

УДК 681.3:004.272

А. А. ЯРОВИЙ<sup>1</sup>, Л. І. ТИМЧЕНКО<sup>2</sup>, М. С. МАТЕЙЧУК<sup>1</sup><sup>1</sup> Вінницький національний технічний університет, Вінниця<sup>2</sup> Державний економіко-технологічний університет транспорту, Київ

## ПАРАЛЕЛЬНО-ІЄРАРХІЧНІ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ ФОРМУВАННЯ НОРМУЮЧОГО РІВНЯННЯ З КОНТРОЛЬОВАНИМ НАВЧАННЯМ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ПРОФІЛЮ ЛАЗЕРНОГО ПРОМЕНЯ

**Анотація.** Розглянуто особливості класифікації зображень профілю лазерного променя в паралельно-ієрархічних мережах. Запропоновано удосконалення структурної організації та моделей паралельно-ієрархічних мереж на основі формування нормуючого рівняння з контрольованим навчанням. Проведено експериментальні дослідження на основі GPU-орієнтованої апаратної платформи.

**Ключові слова:** обробка зображень, профілювання лазерного променя, паралельно-ієрархічні мережі, GPGPU.

**Аннотация.** Рассмотрены особенности классификации изображений профиля лазерного луча в параллельно-иерархических сетях. Предложено усовершенствование структурной организации и моделей параллельно-иерархических сетей на основе формирования нормирующего уравнения с контролируемым обучением. Проведены экспериментальные исследования на базе GPU-ориентированной аппаратной платформы.

**Ключевые слова:** обработка изображений, профилирование лазерного луча, параллельно-иерархические сети, GPGPU.

**Abstract.** The features of image classification of laser beam profiles using parallel-hierarchical networks are considered. The development of structures and models of parallel-hierarchical networks with formation of the normalizing equation using controlling training are offered. The experimental research on the base of GPU-oriented hardware platform is carrying out.

**Key words:** image processing, laser beam profiling, parallel-hierarchical networks, GPGPU.

### Вступ

Однією із перспективних сфер обробки зображень є системи, в яких використовується лазерний промінь. Насамперед, до таких систем відносяться: системи профілювання лазерного променя, що використовують у медицині та обробці матеріалів, де необхідно контролювати положення енергетичного центру і розмір плями лазерного променя. Адже відомо, що при використанні лазерів у наукових дослідженнях і у промисловій обробці, небажана структура профілю інтенсивності лазера призведе до низьких показників технічного процесу, оскільки більшість процесів залежать від квадрату, кубу або навіть четвертої степені густини потоку (опроміненості) [1]. Також необхідно відзначити системи лазерної навігації і відслідковування об'єктів; волоконно-оптичні системи зв'язку; атмосферно-оптичні лінії зв'язку, в яких необхідно визначати напрям зміщення променя. В такого роду системах завдання оброблення зображень, в першу чергу, зводяться до визначення енергетичного центру, тобто координат центру ваги зображення лазерного променя та визначення його контуру. Наведені задачі є особливо актуальними для оптичних систем зв'язку, де внаслідок впливу атмосферних явищ траєкторія проходження лазерного променя постійно зміщується, а сам промінь зазнає значних дефектів, внаслідок чого визначення його центру може мати велику похибку (до 10 елементів розмірності) і для точного позиціонування необхідно використовувати додаткові методи, що містять, в тому числі, обробку контуру лазерної плями. При цьому чим більша відстань між передавачем і приймачем, тим з більшою точністю необхідно коригувати ці зміщення [1,2].

Просторовий розподіл інтенсивності лазерного променя залежить від механічних, термічних і електромагнітних змінних. Двовимірний і тривимірний профілі лазерного променя відображають результат розподілу інтенсивності у інтуїтивно простий, нескладний у інтерпретації спосіб. У той же час неелектронні методи не можуть забезпечити такого рівня точності, особливо при використанні випромінювання в ультрафіолетовому або інфрачервоному діапазонах. Тому вказані профілі стали загальноприйнятим засобом при налаштуванні лазерів, цінним аналітичним інструментом при діагностиці проблем, пов'язаних з використанням лазерів [3].

### Мета

Метою дослідження є підвищення точності та швидкодії класифікації зображень профілю лазерного променя в паралельно-ієрархічних мережах на основі GPU-орієнтованої апаратної платформи.

### Задачі

Відповідно до мети мають бути розв'язані такі основні задачі:

1. Розвиток структурної організації багатопаралельної паралельно-ієрархічної мережі.
2. Удосконалення процесу оброблення зображень профілю лазерного променя в паралельно-ієрархічних мережах шляхом введення нормуючого рівняння та застосування контрольованого навчання.
3. Реалізація паралельно-ієрархічної мережі на основі формування нормуючого рівняння з контрольованим навчанням в межах CPU- та GPU-орієнтованої апаратних платформ та порівняння результатів.

**Структурна організація багат шарової паралельно-ієрархічної мережі**

За аналогією з RBF мережами задача навчання паралельно-ієрархічної мережі зводиться до ідеї контролюваного навчання елементів вихідного шару мережі [4, 5]. Використовуючи загальну ідею структурної організації штучних нейронних мереж за схемою: вхідний шар → прихований шар → вихідний шар [6], можна синтезувати навчальну паралельно-ієрархічну мережу, в якій у якості вхідного шару використовувати 1-й рівень мережі, у якості прихованого шару використовувати рівні – 2... k, а в якості вихідного – традиційно застосовуваний у штучних нейронних мережах вихідний шар (рис. 1) [7, 8].

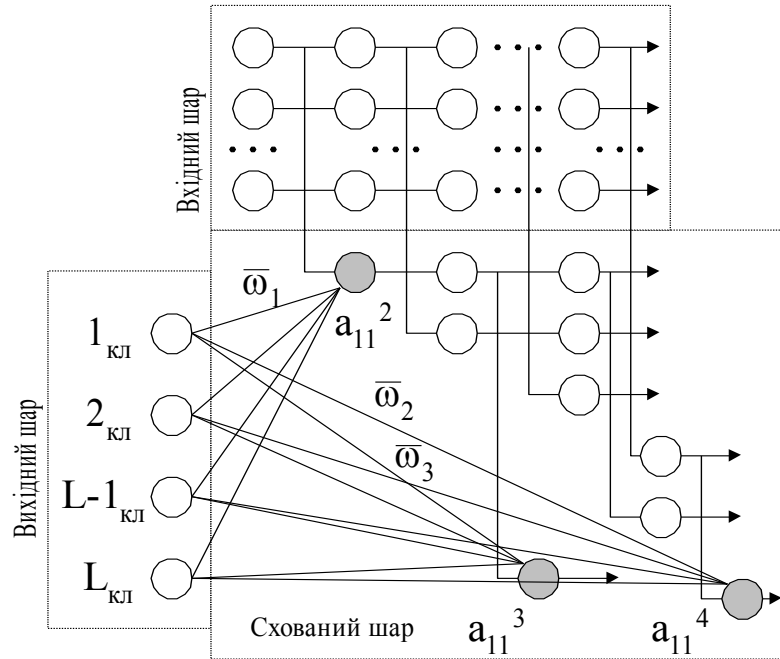


Рисунок 1 – Тришарова структура паралельно-ієрархічної мережі [8]

У попередніх працях [5] було доведено твердження, що довжина алгоритму паралельно-ієрархічного перетворення визначається за виразом :

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

де  $P^t = \max \{R'_1, R'_2 + 1; R'_3 + 2; \dots; R'_{n^{t-1}} + n^{t-1} - 1\}$ ,  $R^1$  – максимальна довжина множини з усіх множин розкладання на першому рівні  $R^k_{i^{k-1}}$  - кількість елементів у розкладанні  $l^{k-1}$  множини,  $l^{k-1}$  - номер множини (рядка) із максимальною розмірністю,  $n^{t-1}$  – кількість множин у матриці  $M'_{t-1}$ , що переходять на  $t$ -ий рівень для подальшого перетворення.

Використовуючи вищевказане твердження, що визначає довжину мережевого алгоритму, можна визначити кількість елементів прихованого шару  $i$ , тим самим, формалізувати процедуру обчислення кількості елементів прихованого шару.

На рис. 2 наведено один із варіантів організації багат шарової, зокрема, двошарової паралельно-ієрархічної мережі [8].

Усереднені значення вагових коефіцієнтів  $\bar{w}_1 \div \bar{w}_{k-1}$  визначаються так:  $\bar{w}_t = \frac{\sum_{p=1}^N w_t^{(p)}}{N}$ , де  $N$  – розмірність навчальної вибірки  $p$ ,  $t = \overline{1, k-1}$  [9].

Для нормування результатів паралельно-ієрархічної мережі з коефіцієнтами налаштування, використовуємо основну її властивість – сума вхідних елементів мережі дорівнює сумі її хвостових елементів,

тобто  $\sum_{i=2}^k a_{11}^i = \sum_i a_i$  [5, 8]. Тоді ліва частина нормуючого рівняння (2) представляє відношення суми добутків усереднених значень коефіцієнтів налаштування і хвостових елементів до суми хвостових елементів мережі, а права частина – при правильному розпізнаванні наближається до одиниці, тобто  $d \rightarrow 1$ .

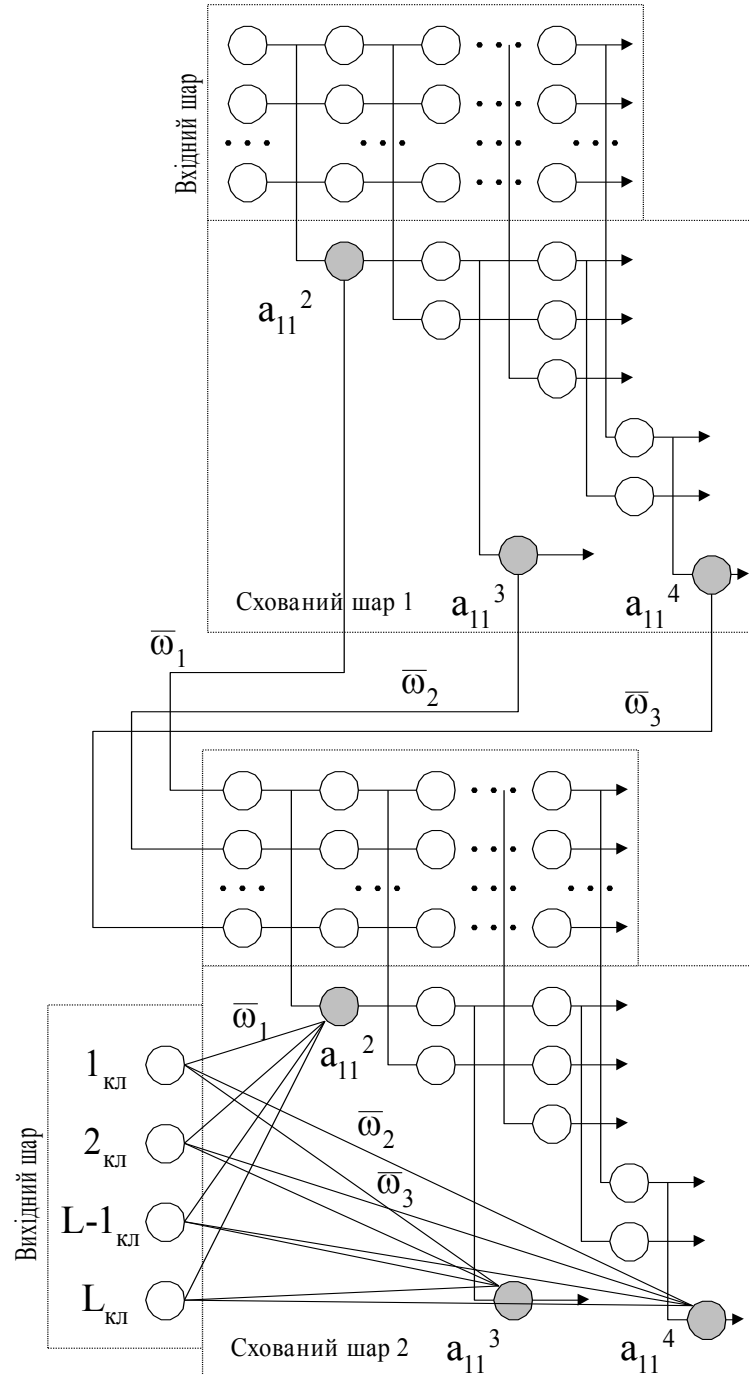


Рисунок 2 – Структура багатошарової паралельно-ієрархічної мережі [8].

Ступінь наближення до одиниці відбиває міру подібності зображень, що розпізнаються, і в ідеальному випадку при точному розпізнаванні:  $d \approx 1$ .

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

У виразі (2)  $\sum_{t=2}^k a_{11}^t$  - еталонні, а  $\sum_i a_i^k$ ,  $a_{11}^2 \div a_{11}^k$  - поточні складові (ознаки) зображення, що розпізнається [9]. Використовуючи нормуюче рівняння (2), у якому  $\bar{w}_1 = \bar{w}_2 = \dots = \bar{w}_{k-2} = \bar{w}_{k-1} = 1$ , можна за прийнятним значенням коефіцієнта  $d$  достатньо просто зробити попередню класифікацію зображень, а потім сформулювати коефіцієнти налаштування  $\bar{w}_1 \div \bar{w}_{k-1}$ , тим самим визначивши процедуру визначення вагових коефіцієнтів для кожного класу.

### Перетворення плямоподібних зображень профілю лазерного променя із введенням ознаки просторової зв'язності

Стандартне зображення у моделі GreyScale зазвичай містить інформацію щодо двовимірної функції яскравості  $f(x,y)$ . Перед виконанням довільного структурного аналізу таке зображення повинно бути перетворене з метою виявлення просторових взаємозв'язків. Привласнимо кожному пікселю деяке значення просторової зв'язності. Критерій просторової зв'язності є інформативним візуальним атрибутом, і узгоджується із фундаментальним принципом агрегування. Це пояснюється потужною тенденцією зорової системи людини сприйняття деякої локально об'єднаної області як одиночно структурованого елемента [10]. Наприклад, для пікселя (рис. 3), значення просторової зв'язності може змінюється в діапазоні від 0 до 8.

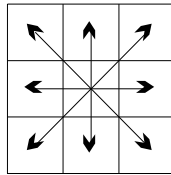


Рисунок 3 – Просторова зв'язність пікселя по окрузі

У випадку бінарного зображення зв'язність даного пікселя дорівнює кількості сусідніх пікселів із тією ж яскравістю. Якщо над початковим зображенням спочатку здійснити операцію поділу об'єкта і фону, то потім довільному фоновому пікселю присвоюється нульова зв'язність. У такому випадку значення зв'язностей пікселів об'єкта знаходяться в діапазоні від 1 до 9.

Таким чином, таке бінаризоване представлення зображення визначає його локальну структуру. Для обробки зображень у моделі GreyScale необхідно введення визначеного порогу для знаходження кількості пов'язаних пікселів. Для відліків зображення у моделі GreyScale обчислюються абсолютні різниці  $R_{i+k,j+l}$  між центральним пікселем  $a_{ij}$  і кожним із восьми сусідніх [11]:

$$R_{i+k,j+l} = a_{i,j} - a_{i+k,j+l}, \quad 0 \leq i \leq m, \quad 0 \leq j \leq n, \quad k,l \in \{-1 \ 0 \ 1\}, \quad (3)$$

де  $m$  і  $n$  – розмірність початкового зображення. Потім вираховується усереднена різниця:

$$R_j = \frac{\max(|R_{i+k,j+l}|)}{2}, \quad \text{де } -1 \leq k,l \leq 1. \quad (4)$$

Зв'язність  $V_{i,j}$  пікселя  $a_{ij}$  обчислюється на основі аналізу розподілу цих різниць. Внаслідок можливих інструментальних помилок, допускаються незначні зміни в значеннях яскравості. Якщо найбільша різниця менша деякого порогу, то всі сусідні пікселі вважаються пов'язаними з центральним пікселем. Наприклад, у експериментах із 8-бітовими напівтоновими зображеннями поріг  $\delta$  визначається відповідно до виразів (4), (5). Потім зв'язність  $V_{i,j}$  пікселя обчислюється як [11]:

$$V_{ij} = \begin{cases} 8, & \text{якщо } R_{ij} < \delta \\ \text{кіл. піксел. } a_{i+k, j+l} : R_{i+k, j+l} < R_{ij}, & \text{якщо } R_{ij} \geq \delta, \text{ де } -1 \leq k, l \leq 1. \end{cases} \quad (5)$$

У такому представленні зв'язність пікселя обчислюється як абсолютна різниця між цим пікселем і його околком. Проте, такі різниці містять значний обсяг інформації для подальшої обробки зображення. У зв'язку із цим, у попередніх роботах [5,11] показано, що трирівневий опис зображень у моделі GreyScale може бути корисним для опису локальної однорідно-пов'язаної області і видалення надлишкової інформації. Зокрема, таке представлення використовується для відділення фонових пікселів від тих, що належать контурам об'єктів [12]. Значення поточного пікселя кодується у відповідності зі знаком апроксимуючого оператора Лапласа тільки в тому випадку, якщо сума абсолютних різниць між даним центральним пікселем і його оточуючою перевищує деякий заданий поріг [5].

#### Паралельно-ієрархічна мережа на основі формування нормуючого рівняння з контрольованим навчанням у задачі класифікації зображень профілю лазерного променя

Якщо здійснювати класифікацію зображень у реальному часі ( $\approx 25$  кадрів/сек) й аналізувати, наприклад, сусідні кадри даного зображення у відеоряді, а також врахувати властивість (5) паралельно-ієрархічної мережі, то нормуюче рівняння (2) набуває такого вигляду [5, 9]:

$$d = \frac{(a_1)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \frac{(a_2)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \dots + \frac{(a_{N-1})^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j} + \frac{(a_N)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j}. \quad (6)$$

де  $\left(\sum_{t=2}^k a_{11}^t\right)^j$  і  $(a_1)^{j+1} \div (a_N)^{j+1}$  – відповідно сума хвостових елементів і їх значення для зображень

відповідно попереднього і наступних кадрів, де  $j$  – номер кадру,  $j = \overline{1, m-1}$ .

Тоді для нормування результатів обробки вхідних даних  $(a_1 \div a_N)$   $j+1$ -го кадру можна істотно скоротити час розпізнавання в паралельно-ієрархічній мережі на час обробки  $j+1$ -го кадру, тому що при реалізації виразу (5) немає потреби у визначенні хвостових елементів при обробленні  $j+1$ -го кадру. У порівнянні з відомими структурами нейронних мереж [4], у яких для процедури розпізнавання у вихідному шарі  $j+1$ -го кадру неможливо використовувати вхідні дані  $j$ -го кадру, в розглянутій паралельно-ієрархічній мережі це можна здійснити, за рахунок чого скорочується час розпізнавання. У якості критерію спільної частини (рис. 4) при реалізації  $G$  перетворення найбільше прийнятним є вибір середнього значення  $\bar{a}_i$  з округленням до найближчого цілого з наявної числової інформації і наступного формування двох сполучених паралельно-ієрархічних мереж для обробки позитивних і негативних різницевих складових [5].

У цьому випадку для кожної із даних паралельно-ієрархічних мереж можна скласти систему рівнянь, коренями якого для всіх рівнів, крім першого, є пари коефіцієнтів налаштування -  $w_1^{(-)} \div w_{k-1}^{(-)}$ : для позитивних різницевих складових -  $(w_1^{(+)} \div w_{k-1}^{(+)})$ , а для негативних різницевих складових -  $w_1^{(-)} \div w_{k-1}^{(-)}$ . При цьому для першого рівня паралельно-ієрархічної мережі формується тільки коефіцієнт налаштування  $w_1^{(+)}$ , тому що тут є лише додатні різницеві складові. При обробці послідовності зображень (наприклад, плямоподібних зображень профілю лазерного променя) можливо використання нормуючого рівняння для сусідніх двох зображень, у яких перше приймається еталонним. Тоді нормуюче рівняння набуде такого вигляду:

$$d = \frac{\bar{w}_1 (a_{11}^1)^j}{\sum_{t=1}^k (a_{11}^t)^{j-1}} + \frac{\bar{w}_2 (a_{11}^2)^j}{\sum_{t=1}^k (a_{11}^t)^{j-1}} + \dots + \frac{\bar{w}_{k-1} (a_{11}^{k-1})^j}{\sum_{t=1}^k (a_{11}^t)^{j-1}} + \frac{\bar{w}_k (a_{11}^k)^j}{\sum_{t=1}^k (a_{11}^t)^{j-1}} = \frac{\sum_{t=1}^k \bar{w}_t (a_{11}^t)^j}{\sum_{t=1}^k (a_{11}^t)^{j-1}}, \quad (7)$$

де коефіцієнти налаштування  $\bar{w}_1 \div \bar{w}_k$  отримані при попередній обробці на перших зображеннях набору;  $(a_{11}^t)^j, (a_{11}^t)^{j-1}$  - хвостові елементи відповідно поточного і попередніх зображень. В експериментальних дослідженнях з оброблення відеопослідовностей плямоподібних зображень профілю лазерного променя було отримано такі результати (рис. 5).

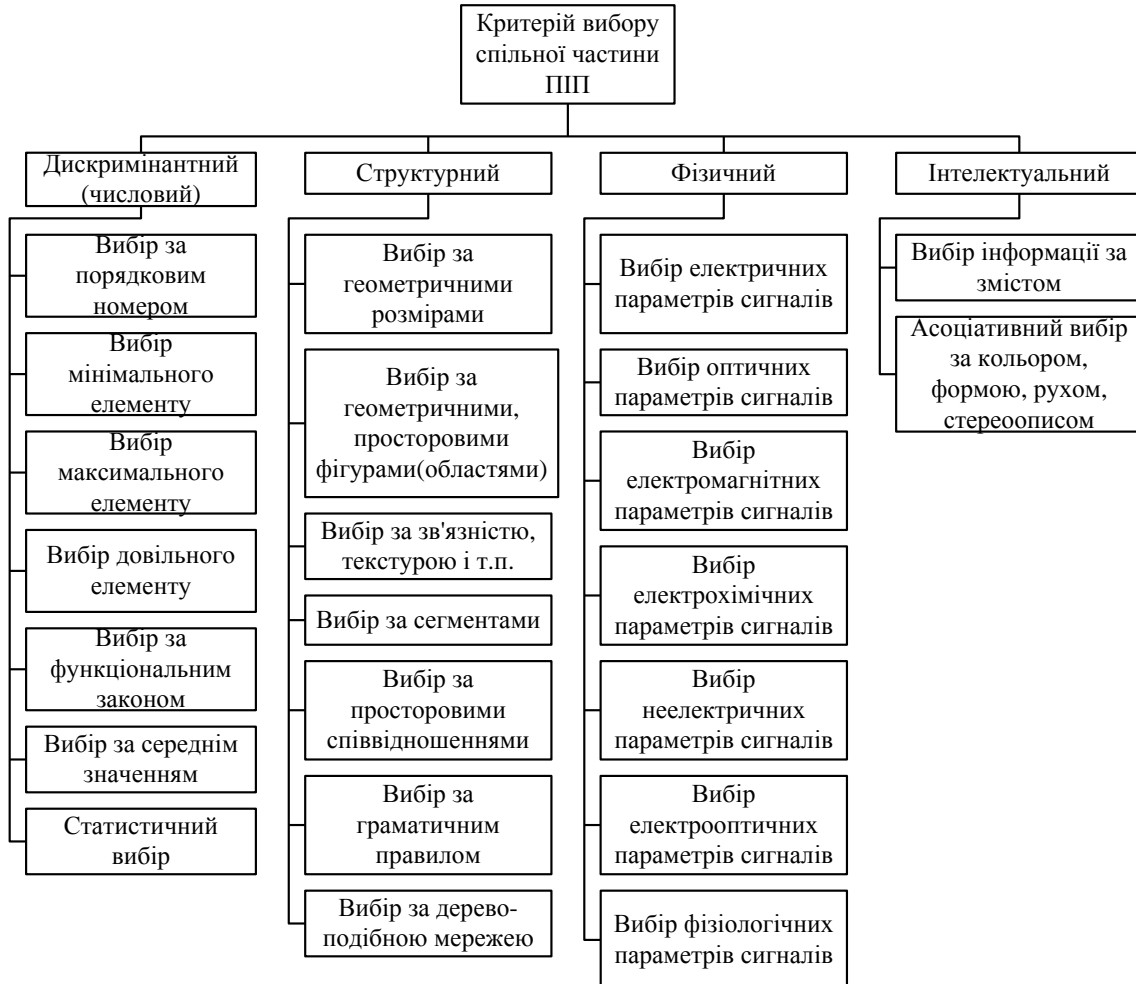


Рисунок 4 – Класифікація критеріїв вибору спільної частини паралельно-ієрархічного перетворення

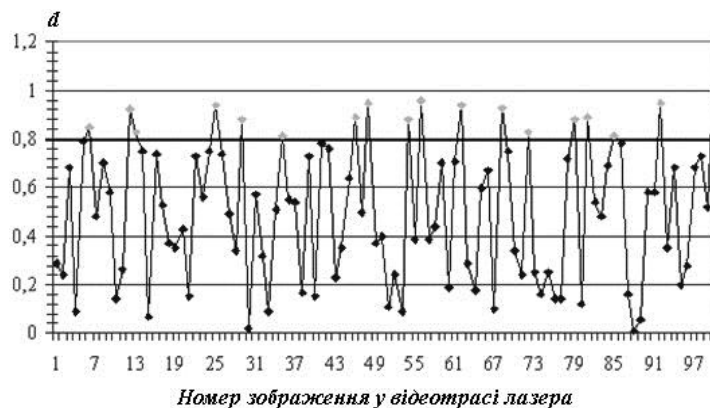


Рисунок 5 – Фрагмент результатів класифікації плямоподібних зображень профілю лазерного променя на навченій паралельно-ієрархічній мережі

Для подальшої обробки необхідно вибирати тільки визначені значення  $d$ , що більші деякого порогу. Наприклад, для обробленої відеопослідовності (рис. 5) деякі з  $d$  приймають малі значення, відповідні зображення яких можна виключити. Тим самим із обробленої відеопослідовності ми можемо виключити

прямоподібні зображення профілю лазерного променя із сильним ступенем спотворення й опрацювати їх аналогічним способом [9].

### Опис процесу навчання паралельно-ієрархічної мережі для класифікації зображень профілю лазерного променя

Для навчання паралельно-ієрархічної мережі використано метод градієнтного спуску. Метод градієнтного спуску, для знаходження мінімального значення функції використовує її градієнт і таким чином мінімізація функції на кожній ітерації відбувається у напрямку найшвидшого спадання, що значно прискорює процес пошуку оптимуму.

Оптимізація функції при використанні методу градієнта здійснюється у два етапи. На першому етапі знаходять значення частинних похідних по всіх незалежних змінних, які визначають напрям градієнта в розглядуваній точці. На другому етапі здійснюється крок у напрямі, зворотному напрямку градієнта, тобто в напрямку найшвидшого спадання цільової функції. Таким чином, на кожній ітерації одночасно змінюються значення всіх незалежних змінних, кожна з яких одержує приріст, пропорційний відповідній складовій градієнта по даній осі.

Напрямок найбільшого зростання будь-якої функції, в нашому випадку  $F = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  характеризується її градієнтом:

$$\text{grad}f = \frac{\partial f}{\partial x_1} e_1 + \frac{\partial f}{\partial x_2} e_2 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} e_n \quad (8)$$

де  $e_1, e_2, \dots, e_n$  - одиничні вектори у напрямі координатних осей. Отже, напрям, протилежний градієнтному, вкаже напрям найбільшого спадання функції а відповідні методи є градієнтними.

Опишемо процес визначення точки мінімуму функції  $F$  за методом градієнтного спуску. На початку обираємо деяку початкову точку і обчислюємо в ній градієнт функції. Далі, робимо крок у антиградієнтному напрямі, - у результаті отримуємо нову точку, значення функції у якій є меншим за значення функції в початковій точці. Процес продовжується до отримання найменшого значення цільової функції. Таким чином, момент закінчення пошуку настане тоді, коли рух з отриманої точки, при виборі будь-якого кроку, призводить до зростання значення цільової функції. Якщо мінімум функції досягається всередині розглядуваної області, то в цій точці градієнт дорівнює нулю, що також може бути сигналом про закінчення процесу оптимізації.

Вирази для частинних похідних можна отримати в явному вигляді лише в тому випадку, коли цільова функція задана аналітично. В іншому випадку ці похідні обчислюються за допомогою чисельного диференціювання:

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} \approx \frac{f(x_1, \dots, x_i + \Delta x_i, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)}{\Delta x_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

Зауважимо, що знайти точку мінімуму функції можна також шляхом зведення багатовимірної задачі оптимізації до послідовності одновимірних задач на кожному кроці оптимізації (метод покоординатного спуску). Різниця полягає в тому, що у методі градієнтного спуску напрям оптимізації визначається градієнтом цільової функції, тоді як у методі покоординатного спуску здійснюється спуск на кожному кроці вздовж одного з координатних напрямів [4].

### Результати експериментальних досліджень

У проведених експериментальних дослідженнях використано 14 відеорядів лазера із 2044 зображеннями у кожній. На їх основі отримано дані, шляхом багаторазового оброблення прямоподібних зображень профілю лазерного променя різної роздільної здатності, які ілюструють швидкодію паралельно-ієрархічного перетворення та точність класифікації зображень на основі CPU-орієнтованої та GPU-орієнтованої апаратної платформи.

В якості CPU-орієнтованої апаратної платформи застосовано обчислювальний комплекс, який містить 4-ядерний CPU Intel Xeon E5606 (Clockspeed: 2.1 GHz; No of Cores: 4; Instruction Set: 64-bit).

В якості GPU-орієнтованої апаратної платформи застосовано обчислювальний комплекс, який містить 2 відеоадаптера NVIDIA GeForce GTX590 (кожен з яких працює у 1024 потоки). Кожен відеоадаптер містить два 512-ядерних GPU GTX 500, що в сукупності становить 2048-ядерне апаратне забезпечення. Таким чином, розроблена на базі технології Quad SLI високопродуктивна паралельно-ієрархічна обчислювальна система, що містить два таких відеоадаптери надає можливість обробляти інформацію у 2048 потоків з граничною теоретичною продуктивністю 4,9766 TFLOPS.

Розроблено інтелектуалізовані програмні засоби для класифікації та розпізнавання плямоподібних зображень лазерного променя в реальному часі, які використовують метод паралельно-ієрархічного перетворення на основі формування нормуючого рівняння, що забезпечило в середньому в 1,5 рази підвищення точності класифікації в процесах профілювання лазерного променя у порівнянні із методом моментних ознак, що використовувався у попередніх дослідженнях. Оскільки такі обчислення потребують значних ресурсів та апаратних затрат, для них застосовано високопродуктивну паралельно-ієрархічну обчислювальну систему, що дозволило підвищити показники швидкодії класифікації, а також забезпечити оброблення динамічних зображень різної розмірності в реальному часі (табл. 1).

Таким чином, CPU-орієнтований алгоритм показує кращі результати при роботі із зображеннями малої розмірності. Проте, починаючи із зображень розмірністю  $1024 \times 1024$  пікселів, GPU-орієнтований алгоритм починає перевершувати лінійний алгоритм. Це помітно із отриманих результатів, адже серія зображень  $2048 \times 2048$  пікселів обробляється GPU-версією 23.525 секунд в порівнянні з 32.809 секундами CPU-версії, що доводить доцільність проведення досліджень. Варто також зазначити, що переважну кількість часу виконання на GPU займає копіювання даних на відеоадаптер та переміщення даних всередині відеоадаптера. Відповідно, оптимізація даних процесів є предметом подальших досліджень.

Таблиця 1 – Результати експериментальних досліджень

Розмірність зображення у відеоряді, пікселі	Час виконання на GPU, мсек	Час виконання на CPU, мсек
$128 \times 128$	4500	400
$256 \times 256$	5226	1076
$512 \times 512$	10291	7450
$1024 \times 1024$	15039	18900
$2048 \times 2048$	23525	32809

На основі вищевказаного відзначено, що найбільшій продуктивності досягнуто при застосуванні паралельно-ієрархічного перетворення на основі GPU-орієнтованої апаратної платформи для оброблення зображень надвеликої розмірності, що недосяжне із застосуванням CPU-орієнтованої апаратної платформи. Також, слід зазначити, що у порівнянні із широко застосовуваними на практиці ортогональними перетвореннями (наприклад, ШПФ, Уолша-Адамара), паралельно-ієрархічне перетворення має менше обчислювальних труднощів із паралелізацією та розбалансуванням потоків.

#### Висновки

1. Проведені експерименти показують, що для зображень плям лазерних пучків у результаті дії різноманітних дестабілізуючих чинників неможливо точно виміряти координати їх енергетичних центрів. Тому в роботі запропонований метод паралельно-ієрархічного перетворення на основі формування нормуючого рівняння з контрольованим навчанням. Такий підхід дозволяє виключити застосування неточних процедур на основі різноманітних апроксимуючих операторів у порівнянні із методами на основі вимірювання координат енергетичного центру.

2. Застосовано метод паралельно-ієрархічного перетворення на основі формування нормуючого рівняння для класифікації зображень профілю лазерного променя, що дозволило в середньому в 1,5 рази підвищити точність класифікації в системах профілювання.

3. Найбільшій продуктивності досягнуто при застосуванні паралельно-ієрархічного перетворення на основі GPU-орієнтованої апаратної платформи для оброблення зображень надвеликої розмірності, що недосяжне із застосуванням CPU-орієнтованої апаратної платформи.

#### Список літератури

1. С.В. Roundy Current Technology of Laser Beam Profile Measurements. / С.В. Roundy – Spiricon. Inc., 2000. – 290 р.
2. Контурная обработка динамических изображений: [Монография.] / Н.С. Петровский, Л.И. Тимченко, А.А. Поплавский [и др.]. – К.: «Наукова думка», 2013. – 239 с.
3. С.В. Roundy The importance of beam profile. – Physics World, July 1990. – pp. 65-66.
4. С. Хайкин Нейронные сети: полный курс. [2-е издание]. / С. Хайкин – Издательский дом "Вильямс", 2008. – 1103 с.
5. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту: [Монографія.] / В.П. Кожем'яко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свечніков, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 324 с.
6. Ивахненко А.Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического регулирования. / А.Г. Ивахненко – К.: "Техніка", 1969. – 392 с.



7. Тимченко Л.И. Многоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений / Л.И. Тимченко // Кибернетика и системный анализ. – 2000. – №2. – С. 114-134.

8. Кожем'яко В.П. Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис для побудови спеціалізованих моделей образного комп'ютера : [Монографія] / В.П. Кожем'яко, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2005. – 161 с.

9. Application of Parallel-hierarchical Transformations for Rapid Recognition of Dynamic Images Based on GPU Technology / L. Timchenko, A. Yarovy, N. Kokriatskaia, I. Ivasyuk, A. Denysova : Proceedings [2nd International Conference on Advances in Computer Science and Engineering (CSE 2013)], (Los Angeles, CA, USA, July 1-2, 2013) – Amsterdam-Paris, Atlantis Press, 2013 – P. 224-228. – Режим доступу: [http://www.atlantis-press.com/php/download\\_paper.php?id=6907](http://www.atlantis-press.com/php/download_paper.php?id=6907).

10. Rock I. The Legacy of Gestalt Psychology / Rock I., Palmer S. // Scientific American. – 1990. – Vol. 263, №. 6. – P. 48-61.

11. Кожем'яко В.П. Образний відео-комп'ютер око-процесорного типу : [Монографія] / В.П. Кожем'яко, Г.Л. Лисенко, А.А. Яровий, А.В. Кожем'яко – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2008. – 215 с.

12. Прэрт У. Цифровая обработка изображений. В 2-х книгах. / У. Прэрт – М.: Мир, 1982. – Т.1. – 310 с., Т.2. – 790 с.

Стаття надійшла: 04.11.2014.

#### Відомості про авторів

**Яровий Андрій Анатолійович** – д.т.н., доцент, професор кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Хмельницьке шосе, 95, +380432 598243.

**Тимченко Леонід Іванович** – д.т.н., професор, завідувач кафедри телекомунікаційних технологій та автоматики, Державний економіко-технологічний університет транспорту, м. Київ, вул. М. Лукашевича, 19, +38044 5915169.

**Матейчук Максим Сергійович** – магістрант кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Хмельницьке шосе, 95, +380432 598243.