

А. А. Яровий, к. т. н., доц.; Р. С. Власюк

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА УЩІЛЬНЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ЗАДАЧ ПРОФІЛЮВАННЯ ЛАЗЕРНОГО ПРОМЕНЯ

Обґрунтовано актуальність розробки нових підходів до вирішення задачі профілювання лазерних променів у контексті розвитку оптико-електронних інформаційних технологій та підвищення вимог до економічності. На основі методологічного аналізу існуючих технологій та тенденцій розвитку інформаційних систем обробки зображень запропоновано спосіб адаптивної попередньої обробки та ущільнення багатокольорових плямоподібних зображень. За результатами комп'ютерного моделювання виконано програмну реалізацію інтелектуальної системи ущільнення та нейромережевого розпізнавання плямоподібних зображень лазерних пучків.

Ключові слова: інтелектуальні системи, системи профілювання лазерних променів, розпізнавання образів, обробка зображень в реальному часі.

Вступ

На сучасному етапі науки та промисловості все більше спостерігається взаємопроникнення, об'єднання різних галузей, адаптація підходів та методів одних предметних областей для розв'язання задач інших, міжгалузева інтеграція технологій для вирішення поставлених завдань. Серед науково-технічних пріоритетних задач держави, в контексті глобальніших світових, вагоме місце займають інноваційні проекти, серед яких із року в рік збільшується кількість впроваджень лазерного обладнання, сучасних технологічних процесів, що базуються на різноманітних комп'ютерних технологіях. Тому актуальною є проблематика, пов'язана із дослідженням принципів паралелізму, інтелектуальних структур, нано- та оптико-інформаційних технологій на апаратному та програмному рівнях [1, 2].

Лазерні технології застосовуються для обробки матеріалів, в медичній, контрольно-вимірвальній техніці та сенсорних системах, системах формування зображень, лазерній оптиці тощо. Провідними компаніями, що працюють в даній галузі, є EUROlaser, Rofin-Sinar Laser, LASERline GmbH, LASER PLUSS AG, GAMMA SCIENTIFIC, PHOTONICS PRODUCTS, зокрема в Україні – «УкрНДІТС» [3]. Широке застосування лазерів зумовлене їх специфічними властивостями. Часова природа лазерного променя дозволяє йому змінюватися від нескінченної хвилі до надзвичайно короткого імпульсу. Когерентність лазера дозволяє йому переміщуватися по вузькому променю з маленькою і визначеною дивергенцією. Це дозволяє користувачу точно визначити ділянку, яка освітлюється лазерним променем. Саме завдяки когерентності лазерний промінь може бути сфокусований в дуже маленьку насичену пляму на висококонцентрованій ділянці. Ця сконцентрованість робить лазерний промінь корисним для застосування у фізиці, хімії, медичній індустрії та в промислових застосуваннях [4, 5]. Разом з тим, розповсюджуючись в атмосфері чи в певному середовищі, світловий промінь може зазнавати спотворень, які оцінюють та компенсують на основі відповідних кількісних даних. Відповідно, пристрої, які використовують лазери, потребують високого ступеня автоматичного контролю лазерним променем для коректного виконання поставлених завдань. Тому актуальними є дослідження процесів формування профілю променя, який знаходиться в процесі розвитку, у відповідності з яким інтенсивність лазерного променя змінюється вздовж поперечного перерізу [4, 6]. За результатами аналізу профілю лазерного променя, який може бути зручно представлений у вигляді плямоподібного зображення із спектральним розподілом кольорів по інтенсивності випромінювання, можна опосередковано зробити висновок про технічний стан лазера. Від його стану напряму залежить продуктивність та коректність роботи лазерної системи. Таким чином, задача профілювання лазерних променів є актуальною та економічно виправданою.

Подібні наукові дослідження активно здійснюються науковими школами, які представляють різні країни СНД (наприклад, НВО "Астрофізика", Москва, Росія). Велика увага приділяється даному науковому напрямку і в США, підтвердженням чого є аналогічні наукові дослідження та програмно-апаратні розробки таких провідних американських корпорацій, як Photon Inc. (San Jose, California, USA), Spiricon Inc. (Logan, Utah, USA), Coherent Auburn Group (Auburn, California, USA). В Україні цими питаннями займаються в більшості науково-навчальні установи, такі як НДІ Лазерної техніки і технології НТУУ „КПІ”, Інститут фізики напівпровідників ім. В. Є. Лашкарьова НАНУ тощо [3, 4, 6].

Постановка задачі

Так як профіль лазерного променя динамічно змінюється, то постає необхідність збереження в пам'яті інформаційно-вимірювальної системи великих послідовностей плямоподібних багатокольорових зображень для їх подальшої ефективної обробки та розпізнавання. Тому зображення мають бути представлені в оптимальному вигляді: без втрати ключової інформації, але займати прийнятний для роботи системи обсяг пам'яті.

Мета дослідження

Метою даного дослідження є підвищення показників швидкодії та оптимізація структурно-функціональної організації нейромережевої системи та її обчислювальної складності при ущільненні та розпізнаванні плямоподібних зображень профілю лазерного променя шляхом розробки інтелектуальної системи для подальшого діагностування технічного стану лазера в реальному часі.

Опис методики ущільнення та розпізнавання плямоподібних зображень

Серед напрямів штучного інтелекту для розв'язання складних задач розпізнавання зображень та класифікації їх за ознаками, одними із найбільш ефективних є нейромережеві технології [2, 7, 10]. Першим етапом нейромережевого розпізнавання є формалізація задачі та побудова мінімального вхідного вектора, що містить всю необхідну інформацію про об'єкт розпізнавання. Вхідними даними для даної задачі є послідовність кадрів динамічної протяжної відеотраси лазерного променя, поданих у вигляді 8-бітних “BMP”-файлів в кольоровій моделі RGB або Greyscale розмірністю 128x128 пікселів, наприклад, як показано на рис. 1. Без процедури ущільнення для опису одного початкового вхідного зображення заданої розмірності необхідно було б $128 \times 128 \times 3 = 49152$ байт пам'яті. Виділення такого обсягу пам'яті на кожний кадр суттєво знижує ефективність обробки при подальшому поданні на входи нейромережевої структури.

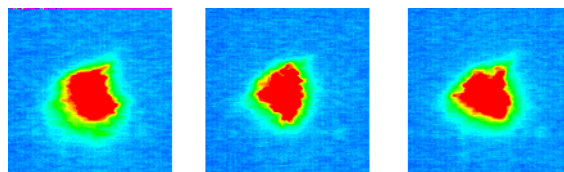


Рис. 1. Приклади вхідних плямоподібних зображень

Тому було визначено та запропоновано таку послідовність операцій над вхідним плямоподібним зображенням, що виконує інтелектуальна система [1, 7, 8]:

1. Попередня обробка зображення для подальшого розпізнавання.
 - 1.1. Виділення інформативної частини зображення (“Smart Crop”).
 - 1.2. Топологічний аналіз отриманої робочої області (сегментація).
 - 1.3. Усереднення кольору по кожній зоні сегментації.
2. Процедура розпізнавання.

“Smart Crop” призначений для відокремлення плямоподібного зображення від фонові

частини зображення для подальшого аналізу і передбачає виконання наступних кроків:

Визначення центра максимальної інтенсивності методом знаходження центра мас зображення [8].

Використання двовимірної ортогональної системи координат дозволяє отримати такі вирази для визначення кожної координати:

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}, \quad y = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}, \quad (1)$$

де x – абсциса центра максимальної інтенсивності; y – ордината центра максимальної інтенсивності; x_{ij} – абсциса поточного пікселя з координатами $(i;j)$; y_{ij} – ордината поточного пікселя з координатами $(i;j)$; ω_{ij} – ваговий коефіцієнт поточного пікселя (фізичний зміст якого – інтенсивність, яскравість кольору); ω_{bg} – ваговий коефіцієнт фону, $\omega_{bg} \in [0; +\infty)$; k – коефіцієнт уточнення (виокремлення) градації яскравості.

Якщо обрати за початок відліку верхній лівий кут зображення, то вказані рівняння приймуть вигляд:

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m i (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}, \quad y = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m j (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\omega_{ij} - \omega_{bg})^k}. \quad (2)$$

Подальша обробка зображення виконується за допомогою використання певних компонент моделі „CIE XYZ” та „HSV(HSB)” з врахуванням взаємовідповідності їх між собою та моделлю „RGB”. У зазначених 3-компонентних кольорових моделях вибір основних кольорів зумовлений особливостями фізіології сприйняття кольору сітківкою ока людини. Основна особливість „XYZ” моделі в тому, що будь-який колір, який фізично сприймається людиною, представляється лише додатними величинами [5]. Розроблена інтелектуальна система в своїй основі містить нейронну мережу (НМ), яка є формалізованою моделлю біологічної мережі нейронів мозку людини, тому доцільним є використання кольорових моделей побудованих з врахуванням зорових можливостей людини.

Для визначення інтенсивності кольору кожного пікселя та фоновому кольору в RGB-зображенні необхідно виділити відповідні три компоненти „r”, „g” та „b” і виконати лінійне перетворення в модель „XYZ” по Y-складовій.

Для представлення кольорів в моделі RGB в ОС „Windows” використовується стандартний 4-байтний тип „COLORREF”. При визначенні будь-якого RGB кольору, значення змінної типу прийнято подавати в шістнадцятковому вигляді так:

0x00bbggrr,

де rr, gg, bb – значення інтенсивності червоної, зеленої та синьої складових кольору. Максимальне граничне значення складових кольору – 0xFF.

Для виділення окремої компоненти кольору необхідно виконати побітовий зсув на відповідну кількість розрядів.

$$R = \frac{0x00FF0000 \& rgb}{65536 * 255}, \quad G = \frac{0x0000FF00 \& rgb}{256 * 255}, \quad B = \frac{0x000000FF \& rgb}{255}. \quad (3)$$

Величина Y кольорової моделі XYZ є відносною яскравістю:

$$Y = 0.2126 * R + 0.7152 * G + 0.0722 * B. \quad (4)$$

У контексті задачі розпізнавання плямоподібного зображень для профілювання лазерних променів компонента Hue (відтінок) кольорової моделі „HSV(HSB)” взаємодозначна з

компонентою Y моделі „XYZ” і відображає функцію яскравості (luminosity function – визначає значення коефіцієнтів, область значень яких від 0 до 1, біля відповідних компонент моделі „RGB”, виходячи з того, що зелений колір має більший вплив на сприйняття яскравості оком людини, червоний – менше, найменше – синій). Так як рівні яскравості плями зображення лазерного пучка представляються кольорами спектру, то фактично яскравість визначається наступним перетворенням:

$$\omega_{ij} = Y = 0.2126 * R + 0.7152 * G + 0.0722 * B, \quad 0 \leq \omega_{ij} \leq 1. \quad (5)$$

При знаходженні зваженого центру максимальної інтенсивності враховуються всі пікселі вхідного квадратного зображення, тому фонові пікселі мають вплив на визначення центру і дають похибку в результуючих координатах. Саме тому для більш точного визначення використовується коефіцієнт уточнення (виокремлення) градації яскравості k -ому степені [5].

2. Виділення вписаного в квадрат 128×128 пікселів кола максимального радіуса з центром в точці максимальної інтенсивності.

Знаходимо максимальний радіус кола з центром в точці максимальної інтенсивності, яке можна вписати в квадрат розмірністю 128×128 пікселів, і виокремлюємо його для подальшої обробки за таким виразом:

$$R_{\max} = \text{Min}((w-x), x, (h-y), y), \quad (6)$$

де w та h – відповідно ширина та висота зображення; x – абсциса центра максимальної інтенсивності; y – ордината центра максимальної інтенсивності.

3. Уточнення інформативної частини зображення шляхом виокремлення фонового кольору.

Уточнення відбувається шляхом ітеративного порівняння середньої інтенсивності кольору в кільці, між радіусами R_{\max} та $R_{\max} - 2$, з ваговим коефіцієнтом ω_{bg} . На кожній ітерації R_{\max} зменшується на 1 піксель, поки не буде знайдено кільце з інтенсивністю більшою, ніж R_{\max} . Тоді вирізаємо пляму з поточним радіусом R .

Після застосування “Smart Crop” робоче зображення має несуттєво менший розмір, тому необхідний обсяг пам’яті залишається не прийнятним для подальшого подання на входи нейромережевої структури. Тому в даній системі застосовується сегментація (топологічний аналіз) зображення з подальшим усередненням інтенсивності кольору сегменту. Сегментація є відомим методом, що використовується для початкового аналізу зображень, але саме „оптимальна” сегментація багато в чому визначає правильність та ефективність вирішення задачі. Більшість методів сегментації були розроблені для монохромних зображень, і адаптація їх для роботи кольорових зображень зазвичай не дає належного результату. Тому створення методів сегментації саме для обробки кольорових зображень є необхідністю для задачі, що розглядається, та інших, де може мати місце нейромережева обробка [7].

Після аналізу великої кількості плямоподібних зображень одномодових лазерних трас (14 трас по 2044 зображення), області на зображенні було класифіковано за впливом на розташування енергетичного центру та загальну оцінку „правильності” плями. Зображення розбивається на 5 кілець інтенсивності і відповідно на 30 зон (рис. 2). По відношенню до радіуса виділеної інформативної частини зображення радіуси внутрішніх кілець розподілені таким чином:

$$R_0 < 0.4R; \quad 0.4R \leq R_1 < 0.6R; \quad 0.6R \leq R_2 < 0.7R; \quad 0.4R \leq R_3 < 0.9R; \quad 0.9R \leq R_4 \leq R.$$

Центральна зона є найбільш важливою і має охоплювати частину зображення з максимальною яскравістю. Наступні кільця розділені на різну кількість секторів відповідно до свого номера: друге кільце на 2^2 сектора, третє – на 2^3 , четверте – на 2^4 . Останнє кільце не розбивається на підзони, тому що воно є граничним між інформативною частиною

зображення і фоном. Периферійні точки в реальних зображеннях найбільш сильно піддані флуктуаціям (це справедливо й відносно периферійних точок рівневих та розрядних зрізів зображення), що впливає на форму спектральних ліній [8]. Тому в цій крайовій області доцільно усереднювати інтенсивність по всьому кільцю.



Рис. 2. Схема сегментації плямоподібного зображення лазерного променя

Для визначення номера зони, в яку потрапляє піксель, що обробляється, спочатку будемо визначати радіус-вектор точки відносно системи координат з центром в точці знайденого енергетичного центра. Довжина радіус-вектора визначатиме номер зони-кільця. Далі розглядаємо точку в полярних координатах і знаходимо кут φ - між полярною віссю та радіус-вектором і приводимо його значення в додатну площину. Знаючи номер зони-кільця і полярний кут φ , визначаємо фактичний номер зони. По кожній зоні усереднюється інтенсивність кольору. В результаті виконання всіх етапів попередньої обробки отримуємо зображення у компактному вигляді, прийнятному для подання на входи нейромережевої структури (рис. 3).

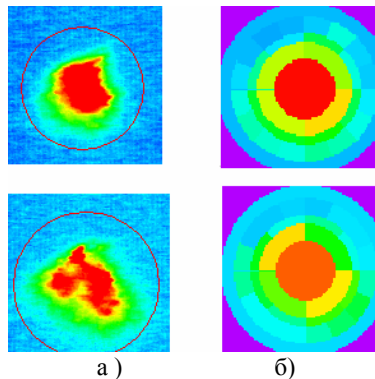


Рис. 3. Приклади плямоподібних зображень:
а) початкові зображення; б) зображення після попередньої обробки

Для опису плямоподібного зображення в даному випадку необхідно 30 байт, так як його визначає 1-байтна дійсна величина середньої інтенсивності кожної з 30 зон.

Отже, застосування інтелектуальної попередньої обробки зображення забезпечує економне використання ресурсів пам'яті комп'ютерної системи та спрощення структури НМ і відповідно швидкість її роботи [7, 9]. Також варто зазначити, що після попередньої обробки ущільнене зображення неможливо відновити до початкового вигляду, і ця властивість в перспективі може бути використана для захисту інформації в системі.

Комп'ютерне моделювання нейромережевої системи розпізнавання плямоподібних зображень профілю лазерного променя

Комп'ютерне моделювання було виконано в пакеті *Statistica Neural Networks 4.0 (SNN)*
Наукові праці ВНТУ, 2010, № 2

якості нелінійної активаційної функції був обраний гіперболічний тангенс (*thx*), як оптимальний з точки зору подальшого навчання одним з групи методів градієнтного спуску. Гіперболічний тангенс є диференційованою функцією з симетричною відносно 0 областю визначення $[-1; 1]$, похідна якої неперервна і виражається через саму функцію. Крім того, в літературних джерелах рекомендується застосовувати саме цю функцію активації для класифікації графічних об'єктів [10].

Одним із основних параметрів оцінки ефективності НМ в SNN є помилка верифікації – „V.Erroг”. Також при моделюванні враховувалась кількість нейронів в прихованому шарі – їх мало бути якнайменше. Структурні особливості змодельованих НМ зображено на рис. 5.

ID	Type	Error	Inputs	Hidden
01	MLP	0.3937271	30	16
02	MLP	0.3766348	30	25
03*	MLP	0.2848685	30	8
04	MLP	0.4297492	30	12
05	MLP	0.4292595	30	18
06	MLP	0.4941036	30	20
07	MLP	0.3947747	30	26
08	MLP	0.2905746	30	10
09	MLP	0.3980806	30	16
10	MLP	0.4173006	30	16

Рис. 5. Перелік найкращих варіантів структурної організації нейронної мережі

Після навчання було виявлено, що найкраще функціонує і відповідно дає найменше значення помилки – 0,2848685 трьохшаровий перцептрон з 8 нейронами в прихованому шарі, структура якого показана на рис. 6.

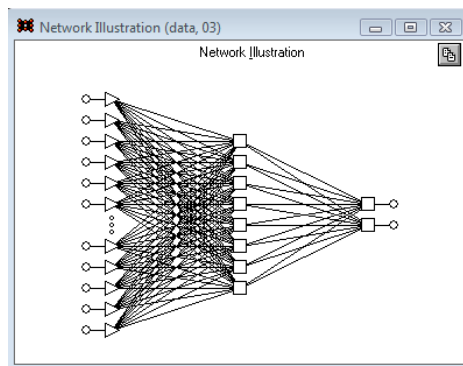


Рис. 6. Структурна організація обраної для моделювання НМ

Гарні параметри навчання має НМ під восьмим порядковим номером (рис. 5) з 10 нейронами в прихованому шарі, але враховуючи складність організації за кількістю нейронів прихованого шару, найкращою однозначно є НМ під третім порядковим номером (рис. 5).

Серед 10 мереж, обраних автоматично системою (рис. 5), перша, дев'ята та десята мають 16 нейронів у прихованому шарі, але відрізняються за функціями активації кожного шару. Було виявлено, що найменша помилка досягається при використанні гіперболічного тангенса як функції активації. Графік помилки на навчальній та контрольних вибірках показано на рис. 7.

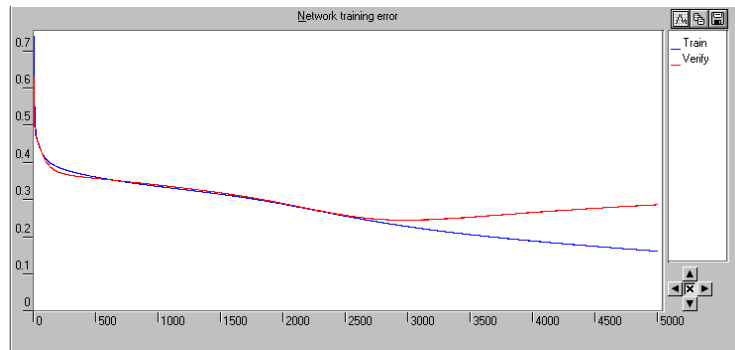


Рис. 7. Графіки помилок навчання та верифікації обраної для моделювання НМ

Серед шести представлених в SNN методів навчання (квазі-ньютонівські, спряжених градієнтів, Левенберга-Маккардта, швидкого спуску, зворотного розповсюдження помилки, дельта-дельта) було обрано метод зворотного розповсюдження помилки, зважаючи на структуру НМ, функцію активації та особливість подальшої програмної реалізації. Експериментально було підібрано необхідну кількість епох (3000) та швидкість навчання (0.001), щоб графіка помилок майже співпадали та не відбувалось перенавчання. Якщо мережа перенавчається, то крива графіку помилки верифікації починає зростати після досягнення мінімуму. Чим нижче спускається крива, тим краще функціонує НМ.

На рис. 8 наведено результати розпізнавання плямоподібних зображень обраною НМ для моделювання. Стрілкою означено вектори контрольної (верифікаційної) вибірки. Зведені результати розпізнавання подані у таблиці 1.

	GOOD	BAD	T. GOOD	T. BAD	E. GOOD	E. BAD	Error
01	0.714087	-0.9031	1	-1	-0.285913	0.09693	0.1067368
02	0.6274996	-0.3224	1	-1	-0.3725	0.6775607	0.273369
03	0.5540362	-0.4286	1	-1	-0.446	0.5713666	0.2562575
04	0.6542147	-0.822392	1	-1	-0.3458	0.177608	0.1374373
05	0.8247918	-1.418978	1	-1	-0.1752	-0.419	0.1605618
06	0.7702409	-1.225772	1	-1	-0.2298	-0.2258	0.1138873
07	0.7124764	-1.046481	1	-1	-0.2875	-0.04648	0.1029747
08	0.5725703	-0.5193	1	-1	-0.4274	0.4806508	0.2274097
09	0.5409977	-0.878	1	-1	-0.459	0.1219614	0.1679128
10	0.7980432	-0.9436	1	-1	-0.202	0.05639	0.07413
11	0.8050227	-1.065917	1	-1	-0.195	-0.06592	0.07277
12	0.6672857	-0.7617	1	-1	-0.3327	0.2383431	0.1447007
13	0.784424	-0.9555	1	-1	-0.215576	0.04454	0.07783
14	0.8228825	-1.086557	1	-1	-0.1771	-0.08656	0.0697
15	0.7895807	-1.089734	1	-1	-0.2104	-0.08973	0.08088
16	0.71949	-0.8353	1	-1	-0.28051	0.1647088	0.1150081
17	0.5624058	-0.6746	1	-1	-0.4376	0.3254068	0.1928011
18	0.715775	-0.7418	1	-1	-0.284225	0.2582095	0.1357645

Рис. 8. Екранна форма результатів розпізнавання зображень мережею, змодельованою в SNN

Таблиця 1

Загальна таблиця результатів розпізнавання змодельованою НМ

Тип множини	Номер елемента	Розпізнано правильно	Розпізнано правильно, %	Розпізнано неправильно	Не розпізнано
Навчальна	33	29	96,7	1	0
Контрольна	34	9	90	1	0

На основі проведеного комп'ютерного моделювання розроблено інтелектуальну систему нейромережевого розпізнавання та класифікації плямоподібних зображень для попередньої обробки характеристик профілю лазерного променя [12], структурно-функціональна схема

якої зображена на рис. 9, а екранна форма програмної реалізації на рис. 10.

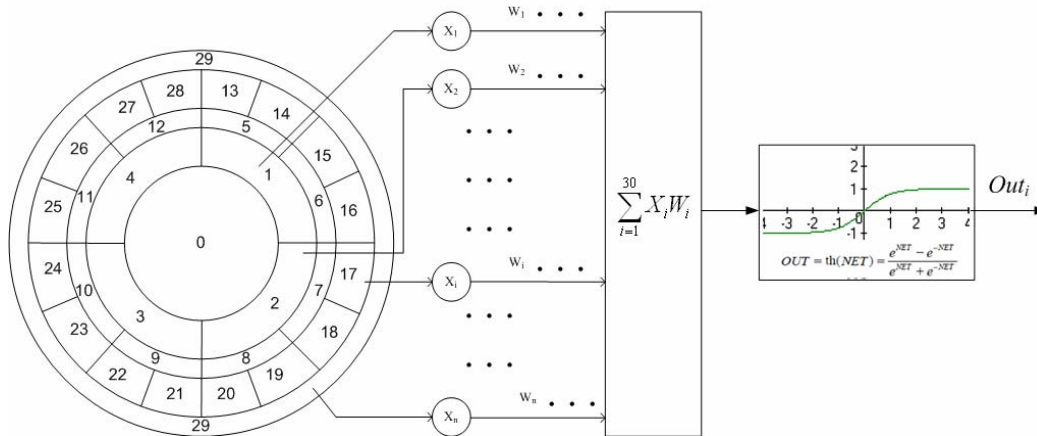


Рис. 9. Структурно-функціональна схема нейромережевого розпізнавання плямоподібних зображень

Для оптимізації навчання НМ наступний елемент вибиратиметься за евристичним правилом. На кожній ітерації похибки розпізнавання кожного елемента вибірки змінюються, тому для покращення і прискорення процесу навчання пропонується обирати частіше ті елементи, похибка яких більша порівняно з похибкою інших елементів. Таким чином, ймовірність вибору конкретного елемента навчальної вибірки дорівнюватиме відношенню похибки розпізнавання даного елемента до поточної суми похибок розпізнавання всіх елементів вибірки:

$$p_i = \frac{E_i}{\sum_{i=1}^{30} E_i} . \quad (7)$$

Для отримання повнішої інформації про розпізнавання зображення НМ, ніж приналежність до певного класу, введемо поняття „коефіцієнта впевненості” класифікації НМ. Задача класифікації плямоподібних зображень лазерної траси передбачає два класи і відповідно два еталонні виходи мережі, що приймають значення в діапазоні $[-1; 1]$. Вихід мережі $(1;-1)$ відповідає правильному зображенню (хороше), а вихід $(-1;1)$ – неправильному (погане). При розпізнаванні конкретного зображення на виході формується певне значення, що не рівне еталонному виходу [5]. Введемо функціонал похибки НМ [9] при розпізнаванні зображення (кадру), вираз якого в загальному вигляді такий:

$$E = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^n (Out_i - Out(k)_i)^2 , \quad (8)$$

де Out_i – значення i -го виходу мережі при розпізнаванні зображення; $Out(k)_i$ – значення i -го еталонного виходу мережі, що відповідає розпізаному класу k ; n – кількість виходів НМ (рівна кількості класів, в даному випадку $n = 2$).

Вказана похибка приймає значення у діапазоні $[0, n-1]$. Таким чином, максимальне значення похибки $E_{\max} = n-1=1$ і відповідає виходу мережі $(1;1)$. Тоді коефіцієнт впевненості класифікації буде:

$$C = 1 - E/E_{\max} . \quad (9)$$

Тестування ІС по всій довжині відеотраси лазерного променя (2044 плямоподібних зображення) в реальному часі показало результати, відповідно: 74% – коректно класифікованих (“хороших”) зображень та 60% – “поганих”. Результати тестування свідчать про працездатність та адекватність обраного підходу.

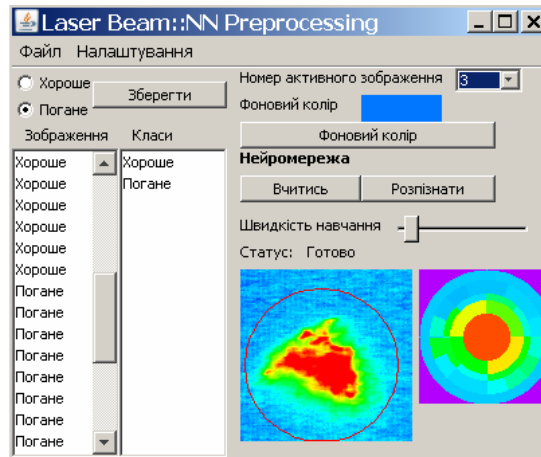


Рис. 10. Екранна форма програмної реалізації ІС

Таблиця 2

Результати неймережевого розпізнавання зображень

Параметр	+	-	Всі	Параметр	+	-	Всі
Вибірка 1	20	20	40	Вибірка 2	100	100	200
Розпізнано	19	18	37	Розпізнано	92	87	179
У відсотках	95	90	92,5	У відсотках	92	87	89,5

де „+” – клас зображень без суттєвих спотворень (хороші), „-” – клас спотворених зображень (погані), „Всі” – всього зображень.

Висновки

1. Запропоновано методи попереднього оброблення та неймережевого розпізнавання багатокольорових плямоподібних зображень, що дозволяють підвищити показники швидкодії обробки зображень та оптимізують структурно-функціональну організацію неймережевої системи (за кількістю шарів та міжшарових зв'язків) та обчислювальну складність.

2. За результатами комп'ютерного моделювання виконано програмну емуляцію інтелектуальної системи розпізнавання (реалізує два основних блоки: попередньої обробки та ущільнення зображення, а також процес неймережевого розпізнавання), що дозволяє розпізнавати плямоподібні зображення лазерних пучків з підвищеною точністю. Це необхідна умова при подальшому калібруванні лазерних систем.

3. Застосування запропонованої моделі ІС в задачах розпізнавання плямоподібних зображень дозволяє підвищити ефективність процесу профілювання лазерних променів.

Запропонований підхід в перспективі може бути застосовано в інших предметних галузях, наприклад, для розпізнавання даних на фототермографічних географічних картах.

4. Достовірність комп'ютерного моделювання та адекватність обраної неймережевої моделі підтверджують результати тестування програмної реалізації інтелектуальної системи розпізнавання (становить 92,5% коректно розпізнаних зображень, а на реальній лазерній трасі в 2044 кадри коректно розпізнано – 74% “хороших” зображень та 60% – “поганих”).

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Образний відеокomp'ютер око-процесорного типу: моногр. / [Кожем'яко В. П., Лисенко Г. Л., Яровий А. А., Кожем'яко А. В.] – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2008. – 215 с. – ISBN 978-966-641-261-7.

2. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту: моногр. / [Кожем'яко В. П., Кутаєв Ю. Ф., Свечніков С. В., Тимченко Л. І., Яровий А. А.] – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 324 с. – ISBN 966-641-072-9.

3. Луговський В. В., Ревнюк П. Я. Laser 2003 World of Photonics. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.madein.dp.ua/view.aspx>.
4. Carlos B. Roundy Current Technology of Laser Beam Profile Measurements. / C. B. Roundy – Spiricon. Inc., 2000, 257 с.
5. Яровий А. А. Розробка способу нейромережевого розпізнавання та класифікації плямових зображень в задачах профілювання лазерних променів / А. А. Яровий, Р. С. Власюк, М. В. Седлецький : матеріали Міжнародної наукової конференції [“Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту ISDMCI-2009”], (Євпаторія, 18-22 травня 2009 р.) – Том 2. – Херсон, ХНТУ, 2009 – С. 479 – 483.
6. Laser Control of Near Earth Space and Possibilities for Removal of Space Debris from Orbit with Explosive Photo-Dissociation Lasers with Phase Conjugation / Basov N. G., Zemskov E. M., Kutaev Y. F. et. al. // Proceedings GCL/HPL 98. [SPIE Symposium]. – St-Petersburg (Russia). – 1998.
7. Яровий А. А. Аналіз методики нейромережевого розпізнавання багатокольорових зображень в контексті її універсальності / А. А. Яровий, Р. С. Власюк: матеріали III Міжнародної конференції молодих вчених [“Комп’ютерні науки та інженерія CSE-2009”], (Львів, 14-16 травня 2009 р.) – Львів, Видавництво НУ „Львівська політехніка”, 2009 – С. 90–92.
8. Розробка методів і засобів для високоточного вимірювання та прогнозування координат енергетичних центрів зображень протяжних лазерних трас / [Кожем’яко В. П., Тимченко Л. І., Яровий А. А., Зарезенко Д. П.] // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2007. – №1 (13). – С. 5 – 12.
9. Власюк Р. С. Розпізнавання кольорових символічних зображень на зашумлених фонах / Власюк Р. С., Яровий А. А. : Тези доповідей сьомої міжнародної наукової конференції з прикладної математики та інформатики [„СНКПМІ-2009”], (Львів, 28-29 квітня 2009 р.) – Львів, ЛНУ ім. І. Франка, 2009. – С. 56 – 57.
10. Любунь З. М. Основи теорії нейромереж / Любунь З. М. – Львів: Видавничий центр ЛНУ. ім. І. Франка, 2006 – 160 с.
11. StatSoft Russia. STATISTICA Neural Networks. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.statsoft.ru>.
12. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 29085. Комп’ютерна програма нейромережевого розпізнавання та класифікації плямових зображень для попередньої обробки характеристик профілю лазерного променя („Laser Beam: NN Preprocessing”) / Яровий А. А., Власюк Р. С. Дата реєстрації Департаментом інтелектуальної власності України 04.06.2009.

Яровий Андрій Анатолійович – к. т. н., доцент кафедри інтелектуальних систем.

Власюк Раїса Сергіївна – магістрантка факультету комп’ютерного інтелекту інституту інформаційних технологій та комп’ютерної інженерії.

Вінницький національний технічний університет.