_N) = \\ &= (q_1 + q_2 + q_3 + \dots + q_N) - \frac{1}{N} (q_2 + 2q_3 + 3q_4 + \dots + (N - 1)q_N) = \\ &= \sum_{j=1}^N q_j - \frac{1}{N} \sum_{j=2}^N q_j(j-1) = S_{\min} - \Delta S, \end{aligned}$$

що і потрібно було довести.

**Зауваження.** Для цього випадку слід зазначити, що  $K = N$ . У загальному ж випадку  $j = \overline{1, K}$  і  $K \leq N$ .

**Наслідок 1.** Для великорозмірних векторних масивів даних величину  $\Delta S$  можна представити таким чином:

$$\Delta S = \sum_{r=0}^{K-2} q_{N-r}, \quad (13)$$

оскільки

$$\begin{aligned} & \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} (q_2 + 2q_3 + 3q_4 + \dots + (N-1)q_N) = \\ & = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} (q_2 + 2q_3 + 3q_4 + \dots + (N-3)q_{N-2} + (N-2)q_{N-1} + (N-1)q_N) = \\ & = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} (q_2 + 2q_3 + 3q_4 + \dots + Nq_{N-2} + Nq_{N-1} + Nq_N - 3q_{N-2} - 2q_{N-1} - 1 \cdot q_N) = \\ & = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[ \frac{1}{N} (q_2 + 2q_3 + 3q_4 + \dots) + \frac{1}{N} (Nq_{N-2} + \dots + Nq_{N-1} + \right. \\ & \left. + Nq_N - 3q_{N-2} - 2q_{N-1} - 1 \cdot q_N) \right] \rightarrow \sum_{r=0}^{N-2} q_{N-r}. \end{aligned}$$

**Наслідок 2.** Величина  $S_{\min}$  є верхньою межею при формуванні середньої суми векторного масиву даних, тобто

$$S_{\min} = \sum_{j=1}^K q_j = \sup_{\text{MPЗ}} \bar{S}. \quad (14)$$

Нехай обчислено середню суму елементів масиву  $A_0$  за методом РЗ [19] у вигляді

$$\bar{S}_A = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K S_j,$$

де  $K = N$  за умови (7).

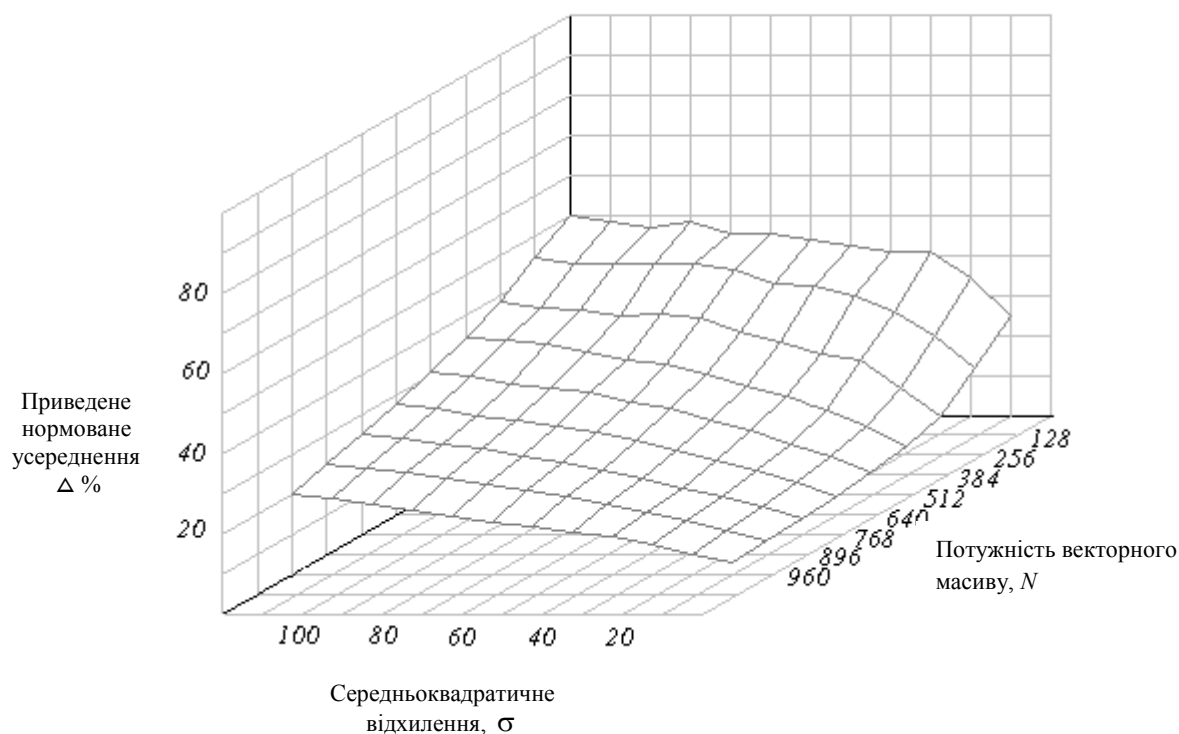
Розглянемо приведені нормовані усереднення, а саме

$$\begin{aligned} \Delta & = \frac{|\bar{S}_A - \bar{S}|}{\bar{S}} = \frac{\left| \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K q_j (K - (j-1)) - \sum_{j=1}^K q_j + \Delta S \right|}{\sum_{j=1}^K q_j - \Delta S} = \frac{\left| \sum_{j=1}^K (1-j)q_j + \Delta S \cdot N \right|}{N \sum_{j=1}^K q_j - \Delta S \cdot N} = \\ & = \frac{\left| \sum_{j=1}^K (1-j)q_j + \frac{1}{N} \sum_{j=2}^K q_j (j-1) \cdot K \right|}{N \sum_{j=1}^K q_j - \frac{1}{N} \sum_{j=2}^K q_j (j-1) \cdot K} = \frac{\left| \sum_{j=1}^K (1-j)q_j + \sum_{j=2}^K q_j (j-1) \right|}{N \sum_{j=1}^K q_j - \sum_{j=2}^K q_j (j-1)} = \\ & = \frac{|-q_2 - 2q_3 - 3q_4 - \dots - (K-1)q_K + q_2 + 2q_3 + 3q_4 + \dots + (K-1)q_K|}{N \sum_{j=1}^K q_j - \sum_{j=2}^K q_j (j-1)} \rightarrow 0. \end{aligned}$$

Останнє свідчить про залежність «точної середньої суми» від структури  $\Delta S$ , а саме від кількості мінімальних елементів проміжних масивів, які можна віднімати від  $S_{\min}$ . Комп'ютерне моделювання даного процесу показало можливість відкидання принаймні 25% мінімальних елементів, починаючи з мінімального елемента останнього проміжного масиву даних (табл., де результати моделювання представлено у відсотках).

Розмірність початкового масиву даних	Стандартне відхилення											
	120	110	100	90	80	70	60	50	40	30	20	10
64	50,00	48,43	46,87	48,43	45,31	45,31	43,75	42,18	40,62	40,62	34,37	25,00
128	43,75	42,18	42,18	42,18	42,18	40,62	37,50	36,71	34,37	30,46	24,21	16,40
256	37,89	36,32	35,54	34,37	34,76	33,59	30,46	27,73	25,00	23,04	16,01	9,37
384	33,59	33,33	32,03	30,20	28,38	27,08	25,00	21,87	19,27	15,62	11,71	6,51
512	30,07	29,10	27,34	26,36	25,39	22,85	21,28	18,35	15,62	12,50	9,37	5,27
640	27,03	26,09	24,06	23,12	21,56	20,15	18,12	15,93	13,43	10,62	7,65	4,37
768	24,73	23,56	22,13	21,09	19,14	17,57	15,88	13,80	11,45	9,11	6,64	3,64
896	22,32	21,31	20,08	18,63	17,18	15,51	14,06	12,27	10,26	8,03	5,80	3,23
960	19,57	18,79	17,34	15,98	14,34	12,56	11,78	10,44	9,07	7,45	4,99	2,97

Крім того, в результаті імітаційного моделювання підтверджено можливість варіювання кількістю мінімальних елементів, сума яких віднімається від  $S_{\min}$ , оскільки кількість таких елементів, наприклад, для векторного масиву даних із нормально розподіленими елементами, залежить від числових характеристик даного закону, таких як математичне сподівання та середньоквадратичне відхилення. Зокрема, збільшення середньоквадратичного відхилення (з незмінним математичним сподіванням) призводить до збільшення кількості мінімальних елементів, які становлять суму  $\Delta S$  (рис.).



Приведене нормоване усереднення кількості мінімальних елементів (у відсотках), що складають  $\Delta S$  під час формування порогового значення  $\delta_k$

Загальний і суттєвий висновок полягає в тому, що для отримання середньої суми елементів векторного масиву даних існує можливість обмежитись зрізаною сумою  $S_{\min}$ , яка складається з певної кількості мінімальних елементів  $q_j$  проміжних масивів даних, тобто

$$S_{\min} = \sum_{j=1}^{N/2+r} q_j, \text{ де } r = 0, 1, 2, \dots$$

і залежить від середньоквадратичного відхилення  $\sigma$ .

Відомо [21], що середня арифметична  $n$  однаково розподілених випадкових величин  $X_j$ , які мають математичне сподівання  $M(X_j) = a$ , з необмеженим зростанням  $n$  прямує (за ймовірністю) до числа  $a$  (теорема Чебишева). В нашому випадку

$$M(\bar{S}_A) = \sum_{j=1}^K q_j - \Delta S.$$

Тоді,

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K S_j - M(\bar{S}_A) \right| < \varepsilon \right\} \xrightarrow{P} M(\bar{S}_A),$$

як частинний випадок теореми Чебишева. Крім того, оскільки

$$D(\bar{S}_A) = \frac{1}{N^2} D \left( \sum_{j=1}^K S_j \right) = \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^K D(S_j) = \frac{1}{N^2} N \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{N},$$

то

$$\sigma(\bar{S}_A) = \frac{\sigma}{\sqrt{N}},$$

а отже, середнє сподівання розсіювання середньої в  $\sqrt{N}$  разів менше розсіювання на кожному кроці і за нерівністю Чебишева будемо мати

$$P \left\{ \left| \bar{S}_A - \bar{S} \right| < \varepsilon \right\} \geq 1 - \frac{D(\bar{S}_A)}{\varepsilon^2} = 1 - \frac{\sigma^2}{N \varepsilon^2} \xrightarrow{N \rightarrow \infty} 1,$$

де в якості  $\varepsilon$  можна брати мінімальний елемент останнього масиву, тобто  $q_m \sim \varepsilon$ .

### Висновки

1. Результати застосування позрізового оброблення у разі сегментації багатоградацийних зображень можна використовувати в подальшому як результати первинної кластеризації зображення за його фрагментами. Обґрунтування вибору порогового значення при цьому є однією з визначальних задач під час порогового оброблення інформації.

2. Показано можливість використання за порогове значення  $\delta_k$  середньої суми  $\bar{S}$  елементів векторного масиву даних  $\mathbf{A}$ . При цьому проведене моделювання дозволило експериментальним шляхом перевірити отримані аналітичні результати.

3. Подальший розвиток цієї теми може бути продовжений в таких напрямках, як розпізнавання образів, особливо у випадку застосування методів порогового оброблення інформації і розроблення рекурсивних алгоритмів багатооперандного оброблення інформації, орієнтованих на реалізацію у нейронних та нейроподібних мережах.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. <http://worldcatlibraries.org>
2. Погорелов В. М., Медовий В. С., Балабуткин В. А., Сонашинский Б. З., Пятницкий А. М., Козинец Г. И. Методы компьютерной цитологии в гематологических исследованиях // Клиническая лабораторная диагностика. — 1997. — № 11. — С. 40—44.
3. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений с помощью вычислительных машин. — М.: Мир, 1972. — 320 с.
4. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. — М.: Мир, 1982. — Кн.1. — 312 с.
5. Денисов Д. А., Низовкин В. А. Сегментация изображений на ЭВМ // Зарубежная радиоэлектроника. — 1985. — № 9. — С. 5—29.
6. Хорн Б. К. П. Зрение роботов. — М.: Мир. — 487 с.
7. Haralick R. — In: Fundamentals in Computer vision / Ed. By O. Faugeras. — Cambridge University Press, 1983. P. 209—225.
8. Патент России № 2024939С1, МКИ G К 9/00. Метод и устройство выделения изображения / Тимченко Л. И., Кутаев Ю. Ф., Марков С. М., Скорюкова Я. Г. — № 5036557: Заявлено 08.07.01; Оpubл. 15.12.92.
9. Тимченко Л. И., Кутаев Ю. Ф., Марков С. И., Скорюкова Я. Г. Анализ и синтез алгоритмов распознавания объектов в реальном масштабе времени // Депонированные научные работы. — 1991. — № 1195. — Ук 91. — № 12 (242) б/0498
10. Тимченко Л. И., Скорюкова Я. Г., Марков С. М., Гальченко Я. О. Сегментация багатоградацийних зображень на основі ознак просторової зв'язності // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 1998. — № 4. — С. 39—44.
11. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие для вузов. — М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. — 320 с.
12. Тимченко Л. И., Кутаев Ю. Ф., Чепорнюк С. В., Герций О. А., Бурдейна О. В. Компактный опис моделей зображень для класифікації образів // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 1998. — № 2. — С. 72—83.
13. Кожемяко В. П., Тимченко Л. И., Кутаев Ю. Ф., Івасюк І. Д. Вступ в алгоритмічну теорію ієрархії і паралелізму нейроподібних обчислювальних середовищ та її застосування до перетворення зображень. Ч.2. Основи теорії пірамідално-сітвого перетворення зображень: Навч. посібник. — К.: ІСДО, 1994. — 272 с.
14. Timchenko L., Skorukova I., Kutaev I., Markov S., Martyniuk T., Halchenko J. Method Spatial-Connected Segmentation of Image // Праці 3-ої Всеукраїнської МНТК «Обробка сигналів і зображень та розпізнавання образів УКРОБРАЗ'96». — Київ, 1996. — С. 79—81.
15. Резник А. М., Куссуль М. Э. Оптоэлектронный нейрокомпьютер // УСиМ. — 1993. — № 5. — С. 6—12.
16. Кожемяко В. П., Кутаев Ю. Ф., Тимченко Л. И., Чепорнюк С. В. Локализация протяженного объекта с предварительным сверточным суммированием изображения // Тезисы докладов 1-й Всесоюзной НТК «Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии» (РОАИ-1-91). — Минск, 1991. — С. 66—69.
17. Егоров В. М. Трехмерные нейроподобные оптические вычислительные структуры // Автотметрия. — 1993. — № 3. — С. 38—43.
18. 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.
19. Мартинюк Т. Б. Рекурсивні алгоритми багатооперандної обробки інформації. Монографія. — Вінниця: «Універсум-Вінниця», 2000. — 216 с.
20. Мартинюк Т. Б., Хом'юк В. В., Савалюк І. М., Охрущак Д. В. Використання зрізів різниць для багатооперандного додавання числових величин // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 1998. — № 2 — С. 63—68.
21. Прохоров Ю. В., Розанов Ю. А. Теория вероятностей (Основные понятия: Предельные теоремы. Случайные процессы). — М.: Наука, 1973. — 494 с.

Рекомендована кафедрою лазерної та оптоелектронної техніки

Надійшла до редакції 29.04.04  
Рекомендована до друку 28.05.04

**Мартинюк Тетяна Борисівна** — доцент кафедри лазерної та оптоелектронної техніки; **Хом'юк Віктор Вікторович** — доцент кафедри прикладної математики; **Скорюкова Яніна Германівна** — інженер кафедри лазерної та оптоелектронної техніки

Вінницький національний технічний університет