

УДК 658.012:681.32

*Леонід Тимченко<sup>1</sup>, Наталія Кокряцька<sup>2</sup>, Андрій Тихонов<sup>3</sup>, Надія Дубова<sup>4</sup>*

<sup>1</sup> Доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри телекомунікаційних технологій та автоматики, Державний університет інфраструктури та технологій, Україна. ORCID: 0000-0003-0090-3886

<sup>2</sup> Кандидат технічних наук, доцент кафедри телекомунікаційних технологій та автоматики, Державний університет інфраструктури та технологій, Україна. ORCID: 0000-0001-9813-1399

<sup>3</sup> Аспірант кафедри телекомунікаційних технологій та автоматики, Державний університет інфраструктури та технологій, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9078-2410>

<sup>4</sup> Старший викладач кафедри вищої математики, Вінницький національний технічний університет, Україна. ORCID: 0000-0002-3039-6902

\*Автор, відповідальний за листування: [tuhonov\\_ao@gsuite.duit.edu.ua](mailto:tuhonov_ao@gsuite.duit.edu.ua)

## РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ПАРАЛЕЛЬНО-ІЄРАРХІЧНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ ДЛЯ ЕФЕКТИВНОГО ОБРОБЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

*У статті розглянуто проблеми сучасних моделей та методів розпізнавання інформації та зображень, проведена аналогія навчання паралельно-ієрархічних мереж з RBF мережами. У ході аналізу було визначено, що обробка зображень за допомогою маскового методу не використовує всі потужності багатоядерних систем. Проведено аналіз паралельно-ієрархічного перетворення та оброблення зображень. Проведено аналіз математичної моделі паралельно-ієрархічного перетворення для підвищення швидкості за допомогою паралельного перетворення. Було проведено моделювання алгоритму використовуючи мову C#, для тесту були використані штучно створені зображення за допомогою ГВЧ. Моделювати проведено для повного перетворення ПІ, результати моделювання відображені у таблицях. Паралельно-ієрархічне перетворення для оброблення зображень має великий потенціал у транспортних системах, його можна використовувати у задачах де необхідно проводити швидкий аналіз зображень з камери, наприклад, наявність перешкод на траєкторії руху транспорту та уникання зіткнення, аналіз наявності пошкодження асфальту на траєкторії руху та регулювання підвіски для нівелювання ефекту. Отримані результати у процесі моделювання дозволяють зробити висновок щодо швидкодії паралельно-ієрархічного перетворення у задачах оброблення зображень.*

**Ключові слова:** паралельно-ієрархічне перетворення, оброблення зображень, паралельно-ієрархічні мережі.

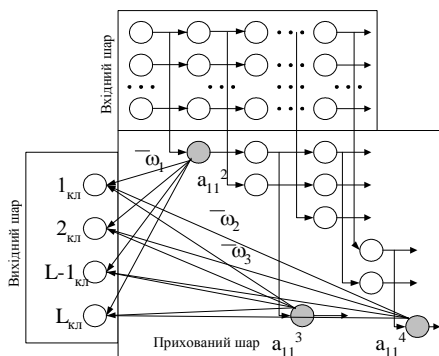
**Вступ.** З проведених досліджень [1] з використанням маскового методу розпізнавання інформації для задач швидкого розпізнавання зображень, виникає потреба у вдосконаленні математичної моделі паралельно-ієрархічного перетворення.

**Аналіз останніх досліджень і постановка проблеми.** Відомо, що навчальне завдання ПІ мережі, що навчається за аналогією з RBF [2] мережах практично зводиться до ідеї контрольованого навчання елементів вихідного рівня мережі [3]. Використовуючи загальну ідею структурної організації штучних нейронних мереж за схемою: вхідний шар → прихований шар → вихідний шар [4], можна синтезувати ПІ мережу, у якій як вхідний рівень використовують перший рівень мережі, як прихований шар використовувати рівні –

$2, k$ , де  $k$  – кількість рівнів прихованого шару, а як джерело – вихідний шар, який традиційно використовується в штучних нейронних мережах [5].

**Мета і завдання дослідження.** Прискорити розпізнавання зображення за допомогою використання паралельно ієрархічної обробки даних.

**Матеріали та методи дослідження:** Дослідження математичних моделей паралельно-ієрархічного перетворення для ефективного обробки зображень.



*Рис. 1. Тришарова структура ПН мережі*

На рис. 1. подано організаційну структуру багатшарової ПН мережі. Кількість елементів прихованого шару можна визначити за довжиною мережевого алгоритму і тим самим формалізувати процедуру обчислення кількості елементів прихованого шару [6]. Середні значення ваг  $\overline{w}_1 \div \overline{w}_{k-1}$  визначаються за формулою:

$$\overline{w}_t = \frac{\sum_{p=1}^N w_t^{(p)}}{N}, \quad t = \overline{1, k-1}, \quad (1)$$

де  $N$  – розмірність навчальної вибірки  $P$ .

На основі аналізу розвитку паралельно-ієрархічного перетворення для швидкого розпізнавання інформації [7], ми складаємо систему рівнянь для визначення коефіцієнтів налаштування  $w_1 \div w_{k-1}$  у формі.

$$\begin{aligned}
 w_1 &= \frac{\sum_{i=2}^k a_{i1}^i}{(a_{11}^2 + \sum_i a_i^2)}, \\
 w_2 &= \frac{\sum_{i=2}^k a_{i1}^i}{(a_{11}^3 + \sum_i a_i^3)} - \frac{w_1 a_{11}^2}{(a_{11}^3 + \sum_i a_i^3)}, \\
 &\dots\dots\dots \\
 w_{k-2} &= \frac{\sum_{i=2}^k a_{i1}^i}{(a_{11}^{k-1} + \sum_i a_i^{k-1})} - \frac{w_1 a_{11}^2 + w_2 a_{11}^3 + \dots + w_{k-3} a_{11}^{k-2}}{(a_{11}^{k-1} + \sum_i a_i^{k-1})}, \\
 w_{k-1} &= \frac{\sum_{i=2}^k a_{i1}^i}{(a_{11}^k + \sum_i a_i^k)} - \frac{w_1 a_{11}^2 + w_2 a_{11}^3 + \dots + w_{k-2} a_{11}^{k-1}}{(a_{11}^k + \sum_i a_i^k)},
 \end{aligned} \quad (2)$$

де  $\sum_{t=2}^k a_{11}^t$  – еталонні компоненти кадру протяжної траси, який розпізнається;

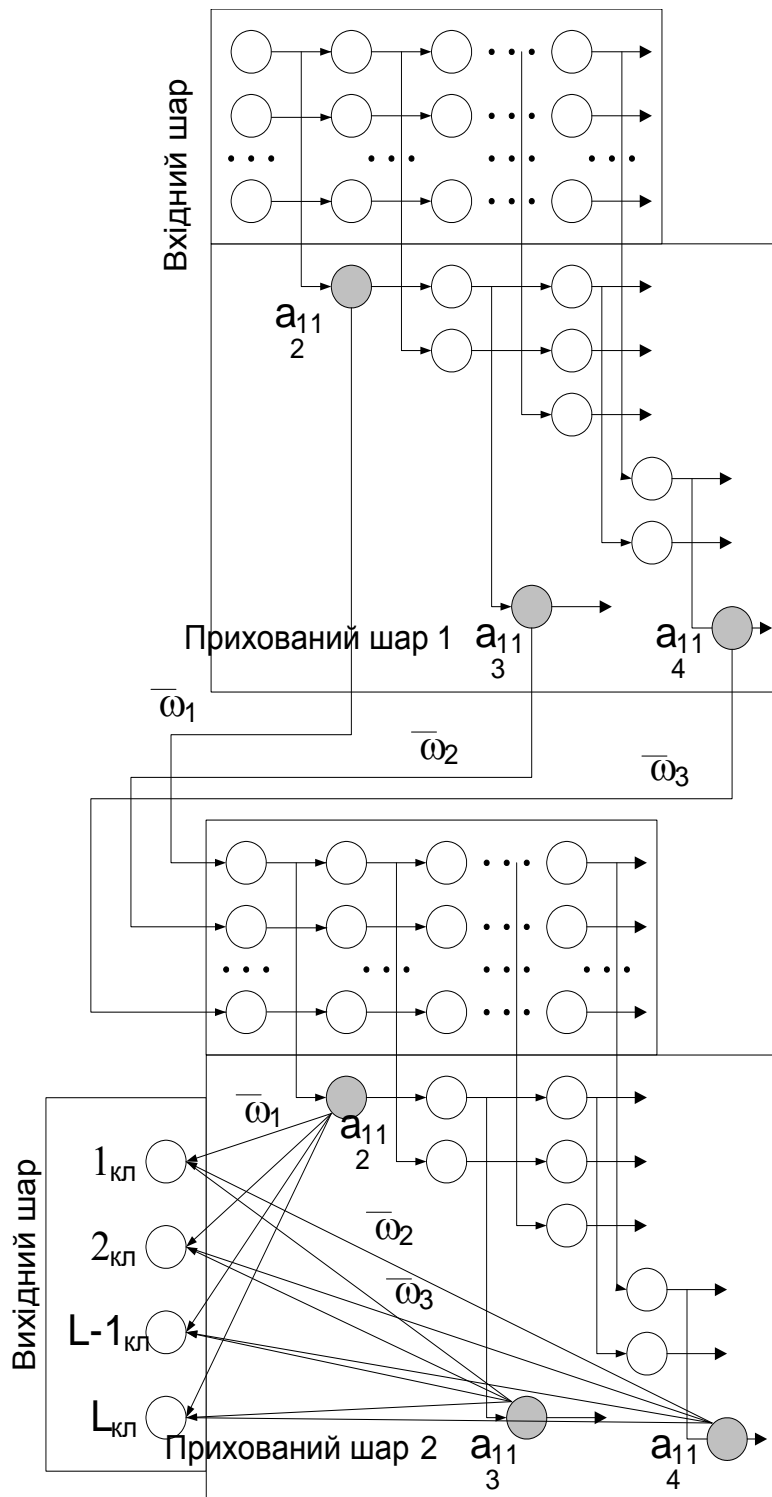


Рис. 2. Структура багатoshарової ПП мережі

$\sum_i a_i^k$ ,  $a_{11}^2 \div a_{11}^k$  – поточні компоненти кадру розпізнавання траси.

Після знаходження значень  $w_1 \div w_{k-1}$  формуємо рівняння нормування:

$$d = \frac{\overline{w_1} a_{11}^2}{\sum_{t=2}^k a_{11}^t} + \frac{\overline{w_2} a_{11}^3}{\sum_{t=2}^k a_{11}^t} + \dots + \frac{\overline{w_{k-2}} a_{11}^{k-1}}{\sum_{t=2}^k a_{11}^t} + \frac{\overline{w_{k-1}} a_{11}^k}{\sum_{t=2}^k a_{11}^t} = \frac{\sum_{t=2}^k \overline{w_{t-1}} a_{11}^t}{\sum_{t=2}^k a_{11}^t}. \quad (3)$$

Для нормалізації результатів роботи ПІ мережі з коригувальними коефіцієнтами, ми використовуємо основну властивість мережі –  $\sum_{t=2}^k a_{11}^t = \sum_i a_i$  [8].

Тоді правою частиною нормуючого рівняння є відношення суми добутків середніх значень коефіцієнтів коригування та кінцевих елементів до суми кінцевих елементів мережі.

При правильному розпізнаванні зображень дається нормоване вимірювання  $d \rightarrow 1$ . Ступінь близькості одиниці є мірою схожості розпізнаних зображень [9].

Використовуючи рівняння нормування, в якому  $\overline{w_1} = \overline{w_2} = \dots = \overline{w_{k-2}} = \overline{w_{k-1}} = 1$  можна просто виконати попередню процедуру класифікації зображень, а потім відповідно до системи сформувані коефіцієнти коригування  $\overline{w_1} \div \overline{w_{k-1}}$ , виконуючи тим самим процедуру визначення ваг для кожного класу.

Зокрема, якщо ми проводимо класифікацію в режимі реального часу та аналізуємо сусідні кадри, рівняння нормування набуває вигляду:

$$d = \frac{(a_{11}^2)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \frac{(a_{11}^3)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \dots + \frac{(a_{11}^{k-1})^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \frac{(a_{11}^k)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j}, \quad (4)$$

де  $\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j$  – сума  $k-1$  хвостових елементів,

$j$  – номер кадру,  $j = \overline{1, m-1}$ ,

$(a_{11}^2)^{j+1} \div (a_{11}^k)^{j+1}$  – значення хвостових елементів зображень відповідно попереднього ( $j$  - го) і наступного ( $j+1$  -го) кадрів.

Враховуючи вищезазначену властивість ПІ мережі [10], рівняння нормування (3) набуває вигляду:

$$d = \frac{(a_1)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \frac{(a_2)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \dots + \frac{(a_{N-1})^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \frac{(a_N)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j}. \quad (5)$$

Оскільки при обчисленні виразу не потрібно визначати кінцеві елементи  $(a_{11}^2)^{j+1} \div (a_{11}^k)^{j+1}$  при обробці  $j+1$ -го кадру, то при нормалізації результатів

оброблення вхідних даних  $(a_1 \div a_N)$  час процедури розпізнавання значно скорочується. У порівнянні з відомими структурами нейронних мереж [11], в яких для процедури розпізнавання у вихідному шарі  $J+1$ -го кадру неможливо використовувати вхідні дані  $J$ -го кадру.

Для здійснення паралельно-ієрархічного перетворення для швидкого розпізнавання зображень прийнятним є вибір з доступної цифрової інформації середнього значення  $\bar{a}_i$  з округленням до найближчого цілого та подальшим формування двох взаємопов'язаних ПІ мереж для оброблення від'ємних різницевих компонентів [12]. У цьому випадку для кожної з цих ПІ мереж можна скласти систему рівнянь, коренями якого для всіх рівнів, крім першого, є парами коефіцієнтів регулювання форми:

для позитивних різницевих компонентів –  $(W_1^{(+)} \div W_{k-1}^{(+)})$ ,

для негативних різницевих компонентів –  $(W_1^{(-)} \div W_{k-1}^{(-)})$ .

У цьому випадку для першого рівня ПІ мережі обчислюється лише коефіцієнт коригування  $W_1^{(+)}$ , оскільки є лише позитивні різницеві складові.

При обробленні послідовності зображень найкраще використовувати рівняння нормування для двох сусідніх кадрів зображень [13], на першому зображенні вказана ціна як еталон. Тоді рівняння нормування набуває вигляду:

$$d = \frac{\bar{w}_1(a_{11}^2)^j}{\sum_{i=2}^k (a_{11}^i)^{j-1}} + \frac{\bar{w}_2(a_{11}^3)^j}{\sum_{i=2}^k (a_{11}^i)^{j-1}} + \dots + \frac{\bar{w}_{k-1}(a_{11}^{k-1})^j}{\sum_{i=2}^k (a_{11}^i)^{j-1}} + \frac{\bar{w}_k(a_{11}^k)^j}{\sum_{i=2}^k (a_{11}^i)^{j-1}} = \frac{\sum_{i=1}^k \bar{w}_i(a_{11}^i)^j}{\sum_{i=2}^k (a_{11}^i)^{j-1}}, \quad (6)$$

де  $\bar{w}_1 \div \bar{w}_k$  – коефіцієнти регулювання, що отримані під час попередньої обробки на перших зображеннях набору;

$(a_{11}^i)^j, (a_{11}^i)^{j-1}$  – хвостові елементи відповідно поточного і попередніх зображень.

Зазвичай при обробці послідовності зображень необхідно виявляти неспотворені зображення та виключати їх з аналізу траси [14]. Для цього необхідно вдосконалення математичної моделі. Оскільки нормований критерій можна знайти як для одного кадру траси, так і для усієї траси в цілому, формуємо множину  $A$  коефіцієнтів  $d_i$ :

$$A = (d_1, d_2, \dots, d_N), \quad (7)$$

де  $N$  – кількість зображень.

Оскільки  $d$  є мірою відповідності між параметрами еталонної ПІ мережі та параметрами поточної мережі [15], тому  $i$ -ті елементи множини, які мають низьке значення, можна класифікувати як спотворені зображення:

$$(a_{i,j}^{k(\dots)})_e \cap (a_{i,j}^{k(\dots)})_n = \begin{cases} \text{зображення неспотворене, якщо } d_i \geq \chi, \\ \text{зображення спотворене, в іншому випадку} \end{cases}, \quad (8)$$

де  $\chi$  – пороговий критерій.

Оскільки  $0 \leq d \leq 1$ , то  $0 \leq \chi \leq 1$ .

Для якісної класифікації та розпізнавання послідовності зображень даний пороговий критерій може бути використаний у «жорстких» рамках:

$$0,8 \leq \chi \leq 1 \quad (9)$$

Для зображень у яких є значні спотворення внаслідок, рекомендуємо встановлювати менш жорсткі рамки порогового значення:

$$0,4 \leq \chi \leq 1 \quad (10)$$

Створення апаратних обчислювальних засобів для реалізації певних методів не завжди є простим завданням. Більш того, навіть відомі методи або алгоритми, які вже мають паралельність в математичних операціях, все одно вимагають додаткового аналізу, або повної зміни порядку розрахунків. Більш точна класифікація вимагає використання більш складних алгоритмів, вона використовує методи, які адаптуються до стану каналу. Для реалізації цього кроку можна використовувати паралельно-ієрархічні мережі, які мають властивість адаптивності при збереженні простого математичного апарату, що є вигідним при обробці зображень.

Для оцінки алгоритмів перетворення G моделювання проводили на комп'ютері у середовищі Visual Studio на мові програмування C#. В якості тесту були використані штучно створені зображення за допомогою ГВЧ. Глибина кольору зображень – сірий 8 біт. Слід також зазначити, що ці зображення є одними з найскладніших в обробці. Фактичні зображення, як правило, більш взаємопов'язані та обробляють набагато менше часу.

Моделювання проводили для повного перетворення П, оскільки оператори S і T залежать від результатів G перетворення, отже загальні витрати ресурсів на алгоритм корелюють із витратами на G перетворення.

Нехай є  $S$  ( $S = 1, 2, 3 \dots$ ) набори непустих елементів, що визначають інформацію. Кількість елементів у множині називається її довжиною (позначення  $L_\mu$  - довжина множини  $\mu$ ). Кількість різних елементів множини називається розмірністю цієї множини (позначення  $R_\mu$ ).

Математична модель паралельного розкладу множини  $\mu = \{a_i\}, i = \overline{1, n}$  представлена такою моделлю:

$$\sum_{i=1}^n a_i = \sum_{j=1}^R \left( n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) (a^j - a^{j-1}), \quad (11)$$

де  $a_i \neq 0$ ,  $R$  – розмірність цієї множини.

Розглянемо детально алгоритм формули 11, який працює таким чином:

1. Знаходимо ненульовий елемент з найменшим значенням –  $a_{\min}$ .
2. Підраховуємо кількість не нульових елементів у рядку  $N$ .
3. Знаходимо перший елемент множини  $\mu$  за формулою  $a_{\min} \times N$ .
4. Віднімаємо значення  $a_{\min}$  з кожного ненульового елемента рядка, утворюючи новий рядок.
5. Повторюємо операції 1-4 поки всі елементи вхідного рядка не стануть рівними 0.
6. На виході отримуємо набір  $\mu$ , який передається на наступний рівень.

У табл. 1 представлені середні результати моделювання для матриць різних вимірів.

До переваг цього методу належать:

- роботу тільки з додатними числами;

# МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

– розмірність максимального значення, що не перевищує 2 байти.

До недоліків можна віднести необхідність пошуку кожного рядка щоб знайти найменше число, або його початкове сортування від найбільшого до найменшого.

*Таблиця 1. Характеристика перетворення III з використанням мінімального елемента у операторі G*

Параметр	Матриця				
	4×4	16×16	64×64	128×128	256×256
Кількість рівнів	15	144	578	1150	2140
Максимальна кількість рядків	6	56	253	512	964
Максимальна кількість стовпчиків	10	110	504	1022	1926
Максимальне значення	44	1680	4032	16000	64512
Час виконання (мс)	41	189	4710	36000	251000

Одним із випадків такого перетворення є G перетворення за першим елементом, наведемо його алгоритм:

1. Беремо перший ненульовий елемент –  $a_f$ .
2. Підраховуємо кількість ненульових елементів у рядку N.
3. Знаходимо перший елемент множини  $\mu$  за формулою  $a_f \times N$ ;
4. Віднімаємо від кожного ненульового елемента рядка  $a_f$ , утворюючи новий рядок.
5. Повторюємо кроки 1-4, поки всі елементи вхідного рядка не стануть рівні 0.
6. На виході отримуємо набір  $\mu$ , що передається на наступний рівень.

У таблиці 2 наведено результати моделювання для матриць різних розмірів.

До переваг цього типу перетворення G можна віднести відсутність пошуку найменшого елемента (а отже повного перебору рядка).

А недоліками є необхідність роботи з від'ємними числами, а також значне збільшення розмірності операндів.

*Таблиця 2. Характеристика перетворення III з використанням першого елемента у операторі G*

Параметр	Матриця				
	4×4	16×16	64×64	128×128	256×256
Кількість рівнів	16	245	679	1364	2730
Максимальна кількість рядків	7	83	214	428	855
Максимальна кількість стовпчиків	12	164	442	886	1775
Максимальне значення	102	2,43E+04	5,92E+09	1,64E+12	2,01E+13
Мінімальне значення	0	-3,33E+04	-8,13E+09	-1,15E+12	-2,21E+13
Час виконання (мс)	24	267	969	60520	415820

**Висновки.** До переваг вибору елемента за середнім значенням належить висока швидкість, а мінуси – необхідність роботи з числами з плаваючою комою.

Перетворення  $G$  з вибором будь-якого елемента алгоритмічно простіше, але вимагає роботи з досить великими числами, а також здійснення роботи з від'ємними числами. Перетворення в  $G$  з вибором середнього арифметичного в якості початкового значення має просту алгоритмічну структуру і достатньо швидке, але для його роботи необхідні модулі для обчислення чисел з плаваючою комою.

Паралельно-ієрархічна обробка зображень є дуже актуальним завданням у сучасному світі. Наразі комп'ютерні процесори розвиваються у напрямку паралельної обробки даних і послідовні методи стають занадто повільними. Розглянута математична модель паралельно-ієрархічної обробки зображень показує потенціал для багатоядерного аналізу зображень, що, потенційно дає приріст у порівнянні з послідовним аналізом.

## ЛІТЕРАТУРА

1. Тимченко Л.И. Многоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений. // Кибернетика и системный анализ. 2000. № 2. С. 114-134.
2. Тимченко Л.И. Конвергентні та дивергентні процеси в реальних та штучних нейронних мережах. // Вісник ВПІ. 1997. № 1. С. 5-10.
3. Тимченко Л.И., Мельников В.В., Кокряцкая Н.И. Метод параллельно-иерархического распознавания изображений. // Искусственный интеллект. 2009. №10. С. 606-616.
4. Хинтон Д.Е. Как обучаются нейронные сети. // В мире науки. 1992. №11. С. 103-110.
5. Сегментація напівтонових зображень за ознакою зв'язаності : монографія / Железняк А.Л. та ін. Київ. : ДЕТУТ, 2008. С. 144.
6. Тимченко Л.И. Система координатной привязки для нестационарных сигналов. // Известия РАН. 2001. №6. С. 886-890.
7. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.И., Кутаев Ю.Ф. Основы теории пирамидально-сигмового перетворення зображень. // УМК ВО. 1992. №3. С. 272.
8. Рабинович З.Л. Представление и обработка знаний во взаимодействии сенсорной и языковой нейросистем человека. // Кибернетика и системный анализ. 1998. №2. С. 3-11.
9. Паралельно-ієрархічне перетворення і Q-обробка інформації для систем реального часу : монографія / Ковзель М.О. та ін. Київ. : КУЕТТ, 2006. С. 492.
10. Тимченко Л.И. Компактный опис моделей зображень для класифікації образів. // Вісник ВПІ. 1998. № 2. С. 72-83.
11. Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис для побудови спеціалізованих моделей образного комп'ютера : монографія / Кожем'яко В.П. та ін. Вінниця. : Універсум, 2005. С. 161.
12. Степанюк Д. С. Метод прогнозування показників біомедичних зображень з використанням паралельно-ієрархічної мережі. // Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка. 2018. №6. С. 300-313.
13. Timchenko L.I. A Brain-Like Approach to Multistage Hierarchical Image. // Image Analysis and Processing. 1997. №2. С. 246-253.
14. Aggarwal J.K. Object recognition and performance bounds. // Image Analysis and Processing. 1997. №1. 343-360.
15. Оброблення зображень на основі методів контурного препарування : монографія / Л.І. Тимченко Л.І. та ін. Київ : Альтерпрес, 2019, С. 166.

## REFERENCES

1. Timchenko L.I. (2000). *Mногоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений* [Multistage parallel-hierarchical network as a model of a neural-like computation scheme]. *Kybernetika i sistemnyy analiz - Cybernetics and Systems Analysis*, 2, 114-134 [in Russian].
2. Timchenko L.I. (1997). *Конвергентні та дивергентні процеси в реальних та штучних нейронних мережах* [Convergent and divergent processes in real and artificial neural networks]. *Visnik VPI - Bulletin of VPI*. 1, 5-10 [in Ukrainian].
3. Timchenko L.I., Melnikov V.V., Kokryatskaya N.I. (2009). *Метод параллельно-иерархического распознавания изображений* [The method of parallel-hierarchical image recognition]. *Iskusstvennyy intellekt - Artificial intelligence*. 10, 606-616 [in Ukrainian].
4. Hinton D.E. (1992). *Как обучаются нейронные сети* [How neural networks are trained]. *V mire nauki - In the world of science*. 11, 103-110. [in Russian].
5. ZHeleznyak A.L., Timchenko L.I., Stasyuk O.I. (2008). *Сегментация напівтонових зображень за ознакою зв'язаності* [Segmentation of virtual images by familiarity]. *Kiev: DETUT* [in Ukrainian].



6. Timchenko L.I. (2001). Sistema koordinatnoj privyazki dlya nestacionarnykh signalov [Gridding system for non-stationary signals]. Izvestiya RAN - Izvestia RAN. 6, 886-890. [in Russian].
7. Kozhemyako V.P., Timchenko L.I., Kutaev Y.F. (1994). Osnovi teorii piramidal'no-sit'ovogo peretvorenniya zobrazen' [Fundamentals of the theory of pyramidal-network image transformation]. UMK VO - UMK VO. 3, 272. [in Russian].
8. Rabinovich Z.L. (1998). Predstavlenie i obrabotka znaniy vo vzaimodejstvii sensornoj i yazykovoj nejrosistem cheloveka [Representation and processing of knowledge in the interaction of human sensory and linguistic neurosystems]. Kibernetika i sistemnyj analiz - Cybernetics and Systems Analysis. 2, 3-11 [in Russian].
9. Kovzel M.O., Timchenko L.I., Kutaev Y.F. (2006). Paralel'no-ierarhichne peretvorenniya i Q-obrobka informacii dlya sistem real'nogo chasu [Parallel-hierarchical transformation and Q-processing of information for real-time systems]. Kiev: KUETT [in Ukrainian].
10. Timchenko L.I. (1998). Kompaktnij opis modelej zobrazen' dlya klasifikacii obraziv [Kompaktnij opis modelej zobrazen' dlya klasifikacii obraziv]. Visnik VPI - Bulletin of VPI. 2, 72-83 [in Ukrainian].
11. Kozhemyako V.P., Timchenko L.I., Yarovy A.A. (2005). Paralel'no-ierarhichni merezhi yak strukturno-funkcional'nij bazis dlya pobudovi specializovanih modelej obraznogo komp'yutera [Parallel-hierarchical networks as a structural and functional basis for building specialized models of image computer]. Vinnitsa: Universum [in Ukrainian].
12. Stepanyuk D.S. (2018). Metod prognozuvannya pokaznikov biomedichnih zobrazen' z vikoristannyam paralel'no-ierarhichnoi merezhi [Method of forecasting indicators of biomedical images using a parallel-hierarchical network]. Informatika, kibernetika ta obchislyval'na tekhnika - Informatics, cybernetics and computer technology 6, 300-313 [in Ukrainian].
13. Timchenko L.I. (1997). A Brain-Like Approach to Multistage Hierarchical Image. Image Analysis and Processing. 2, 246-253.
14. Aggarwal J.K. (1997). Object recognition and performance bounds. Image Analysis and Processing. 1, 343-360.
15. Timchenko L.I., Kokryatska N.I., Hertius O.A., Galushko M.M. (2019). Obroblennya zobrazen' na osnovi metodiv konturnogo preparuvannya [Image processing based on contour preparation methods]. Kiev: Alterpress [in Ukrainian].

**Leonid Tymchenko<sup>1</sup>, Natalia Kokryatska<sup>2</sup>, Andrii Tykhonov<sup>3</sup>, Nadiya Dubova<sup>4</sup>**

<sup>1</sup> Doctor of Technical Sciences, Professor, Conqueror of the Department of Telecommunication Technologies and Automation, State University of Infrastructure and Technologies, Ukraine

<sup>2</sup> Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Telecommunication Technologies and Automation, State University of Infrastructure and Technologies, Ukraine

<sup>3</sup> Postgraduate student of the Department of Telecommunication Technologies and Automation, State University of Infrastructure and Technologies, Ukraine

<sup>4</sup> Senior Lecturer, Department of Higher Mathematics, Vinnytsia National Technical University, Ukraine

## DEVELOPMENT OF MATHEMATICAL MODELS OF PARALLEL-HIERARCHICAL TRANSFORMATION FOR EFFICIENT IMAGE PROCESSING

*This article considers the problems of modern models and methods of recognition of information and images, the analogy of learning parallel-hierarchical networks with RBF networks. During the analysis, it was determined that image processing using the mask method does not use all the power of multi-core systems. The analysis of parallel-hierarchical transformation and image processing is carried out. The analysis of the mathematical model of parallel-hierarchical transformation for speed increase by means of parallel transformation is carried out. The algorithm was simulated using the C# language, and artificially created images using microwave were used for the test. The simulation was performed for complete PI conversion, the simulation results are shown in the tables. Parallel-hierarchical transformation for image processing has great potential in transport systems, it can be used in tasks where it is necessary to quickly analyze images from the camera, such as the presence of obstacles in the trajectory of traffic and collision avoidance, analysis of asphalt damage on the trajectory and suspension adjustment to level the effect. The results obtained in the modeling process allow us to conclude that the speed of parallel-hierarchical transformation in image processing problems.*

**Keywords:** parallel - hierarchical transformations, image processing, parallel-hierarchical networks.