

УДК 658.012:681.32:621.38

І. Д. ІВАСЮК

МЕТОДИ І ЗАСОБИ ПАРАЛЕЛЬНО-ІЄРАРХІЧНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ ДЛЯ ВИСОКОПРОДУКТИВНОГО ОБРОБЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

*Управління освіти і науки вінницької обласної державної адміністрації,
вул. Козицького, 33, м. Вінниця, Україна,
тел./факс (0432) 53-15-02, E-mail: upr_osvit@vin.gov.ua*

Анотація. Розроблено методи і засоби паралельно-ієрархічного перетворення для підвищення продуктивності оброблення зображень на прикладах обробки зображень плям лазерних пучків та людських облич.

Аннотация. Разработаны методы и средства параллельно-иерархического преобразования для повышения продуктивности обработки изображений на примерах обработки пятен лазерных пучков и человеческих лиц.

Abstract. Methods and means of in parallel- hierarchical conversion for increasing the productivity of image processing based on the examples of working the spots of the laser beams and human persons are developed.

Ключові слова: паралельно-ієрархічне перетворення, комп'ютерна система, нейроподібна обробка, розпізнавання зображень, контурне препарування, пірамідальне та побігово-ієрархічне кодування, популяційне кодування, зображення плям лазерних пучків, зображення людських облич.

ВСТУП

Останні тенденції у галузі обробки сигналів показують, що для організації їх ефективної обробки бажано використовувати методи, розроблені самою природою. Підвищення інтересу до аналізу процесів, які відбуваються в корі головного мозку, призвело до виникнення моделей, які наділені деякими властивостями природних нейронних мереж. З упевненістю можна констатувати, що "ідеальним" пристроєм перетворення оптичної інформації паралельного типу є око - мабуть сама унікальна із сенсорних систем людини.

З останніх досліджень відомих нейробіологів залишаються нез'ясованими наступні питання: яким чином відбувається взаємодія в корі головного мозку (ГМ) нейроансамблів, що утворюються, їхня взаємодія на рівні природних локальних нейронних мереж; як у часі відбувається інтеграція просторово розділених активованих нейроансамблів Д. Хебба в горизонтальних і вертикальних шляхах у момент узгодженої дії багатьох одночасно діючих подразників?

Розглянуті в статті методи і засоби поки володіють у більшому ступені метафоричною подібністю з "природними" комп'ютерами, проте на основі них можна буде створити нові мікропроцесорні системи і комп'ютери нової архітектури. Прототипом запропонованих методів можна вважати метод колективних обчислень у нейроподібних схемах колективного прийняття рішень, що потребує колективної взаємодії великої кількості простих рішень, у результаті якого приймається складне рішення шляхом комбінування даних протягом якогось проміжку часу.

Запропонований метод створення обчислювального середовища - паралельно-ієрархічної (ПІ) мережі, яка досліджена у вигляді нейроподібної схеми обчислень. Метод має ряд переваг у порівнянні з іншими методами формування нейроподібного середовища (наприклад, штучних нейронних мереж). Головною перевагою методу є використання наслідків динаміки багаторівневої паралельної взаємодії інформаційних сигналів на різних рівнях ієрархії штучної обчислювальної мережі, що дозволяє поєднати такі відомі природні особливості організації обчислень у корі ГМ: топографічний характер відображення, одночасність (паралельність) дії сигналів, мозаїчність структури кори, грубу ієрархічність кори, просторово корельований у часі механізм сприйняття, навчання.

У загальному виді властивість багатоетапності мережі стосовно обробки зображень можна сформулювати таким чином. Аналіз зображення полягає в послідовному перетворенні збіжних і виявленні (фільтрації) незбіжних у часі складових зображення при переході елементів нейронної мережі

з поточних енергетичних станів з одними просторовими координатами в стани з меншою енергією з іншими просторовими координатами.

Для ПІ перетворення існують аналогії методів інтегрування неперервних та дискретних функцій і методу ПІІ перетворення. Якщо масив одномірний, то неперервним аналогом ПІІ методу є метод інтегрування по частинам (з інтегруванням по горизонтальних відрізках). Якщо масив двовимірний, то неперервним аналогом мережного ПІІ методу є метод дворівневого інтегрування.

У якості одного із аналогів ПІІ мережі являється N мережа У. Гренандера, що побудована з нейронів, сполучених між собою у відповідності зі статичною топологією. Відомо, що природні нейронні мережі цілком неоднорідні і мають характерну тривимірну архітектуру. У той же час доведено, що N мережі не враховують у даній мірі неоднорідність і трьохмірність природних нейронних мереж. Саме ці ідеї неоднорідності, трьохмірності і наявності запізнювання сигналів у мережі лягли в основу побудови ПІІ мережі.

ОСНОВНІ ТЕОРЕТИЧНІ ПОЛОЖЕННЯ

Математична модель паралельного розкладання множини $\mu = \{a_i\}$, $i = \overline{1, n}$ має вигляд [1, 2].

$$\sum_{i=1}^n a_i = \sum_{j=1}^R \left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) (a^j - a^{j-1}), \quad (2)$$

де $a_i \neq 0$, R – розмірність даної множини, $S (S = 1, 2, 3 \dots)$ – непусти множини елементів, що задають інформацію з однакових елементів сформуємо підмножини, елементи однієї підмножини позначимо через a^k , $k = \overline{1, R}$, n_k – число елементів у k -ій підмножині (тобто кратність числа a_k), a^j – довільний елемент множини $\{a^k\}$, обраний на j -му кроці, $j = \overline{1, R}$, $a^0 = 0$, $n_0 = 0$.

Перетворення множини μ в множину μ^1 , що задається моделлю (2), є оператор перетворення G .

$$G(\mu) = \mu^1. \quad (3)$$

Якщо для вихідних S масивів застосуємо оператор перетворення G , що задається формулою (2), то для кожного масиву отримано своє построкове розкладання:

$$\mu_1^1 = \bigcup_{i=1}^{R_1^1} a_{1i}^i, \quad \mu_2^1 = \bigcup_{i=1}^{R_2^1} a_{2i}^i, \quad \dots, \quad \mu_s^1 = \bigcup_{i=1}^{R_s^1} a_{si}^i, \quad (5)$$

де μ_s^1 – множина під номером S на першому рівні, тоді для k -го рівня множина під номером 1 запишеться μ_i^k , відповідно R_s^1 – кількість елементів у S множині на першому рівні, R_i^k – кількість елементів у S множині на k -му рівні. Якщо об'єднати отримані елементи (5) у матрицю M_1 , то формується матриця прямого розкладання на першому рівні.

$$M_1 = \bigcup_{S=1}^S \left(\bigcup_{i=1}^{R_S^1} a_{si}^1 \right). \quad (6)$$

Якщо матрицю M_1 переписати в такий спосіб, згрупувавши її елементи не по рядках, а по стовпчиках, то сформується нова матриця:

$$M_1^T = \bigcup_{i=1}^{R_S^1} \left(\bigcup_{S=1}^S a_{si}^1 \right), \quad (7)$$

тобто матрицю M_1 – транспонуємо. А позначивши через T оператор транспонування матриці, тобто перехід від (6) до (7), тоді $T(M_1) = M_1^T$.

При послідовному застосуванні оператора G до множин $\mu_s^{1..T}$ формується на другому рівні ($k = 2$) новий масив μ_2 :

$$\mu_2 = \bigcup_{R^1=1}^{R^1} \mu_{R^1}^2 = \bigcup_{R^1=1}^{R^1} \left(\bigcup_{i=1}^{R_{R^1}^2} a_{R^1 i}^2 \right).$$

Починаючи з другого рівня, утворення матриць $M_2^T, M_3^T, \dots, M_k^T$ відбувається не тільки за допомогою транспонування як у (7), а по діагоналях і отримані множини є діагональними. Матрицю M_2^T можна одержати з M_2 таким же засобом як і M_1^T і M_1 , виключивши перший елемент a_{11}^2 – хвостовий елемент мережі. Елемент a_{11}^2 – є першим результатом у перетворенні S – вихідних масивів. На кожному рівні, починаючи з другого, утворюються по одному елементу типу a_{11}^k , де k – номер рівня ($k = 2, 3, \dots$), тому що в перших стовпчиках матриць M_2, M_3, \dots, M_k знаходяться тільки по одному елементу.

Матриця M_2^T переходить на третій рівень і служить основою для побудови матриці M_3 і т.д., поки в матриці M_k (на якомусь k -му рівні) не залишиться один елемент, тобто $T(S(M_2)) = M_k^T$ не містить жодного елемента.

Послідовне застосування трьох операторів G, S, T формуємо функціонал Φ , тобто $\Phi(M) = T[S(G(M))]$, де S - оператор зсуву рядка на величину меншу номера даного рядка на одиницю і виключення першого стовпчика матриці M_k в результат розкладання.

Мережний метод прямого ПІ перетворення полягає в послідовному застосуванні до початкових множин $\bigcup_{S=1}^S \mu_s$ по одному разу операторів перетворення G і транспонування T , а потім $(k-1)$ раз функціонала.

$$\Phi_{t=2}^k \left[T \left(G \left(\bigcup_{S=1}^S \left(\bigcup_{i=1}^n a_i \right) \right) \right) \right] = \bigcup_{t=2}^k a_{11}^t, \quad (8)$$

де a_{11}^k - вихідна інформація прямого ПІ перетворення.

З виразу (8) слідує наступні твердження.

Твердження 1. Сума вхідних елементів ПІ мережі дорівнює сумі її хвостових елементів [3].

$$\sum_{j=1}^S \sum_{i=1}^{n_s} a_{ji} = \sum_{t=2}^k a_{11}^t.$$

Для доказу цього твердження вперше доказані допоміжні твердження:

- Сума елементів будь-якої стовпчикової матриці дорівнює сумі елементів G – перетворення цієї матриці.

- Застосування G -перетворення до прямокутної матриці будь-якої розмірності не змінює суми елементів матриці (інформація повністю зберігається).
- Сума елементів вхідного масиву стовпчикових матриць (або вхідної прямокутної матриці) дорівнює сумі хвостових елементів.

Твердження 2. Довжина алгоритму задається в такий спосіб:

$$L = R^1 + \sum_{t=1}^k P^{t+1} - (n^t - 1), \quad (9)$$

де $P^t = \max \{R_1^t, R_2^t + 1; R_3^t + 2; \dots; R_{n^{t-1}}^t + n^{t-1} - 1\}$, а n^{t-1} кількість множин у матриці M'_{t-1} , що переходять на t -рівень для подальшого перетворення.

Доведено, що процес кодування і декодування масиву інформації в Ш мережі однозначний. Процес декодування має таку ж кількість циклів як і кодування, а послідовність циклів декодування строго обернена послідовності циклів кодування.

Кількість операцій для Ш перетворення дорівнює $N(N+1)$. Для широко застосовуваних на практиці, наприклад ортогональних перетворень, число використовуваних операцій буде: для ШПФ - $4N^2 \log_2 N$, для Адамара - $2N^2 \log_2 N^2$ і для Хаара - $4N(N+1)$, де $\sum_{i=1}^k n_i = N$ - загальна кількість оброблюваних елементів.

Якщо застосувати у якості критерію вибору елемента статистичний критерій, тобто на кожному рівні Ш перетворення вибирати елемент із найбільшою ймовірністю, то отримуємо метод пірамідально-лінійного кодування (ПЛК) [4]. Якщо розмістити ймовірності появи елементів у порядку не зростання, а обраний на кожному кроці Ш перетворення елемент, кодувати одиницею, а інші - нулем, то у початковому потоку буде n елементів, у першому стовпчику масок теж буде n кодів-масок, із яких np_1 - одиниці. Тоді в другому стовпчику масок уже буде $n - np_1$ кодів-масок, із яких np_1 - одиниці, тобто утворюється $k-1$ стовпчик масок. Якщо через A_n^k позначити вхідний потік із n символів по k різноманітних, M - стовпчик-маска, а A_{p_i} - елемент із ймовірністю $p_i, i = \overline{1, k}$, то в загальному виді схему ПЛК можна записати в такому виді

$$A_n^k = \left(A_{p_1} M_n^1 + A_{p_2} M_{n(1-p_1)}^1 \right) + \left(A_{p_3} M_{n(1-p_1-p_2)}^2 + A_{p_4} M_{n\left(1-\sum_{i=1}^3 p_i\right)}^2 \right) + \dots + \left(A_{p_{k-1}} M_{n\left(1-\sum_{i=1}^{k-2} p_i\right)}^{k/2} + A_{p_k} M_{n\left(1-\sum_{i=1}^{k-1} p_i\right)}^{k/2} \right).$$

В цьому випадку процес ПЛК можна прискорити в 2 рази, якщо на кожному рівні аналізувати пари сусідніх символів із ймовірностями p_i і p_{i+1} . Тоді процес ПЛК стає паралельним і його можна представити у виді кодового дерева.

Умовою ущільнення для ПЛК є виконання співвідношення - $\sum_{i=1}^{k-2} (k - (i+1))p_i > (k-1) - \log_2 k$. Тобто ефективність засобу ПЛК по ущільненню даних порівняна із сімейством методів ущільнення на основі кодування Хаффмена. На відміну від методів кодування Хаффмена, де необхідна організація досить складної процедури побудови кодового дерева, для ПЛК його будувати немає необхідності, хоча формальна побудова його можлива.

При реалізації пірамідально-нелінійного кодування на першому рівні елементів, сума ймовірностей котрих ≈ 0.5 , сортуються у порядку зменшення ймовірності. Ці елементи кодують одиницею, всі інші - нулем. Таким чином, множина всіх елементів розбивається на дві підмножини. На наступному рівні розділено для кожної підмножини процедура цілком повторюється, тобто процес відбувається рекурсивно, поки не з'явиться підмножина, що складається тільки з одного елемента.

Модель кодування в матричній формі тоді має вигляд:

$$A_n^k = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^k A_{p_i} M_{p_i}^{n_j},$$

де n_j – кількість елементів на j -му рівні, $n_1 = n$, M_{p_i} – матриця-стовпчик масок на j -му рівні елемента з ймовірністю p_i . Коефіцієнт ущільнення R :

$$\frac{\log_2 k}{\sum_{i=1}^{k-1} ip_i + (k-1)p_k} \leq R \leq 1.$$

Коефіцієнт ущільнення R приймає граничне значення, якщо p_1, p_2, \dots, p_k утворюють ряд спадної геометричної прогресії та $p_1 = p_2 = \dots = p_k$.

У сучасних інформаційних технологіях факсимільного ущільнення інформації намітилася та межа, перебороти котру можна тільки на основі створення нових концепцій і підходів до рішення даної проблеми. Досліджуються нові напрямки в техніці факсимільного ущільнення інформації, що зводяться до наступних ідей: аналізу щільності розподілу однакових символів (статистичний метод) і аналізу багаторівневого представлення даних на кожному рівні ієрархії (група нестатистичних методів).

Як приклад нестатистичного кодування запропонований метод побітово - ієрархічного кодування [4]. Кодування полягає в ієрархічному процесі зменшення всіх серій (серія - послідовність однакових бітів) на один біт. Причому всі одноелементні серії (крім випадку, якщо одноелементна серія знаходиться на початку ланцюжка), узагалі не розглядаються. Початковий файл замінюється двома послідовностями. Одна складається з того, що залишилося від початкового файлу, інша - із різницевих довжин ланцюжків, на які був розбитий файл. Алгоритм відновлення стисненої інформації заснований на аналізі останнього елемента ланцюжка. При декодуванні наступним елементом ставиться той же як і останній елемент в кодованому ланцюжку даних, а наступні елементи формуються почергово один за одним. За допомогою службової інформації можна контролювати кількість потрібних елементів в кожному ланцюжку даних відносно першого елемента в службовій інформації. Приклад кодування бітової послідовності: 100101000110101100010. Даний фрагмент розбивається на три ланцюжка (1,2,3): 1001010; 00110101; 100010. Результатом кодування будуть послідовності нових ланцюжків: 10; 001; 100, а також службова інформація 7; 1; -1. Службова інформація формується на підставі середньої довжини початкових ланцюжків. Операція декодування буде виконуватись таким чином:

Процес відновлення ланцюга даних			Службова інформація	Число елементів відновленого ланцюга		
$\underbrace{10}$ Результат кодування	\rightarrow	$\underbrace{01010}$ Додані елементи	\rightarrow	$\underbrace{1001010}$ Відновлений код	(7)	(7)
001	\rightarrow	10101	\rightarrow	00110101	(1)	(7+1)
100	\rightarrow	0101	\rightarrow	100010	(-1)	(7-1)

Умовою ущільнення є величина суми кількості неодноразових серій і кількості ланцюжків. А відносний коефіцієнт ущільнення показує які можливості представляє результат кодування файлу для необхідного об'єму службової інформації. Дана властивість методу показує його ефективність для кодування переходів типу $0 \rightarrow 1$ і $1 \rightarrow 0$, тобто для ущільнення, наприклад, контурних зображень. Виходячи з даною умови ущільнення алгоритму побітово-ієрархічного кодування виходить, що чим

більше одиночних серій, тим алгоритм ефективніший, а враховуючи, що середня довжина серій найменша в архівних файлах (≈ 2 біт) у порівнянні з іншими типами файлів, то даний алгоритм кодування необхідно застосовувати в першу чергу до архівних файлів, додатково стискаючи їх ще до 10%. Запропонований статистичний метод кодування заснований на ідеї ієрархічного аналізу щільності розподілу однакових байт у файлі. Відомі архіватори цієї властивості не використовують, а тому при побудові ймовірної моделі алгоритму використовується не ймовірності появи байт файлу, а ймовірності переходу від одного байта до наступного. Нехай файл містить n байт для який буде таке ж число позицій кодування, і k - різноманітних байт, ($1 \leq k \leq 256$) рівнів. Якщо позначити через $A_j^{(S+1)}$ появу байта на $(S+1)$ -ій позиції у файлі за умови, що на S -ій позиції знаходиться $A_j^{(S)}$ байт, причому подія A_i появи i -го байта не залежить від позиції, а ймовірність переходу від i -го байта до j -го при переході з S -ої на $S+1$ -у позицію позначити через P_{ij} то можна знайти зв'язок між ймовірностями переходу і ймовірностями появи байт у файлі. Тобто якщо позначити ймовірності через p_1, p_2, \dots, p_k , тоді матрицю переходу π_1 можна переписати в такий спосіб:

$$\pi_1 = \frac{n}{n-1} \begin{pmatrix} p_1 - \frac{1}{n} & p_2 & \dots & p_k \\ p_2 & p_2 - \frac{1}{n} & \dots & p_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_1 & p_2 & \dots & p_k - \frac{1}{n} \end{pmatrix}$$

Аналіз матриць переходу π_m дозволяє вибрати оптимальний шлях кодування. На кожному рівні з файлу при переході на наступний рівень видаляються всі однакові байти, рівні $A_i, i=\overline{1, k}$, у якого сума ймовірностей переходу дорівнює 1 для найменшого m . Результативність методу для ущільнення текстових, графічних і виконуваних файлів можна порівняти з методом Хаффмена. Робота моделі показує, що даний алгоритм, у тих випадках, коли інші перетворення малоефективні, покращує результати упакування в порівнянні з ними на 5-7%.

Розглянемо метод навчання ПІ мережі на основі популяційного кодування [5, 6], який застосовується для розпізнавання статичних і динамічних зображень. Поточний образ або досліджуваний образ, який оброблений ПІ мережею з поточними параметрами $a_{i,j}^1, a_{i,j}^2, a_{i,j}^3, \dots, a_{i,j}^k$; $N a_{i,j}^1, N a_{i,j}^2, N a_{i,j}^3, \dots, N a_{i,j}^k$, порівнюється з еталонним образом або образом норми, який оброблений ПІ мережею з усередненими параметрами - $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$; $N \bar{a}_{i,j}^1, N \bar{a}_{i,j}^2, N \bar{a}_{i,j}^3, \dots, N \bar{a}_{i,j}^k$.

Якщо скористатися препаруванням елементів ПІ мережі для кожного рівня, то від усереднених параметрів $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$ можна перейти на основі трьохрівневого кодування до їх відображення бінаризованими препаратами (-1, 0, +1) [7].

$$\bar{a} = \frac{1}{NM} \sum_{ij} a_{ij}$$

Потім визначаються масиви різниць елемента із середнім значенням образу (або фрагменту траси), у якому знаходиться елемент образу:

$$R_{ij} = a_{ij} - \bar{a}$$

Для препарування початкового образу отримані різниці порівнюються з порогом δ , тобто

$$q_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } R_{i,j} > \delta; \\ -1, & \text{якщо } R_{i,j} < -\delta; \\ 0, & \text{якщо } |R_{i,j}| \leq \delta. \end{cases}$$

Причому поріг δ вибирається з умови:

$$N_t^{(1)} \cdot N_t^{(-1)} \cdot N_t^{(0)} = \text{Max},$$

де $N_t^{(1)}, N_t^{(-1)}, N_t^{(0)}$ - кількості одиничних, мінус одиничних і нульових препаратів при кожному порозі t .

Тобто для довільного усередненого параметра такий перехід може відобразитися трьома видами препаратів: $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. У цьому випадку ПІ мережа з числовими відліками перетвориться в ПІ мережу з бінаризованими відліками $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. Тоді істотно спрощується процедура порівняння бінаризованих відліків поточної й еталонної ПІ мереж.

Для формування еталонних образів необхідно провести для них навчання в межах навчальної вибірки. Для чого необхідно при кожному навчанні робити усереднення по елементах гілки кожного рівня, тобто формувати усереднені елементи $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$, далі переходячи до бінаризованих препаратів $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. Виконавши у такий спосіб вищевказані дії можна сформувати ПІ мережу з еталонними параметрами для поточних зображень.

Сформувавши ПІ мережі з еталонними параметрами можна робити її порівняння з ПІ мережею, що використовує поточні параметри. Під ПІ мережею з поточними параметрами варто розуміти ПІ мережу з поточними значеннями її елементів $a_{i,j}^1, a_{i,j}^2, a_{i,j}^3, \dots, a_{i,j}^k$ з переходом до бінаризованих препаратів $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$ і поточним числом елементів у гілках кожного рівня $N_{a_{i,j}^1}, N_{a_{i,j}^2}, N_{a_{i,j}^3}, \dots, N_{a_{i,j}^k} \dots$. Для кожного з рівнів ПІ мереж проводилося обчислення коефіцієнта кореляції. Коефіцієнт кореляції можна обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також і загальний для двох ПІ мереж, що поліпшує вірогідність формування результату розпізнавання. Синтезована в такий спосіб структура ПІ мережі з усередненими параметрами показана на рис. 1.

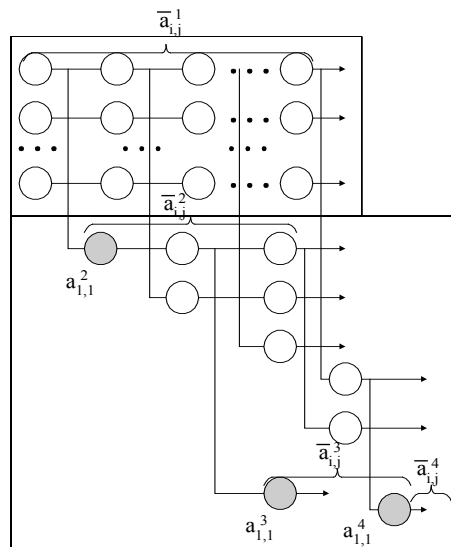


Рис. 1. Структура ПІ мережі з усередненими параметрами [8]

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Дослідження ПІ перетворення виконано для двох прикладів. Це розпізнавання зображень облич та знаходження енергетичних центрів зображень плям лазерних пучків. При проведенні експериментів, розроблена система для оброблення зображень облич перевірялась на загальнодоступній Манчестерській базі даних зображень облич. Ця база даних була створена в Манчестерському Університеті і використовувалася для перевірки системи розпізнавання облич, яка була розроблена Ланітісом і ін. База даних містить більш 600 напівтонових зображень розміром 512×512 із 256 градаціями сірого. Дані зображення подані з різноманітними змінами у вигляді облич, із різним масштабом, поворотами голови, із різноманітними умовами освітлення й ін. Для зашумлення початкового зображення використовувалася програма PHOTOSYOP. Використовувалися інструменти Effects \rightarrow Noise \rightarrow Add noise \rightarrow Uniform/Normal distribution \rightarrow Variance [0. .100]. При проведенні експериментів було сформовано 7 різноманітних градацій ступеня зашумлення: 0%, 5%, 10%, 15%, 20%, 25%, 30%. Для проведення препарування зображення проводився вибір оптимального порога препарування шляхом послідовного перебору величин порогів із діапазону $\delta \in \left\{ 1, 2, \dots, \frac{I_{\max}}{2} \right\}$, де $I_{\max} = 255$ - величина максимальної яскравості пікселя зображення. Вибір

порогів, що перевищують заданий діапазон, було визнано недоцільним, оскільки для таких величин кількість нульових препаратів було переважним. Для кожної поточної величини порога проводилося спробне препарування зображення з підрахунком загальної кількості позитивних, негативних і нульових препаратів. У ході експериментів для початкового і зашумленого зображень були отримані криві горизонтального і вертикального урівноважування [3], які формувались у вигляді кривої постовпчиковим урівноваженням позитивних, негативних і нульових препаратів. Для кожного з зашумлених зображень стосовно початкового проводилося обчислення коефіцієнта кореляції з використанням інструментарію EXEL: FUNC \rightarrow STATISTICAL \rightarrow CORREL. За результатами робіт автор прийшов до наступних міркувань: оптимальний поріг препарування знаходиться в найближчій окрузі критерію максимальності добутку кількостей препаратів; із ростом ступеня зашумленості величина оптимального порога знижується; криві горизонтального урівноважування значно краще передають індивідуальні деталі початкових зображень, тому саме їх доцільно використовувати для кореляційного порівняння в задачах розпізнавання й ідентифікації; при збільшенні ступеня зашумлення до 30 % коефіцієнт кореляції залишався на достатньо високому рівні 0,8 (Гауссовський шум) і 0,65 (рівномірний шум), що обумовлює використанням операцій підсумовування і граничної обробки запропонованого методу; у зв'язку з переходом від двовимірних початкових зображень до набору одномірного кривого урівноважування забезпечується більш висока швидкодія методу кореляційного порівняння в порівнянні зі звичайними методами.

Схема оброблення полягає в препаруванні зображень, тобто його переписі в бінарні зображення, і наступному перетворенні на мережній нейроподібній структурі з формуванням вихідних коефіцієнтів перетворення. Потім проводиться кореляційний аналіз зазначених коефіцієнтів із наступною класифікацією образів. Результати кореляційного порівняння при обробленні зображень облич на основі популяційного кодування приведені на рис. 2. При використанні ПІ мережі для задач розпізнавання образів відсоток коректного розпізнавання зображень склав 93,3%, а середній час розпізнавання – 10,73 с. Ці ж усереднені показники для системи оброблення зображень людських облич відповідно до методів, викладених в роботі проф. Ланітіса, і отримані на основі реалізації формової моделі, формонезалежної напівтонової моделі і локальної напівтонової моделі, а також їх трьох комбінацій, склали відповідно 84,8% і 30с.

Перевірка продуктивності ПІ перетворення у ролі моделі для контрольованого навчання здійснювалась на прикладі оброблення зображень плям лазерних пучків. Попередня обробка містила виконання процедур урівноваження бінарізованих зображень - контурних препаратів та апроксимацію крайових ліній для обробки послідовності зображень плям лазерних пучків. Етапи для вимірювання координат енергетичних центрів зображень плям лазерних пучків містили: виділення граничних ліній на зображенні; визначення попередніх центрів на основі виконання операції урівноваження зображення контурних препаратів за чотирма напрямкам; сегментування граничних ліній (обрані точки використовуються як дані для апроксимації); апроксимація граничних ліній; пошук еталонного зображення; тунелювання по усереднених коефіцієнтах апроксимації; навчання ПІ мережі на основі популяційного кодування (формується еталонна та поточна структури ПІ мереж для еталонного та поточного зображень, тобто формується еталонна ПІ мережа у центральному тунелі та поточні ПІ мережі для тих зображень, що формують границі тунелю ліворуч і праворуч від центрального тунелю); обробка поточних зображень.

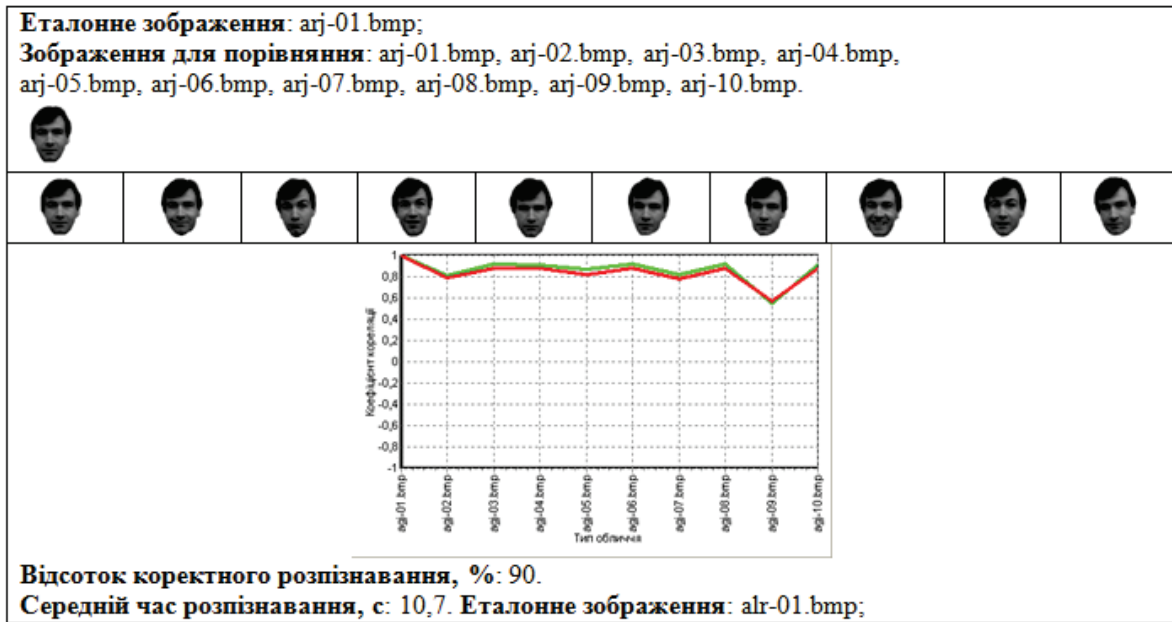


Рис. 2. Результати кореляційного порівняння при розпізнаванні зображень облич на основі популяційного кодування

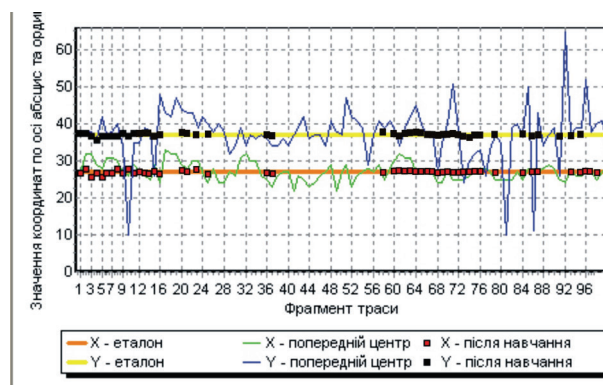


Рис. 3 Графік знаходження координат енергетичних центрів зображень плям лазерних пучків до і після навчання ПІ мережі [9, 10]

Порівняльний аналіз показує, що запропоновані методи дозволяють вимірювати координати центрів лазерних зображень на основі апроксимації крайових ліній та навчання ПІ мережі з точністю визначення точки прив'язки не більше ніж 1,2 е.р. (рис. 3), які по точності перевищують відомі, наприклад на основі визначення центру ваги за допомогою моментних ознак, у середньому в 2 рази.

ВИСНОВКИ

1. *Вперше одержано* перевірку властивості паралельно-ієрархічного перетворення - рівність суми хвостових елементів мережі сумі її вхідних елементів, яка дозволяє контролювати процес обчислення при формуванні елементів нейроподібної мережі.
2. *Встановлено*, що для різноманітних модифікацій методу кодування Хаффмена необхідна організація досить складної процедури побудови кодового дерева, а для пірамідально-лінійного та пірамідально-нелінійного методів кодування його будувати немає необхідності, хоча формальна побудова його можлива. Якщо реалізація пірамідальних методів кодування не передбачає побудови кодового дерева, то при використанні адаптивного кодування не вимагається додаткових витрат на зміну кодового дерева, що істотно покращує якість ущільнення.
3. *Удосконалено* нові напрямки в техніці інформаційного ущільнення, що засновані на ідеях аналізу

щільності розподілу однакових символів - статистичний метод, при побудові вірогідної моделі якого використовуються не ймовірності появи символів файлу, а ймовірності переходу від одного символу до наступного.

4. *Вперше одержано* умову ущільнення побітово-ієрархічного алгоритму кодування з якої слідує, що чим більше одиночних серій, тим алгоритм ефективніший, а з огляду на той факт, що середня довжина серій найменша в архівних файлах (≈ 2 біт) у порівнянні з іншими типами файлів, то даний алгоритм кодування необхідно застосовувати в першу чергу до архівних файлів, додатково стискаючи їх ще до 10%.

5. На відміну від відомих структур штучних нейронних мереж, у яких для порівняння використовуються не нормовані (абсолютні) критерії подоби в *розробленому* методі навчання ПІ мережі на основі популяційного кодування використовується нормований критерій. При цьому нормовану міру порівняння запропоновано обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також обчислювати і загальну для двох ПІ мереж, що поліпшує точність формування результату розпізнавання.

6. На відміну від відомих структур штучних нейронних мереж, у яких для порівняння використовуються не нормовані (абсолютні) критерії подоби в розглянутому методі навчання використовується нормований критерій. При цьому коефіцієнт кореляції запропоновано обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також обчислювати і загальний для двох ПІ мереж, що поліпшує точність формування результату розпізнавання. *Вперше одержано* результати машинного моделювання, які проведені на прикладі мережевої обробки зображень облич, і показують повну адекватність отриманих теоретичних та експериментальних результатів. При використанні паралельно-ієрархічної мережі на основі популяційного кодування для задач розпізнавання образів відсоток коректного розпізнавання зображень склав 93,3%, а середній час розпізнавання – 10,73 с. Ці ж усереднені показники для системи розпізнавання зображень людських облич відповідно до методів, викладених в роботі проф. Ланітіса, і отримані на основі реалізації формової моделі, формонезалежної напівтонової моделі і локальної напівтонової моделі, а також їх трьох комбінацій, склали відповідно 84,8% і 30с.

7. *Дістало подальший розвиток* модель вимірювання координат центру зображень плям лазерних пучків на основі методу апроксимації крайових ліній з точністю визначення точки прив'язки не більше ніж 1,2 е.р. та навчальний алгоритм із застосуванням ПІ мережі на основі популяційного кодування, який по точності перевищують відомі, наприклад на основі визначення центру ваги, в 2 рази.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Івасюк І.Д. Вступ в алгоритмічну теорію ієрархії і паралелізму нейроподібних обчислювальних середовищ та її застосування до перетворення зображень. Основи теорії пірамідално-сітьового перетворення зображень / Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Кутаєв Ю.Ф., Івасюк І.Д. - К: УМК ВО, 1994. – 272 с.
2. Івасюк І.Д. Про метод паралельно-ієрархічної обробки зображень / Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Івасюк І.Д. // Праці міжнародного симпозіуму "Інформаційні технології та розпізнавання образів. Імовірнісні моделі та обробка випадкових сигналів і полів", Львів - Харків – Тернопіль, 1993. - Том.3. 4.2. - С. 38 - 43.
3. Івасюк І.Д. Перевірка адекватності паралельно-ієрархічного перетворення / Тимченко Л.І., Горейко С.М., Кокряцька Н.І., Івасюк І.Д.// Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2008. - № (1) 15. – С. 11-18.
4. Івасюк І.Д. Структурно-статистичні методи ієрархічного кодування при ущільненні інформації / Тимченко Л.І., Івасюк І.Д., Кокряцька Н.І. // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2004. - № (1) 7. – С. 18-24.
5. Івасюк І.Д. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель для розпізнавання зображень / Тимченко Л.І., Мельников В.В., Кокряцька Н.І., Івасюк І.Д., Кокряцька І.С. // Искусственный интеллект. - 2008. - №3. - С.353-363.
6. Івасюк І.Д. Метод паралельно-ієрархічного розпізнавання зображень / Тимченко Л.І., Мельников В.В., Кокряцька Н.І., Кутаєв Ю.Ф., Івасюк І.Д. // Искусственный интеллект. - 2009. - №3. - С.168-179.
7. Ivasyuk I.D. The *Q*-Transformation Method Applying to the Facial Images Normalization / Kozhemyako V.P., Kutaev Y.F, Timchenko L.I., Chepornyuk S.V., Hamdi R.R., Gertsy A.A., Ivasyuk I.D. // Proc. International ICSC/IFAC Symposium on NEURAL COMPUTATION (NC'98). - Vienna (Austria), 1998. - P. 287-291.
8. Івасюк І.Д. Моделирование паралельно-ієрархічного преобразования / Тимченко Л.І.,

- Кокряцкая Н.И., Поплавский А.А., Ивасюк И.Д. // Искусственный интеллект. - 2009. - №4.- С. 606-616.
9. Ивасюк И.Д. Применение параллельно-иерархического метода распознавания изображений пятен лазерных пучков / Тимченко Л.И., Мельников В.В., Кокряцкая Н.И., Кутаев Ю.Ф., Ивасюк И.Д. // Материалы Международной научно-технической конференции “Многопроцессорные вычислительные и управляющие системы”. – Таганрог, 2009. - Т. 2, С. 147-149.
 10. Ивасюк И.Д. Система координатной привязки для нестационарных сигналов / Тимченко Л.И., Кутаев Ю.Ф., Кокряцкая Н.И., Ивасюк И.Д., Шпакович В. // Optoelectronic information technologies “Photonics –ODS- 2008”: збірник тез доповідей науково-технічної конференції. – Вінниця, 2008.- С.14.

Надійшла до редакції 27.04.2009р.

ІВАСЮК І. Д. – завідувач відділенням освіти та науки Вінницької області, Вінницька обласна державна адміністрація, Вінниця, Україна