

АНАЛІЗ МЕТОДИКИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РОЗПІЗНАВАННЯ КОЛЬОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ У КОНТЕКСТІ ЇЇ УНІВЕРСАЛЬНОСТІ

© Яровий А.А., Власюк Р.С., 2009

У здійснених наукових дослідженнях запропоновано методику нейромережевого розпізнавання багатокольорових зображень в контексті її практично прикладного застосування у різних предметних галузях. Математичне та комп'ютерне моделювання, програмна реалізація розробленої методики, а також отримані результати досліджень підтверджують ефективність її застосування для різноманітних прикладних задач та мають ознаки певної універсальності.

Ключові слова – багатокольорові зображення, методика нейромережевого розпізнавання, математичне та комп'ютерне моделювання.

Multicolored images recognition technique based on neural nets in the context of its practical application in different subject areas is proposed in the conducted scientific research. Mathematic and computer modeling, software realization of the developed technique and obtained results confirm effectiveness of its implementation for various applied problems and show signs of universality.

Keywords – multicolored images, neural nets, mathematic and computer modeling.

Вступ

Протягом останніх років швидко розвивається напрям безконтактного дослідження об'єктів, який використовує методи оптичного спектрального аналізу та розпізнавання зображень [1, 2, 7]. Необхідність роботи в цьому напрямі та широка різноманітність методів розпізнавання зображень, зокрема кольорових, зумовлені великою кількістю предметних областей, в яких існує потреба застосування цих методів. Наприклад, для контролю якості продукції, в картографії, медицині, у спостереженнях за рівнем забрудненості водних ресурсів, сніговим покривом, змінами берегових ліній, лісовими пожежами тощо [4]. Зображення в різних предметних областях можуть аналізуватись як за змістом, так і за динамікою зміни.

Постановка задачі

Більшість наявних методів розпізнавання зображень ефективні лише для специфічних типів зображень. Тому актуальною є проблема розроблення універсальної методики як за критеріями результативності (ефективності), так і за критерієм порівняно легкої адаптованості для роботи з різними типами зображень.

Мета дослідження

Метою цього дослідження є аналіз розроблених інтелектуальних систем нейромережевого розпізнавання кольорових зображень різних типів: символічних та плямових зображень, перевірка гіпотези про наявність певних ознак універсальності запропонованої методики та обґрунтування доцільності її використання для цих конкретних задач, так і надалі для таких задач в інших предметних областях.

Аналіз відомих способів розпізнавання кольорових зображень

Для розпізнавання кольорових растрових зображень використовуються численні методи, що ґрунтуються на різних системних вимогах до обсягу обчислень, швидкості прийняття рішення, допустимого рівня зашумленості тощо [3, 4]. Крім того, задачу розпізнавання зображень доцільно розділяти на два етапи [2, 4, 5]:

1. Попередня обробка зображення для подальшого розпізнавання.
2. Процедура розпізнавання.

Попередня обробка зображень може застосовувати методи виділення контурів зображення, скелетизації, згладжування, нарощування областей, адаптивне підвищення контрастності, сегментації тощо [3]. Численні дослідження дають можливість зробити висновок, що попередня обробка зображення є визначальною для подальшого успішного його розпізнавання [2, 4]. Для багатокольорових зображень, зображень з градаціями кольорів найбільш значущою і найрезультативнішою є сегментація, що полягає в поділі зображення на складові частини за певними принципами. Доволі поширеним є використання методу порогової сегментації та керованого вододілу тощо [4]. Оскільки алгоритми сегментації зображень спершу розроблялись для півтонових зображень, то їх існує велика кількість. Але сегментація кольорових зображень є складнішим завданням. Якщо піксел напівтонового зображення може мати 256 відтінків яскравості, то у випадку кольорового зображення окремий піксел може мати один з 256 відтінків яскравості кожної з трьох компонент кольору, що визначає $(256)^3 = 16777216$ можливих кольорів. Тому виникають труднощі в адаптації методів сегментації напівтонових зображень для обробки кольорових. Відповідно існує необхідність розроблення принципово нових методів для сегментації кольорових зображень.

Для розпізнавання кольорових зображень на практиці широко застосовують кореляційні, ознакові методи, методи головних компонент, первинна та об'єктна векторизації тощо [3]. Зазначені методи різняться за обчислювальною складністю, зручністю реалізації на ЕОМ, завадостійкістю. Але прив'язка до детермінованих алгоритмів, низький ступінь інваріантності до факторів мінливості зображень обмежує їх використання. Основні методи розпізнавання зображень показано на рис.1 [2].



Рис. 1. Загальна класифікація методів розпізнавання зображень

Одним з підходів до розпізнавання багатокольорових зображень, що забезпечує гнучкість, властивість узагальнення, і відповідно стійкість до мінливості зображень, є нейромережевий підхід [6].

Методика попередньої обробки та розпізнавання кольорових зображень

У цій роботі пропонується методика нейромережевого розпізнавання багатокольорових зображень. Методика була апробована в межах двох предметних областей з відповідною реалізацією програмних продуктів: в інтелектуальній системі розпізнавання кольорових символічних зображень на зашумлених фонах та в інтелектуальній системі розпізнавання плямових зображень в задачах профілювання лазерних променів, на яку отримано свідоцтво про реєстрацію авторського права на комп'ютерну програму № 29085 від 4.06.09 [7].

Вхідними даними для систем розпізнавання є двовимірні зображення розмірністю $n \times m$ пікселів у кольоровій моделі RGB. Для опису такого зображення необхідно $n \times m \times 3$ байтів, що потребує істотних ресурсів пам'яті під час роботи з зображеннями великої розмірності або з великою кількістю зображень. На практиці доволі часто необхідно розпізнавати великі масиви інформації, динамічні послідовності зображень, тому необхідні великі обсяги пам'яті для збереження інформації про оброблювані об'єкти. Для забезпечення економічності системи розпізнавання під час роботи в реальних умовах інформацію необхідно ущільнити. До того ж здебільшого засоби, що фіксують зображення досліджуваних об'єктів, фіксують також частину простору навколо них: фон, фрагменти інших об'єктів тощо. Для оптимального подання на входи нейромережевої структури зображення має пройти попередню обробку.

У розроблених системах пропонується методика попередньої обробки зображень, що складається з таких етапів:

1. Виділення інформативної частини зображення ("smart crop").
2. Топологічний аналіз отриманої робочої області (сегментація).
3. Усереднення кольору по кожній зоні.

Першою було реалізовано інтелектуальну систему розпізнавання кольорових символічних зображень на зашумлених фонах [8]. Така система може застосовуватись для експрес-аналізу зображень, а саме для розпізнавання символів на різноманітних пластикових картках, топографічних картах, документах. На вхід системи надходить кольорове зображення розмірністю 200x200 пікселів (рис.2, а).

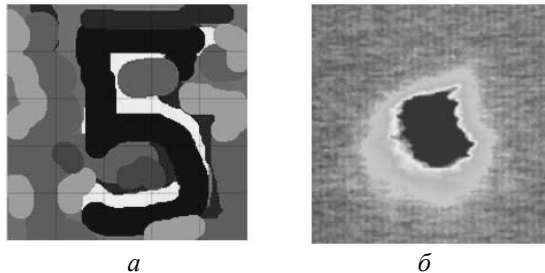


Рис. 2. Початкові кольорові зображення:

а – розпізнавання символічних зображень; б – розпізнавання плямових зображень

Отримане зображення ділять на 12 зон, як показано на рис. 3, а, які були вибрані відповідно до зосередження характеристичної інформації про зображення символу, що розпізнається [8].

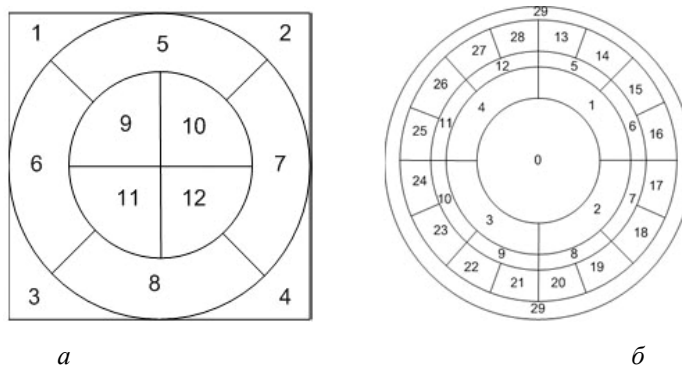


Рис. 3. Приклади схем сегментації:

а – розпізнавання символічних зображень; б – розпізнавання плямових зображень

У кожній зоні колір усереднюється за принципом середнього арифметичного. Після попередньої обробки зображення має вигляд, як показано на рис. 4, а. Отже, на входи мережі подається масив 12 кольорів у форматі RGB, що становить $12 \times 3 = 36$ байтів, що істотно менше ніж до ущільнення інформації про зображення [9].

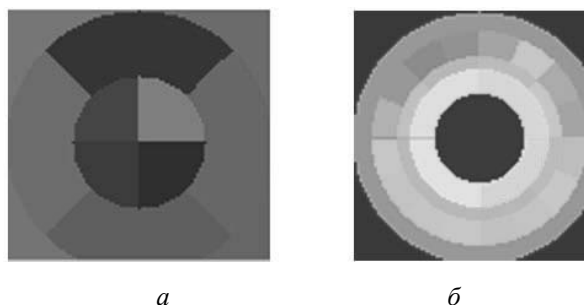


Рис. 4. Зображення після попередньої обробки:
а – розпізнавання символічних зображень; б – розпізнавання плямових зображень

Методика неймережевого розпізнавання була також покладена в основу інтелектуальної системи розпізнавання плямових зображень лазерного променя, що у сукупності формують його профіль. Завдання такої системи полягає у класифікації плямових зображень на “хороші” (майже без спотворень) та “погані” (зі спотвореннями). На вхід системи подаються плямові зображення протяжної лазерної траси в форматі “ВМР” розмірністю 128×128 пікселів у кольоровій моделі RGB, а їх обробка виконується посередництвом використання певних компонент моделі CIE XYZ. Для опису початкового вхідного зображення заданої розмірності необхідно було б: $128 \times 128 \times 3 = 49152$ байтів пам’яті. На початковому етапі попередньої обробки плямове зображення відокремлюється від фонові частини зображення. Для цього визначається центр максимальної інтенсивності методом знаходження центра мас зображення [5]. Потім за виразом (1) визначається коло максимального радіуса з центром в точці максимальної інтенсивності, вписане в квадрат 128×128 пікселів.

$$R_{\max} = \text{Min}((w - x), x, (h - y), y), \quad (1)$$

де w – ширина початкового зображення; h – висота початкового зображення; x, y – координати центра максимальної інтенсивності.

Після знаходження найбільшого вписаного кола інформативна область зображення уточнюється виокремленням фонового кольору.

Проаналізувавши велику кількість плямових зображень (приклад такого зображення на рис. 2, б) лазерних трас (14 трас по 2044 зображення), області на зображенні було класифіковано за впливом на розташування енергетичного центра та на загальну оцінку “правильності” плями [5]. Тому після виділення інформативної частини зображення ділиться на 5 кілець інтенсивності і відповідно на 30 зон (рис. 3, б) і по кожній зоні усереднюється інтенсивність кольору. Після закінчення попередньої обробки зображення (рис. 4, б) подається на входи нейронної мережі (НМ) і для його опису потрібно 30 байтів пам’яті.

Комп’ютерне моделювання неймережевої системи розпізнавання плямових зображень профілю лазерного променя

Серед наявних парадигм НМ для розв’язання задач класифікації STATISTICA Neural Networks (SNN) дає змогу виконати моделювання таких: лінійні (Linear), багатопланові перцептронні (MLP), мережі на радіально-базисних функціях (RBF), ймовірнісні мережі (PNN) [10].

Елементами вхідного вектора цієї неймережевої моделі є усереднені значення інтенсивності кольору за 30 зонами, отримані в результаті попередньої обробки плямоподібних зображень. Змінні вхідного вектора подані дробовими додатними числами з точністю 10^{-7} і можуть набувати значення від 0 до 1. Фрагмент даних файла з вхідними даними (j1.sta) наведено на рис. 5. У ньому VAR1-VAR30 – вхідні змінні, GOOD та BAD – еталонні виходи НМ.

З однієї протяжної лазерної відеотраси (2044 зображення) за результатами виявлення характерних форм плям залежно від рівня спотворення для навчання нейронної мережі було відібрано 140 зображень (70 “хороших” і 70 “поганих”). Передусім необхідно визначити критерій оптимальної складності мережі – емпіричний метод оцінки похибки узагальнення. Оскільки похибка узагальнення визначена для даних, котрі не належать до навчальної множини, очевидним вирішенням проблеми є поділ даних на три множини. Вбудований в SNN “Майстер розв’язків задач” за замовчуванням розподіляє вхідні набори на навчальну, контрольну та тестову множини у співвідношенні 2:1:1. У дослідженні, яке здійснювалось, було виконано такий розподіл даних:

- 1) навчальна вибірка (80 наборів змінних), що забезпечує налаштування ваг під час навчання;
- 2) контрольна вибірка (30 наборів змінних), що забезпечує контроль процесу навчання та допомагає запобігти перенавчанню мережі [11];
- 3) тестова вибірка (30 наборів змінних), що призначена для оцінки властивостей класифікації вже навченої мережі.

	VAR24	VAR25	VAR26	VAR27	VAR28	VAR29	VAR30	GOOD	BAD
01	0.6261801	0.6327745	0.6205433	0.6343469	0.6291394	0.6143033	0.6043503	1	-1
02	0.6255991	0.6305769	0.6276668	0.6184522	0.6238199	0.6189827	0.6042149	1	-1
03	0.6243067	0.6213735	0.6221929	0.6173172	0.6187953	0.6191804	0.6027055	1	-1
04	0.6163222	0.6293095	0.6194144	0.6108118	0.621392	0.6185113	0.6018373	1	-1
05	0.6205264	0.6192547	0.6151587	0.6131391	0.6142378	0.612155	0.6020831	1	-1
06	0.6163399	0.6152316	0.612952	0.6072558	0.614488	0.6128824	0.6012374	1	-1
07	0.6123275	0.610988	0.6121784	0.6056077	0.6100399	0.6136592	0.6008488	1	-1
08	0.6173384	0.6112532	0.611297	0.6079947	0.6113834	0.6135455	0.6002996	1	-1
09	0.6111994	0.611616	0.606788	0.6079348	0.6056527	0.6135861	0.5987792	1	-1
10	0.612489	0.6129728	0.611923	0.606652	0.6114997	0.6094601	0.5988715	1	-1
11	0.6097156	0.6053341	0.6066649	0.6093091	0.6077901	0.6051668	0.5985909	1	-1
12	0.6139615	0.6093777	0.607987	0.6066117	0.6131445	0.6066875	0.5989118	1	-1
13	0.6109659	0.6081273	0.6062961	0.6064223	0.6111837	0.6098323	0.5976054	1	-1
14	0.6072602	0.6063935	0.6055043	0.6068719	0.6074015	0.6088096	0.5988631	1	-1
15	0.6147147	0.6090512	0.6114833	0.6053693	0.6074368	0.609107	0.6009606	1	-1
16	0.6100399	0.6043762	0.6079151	0.6070853	0.6154503	0.6115753	0.60041	1	-1
17	0.6105301	0.6119352	0.6081489	0.6056645	0.607008	0.602046	0.599249	1	-1
18	0.6081518	0.6055129	0.6004677	0.5999053	0.6011256	0.6039216	0.5975992	1	-1
19	0.6116376	0.6092451	0.6058824	0.6021597	0.6029956	0.6068201	0.5999097	1	-1
20	0.6068264	0.6062328	0.6040115	0.6023302	0.599655	0.6017998	0.5985507	1	-1

Рис. 5. Фрагмент масиву вхідних даних

“Майстром розв’язків задач” SNN було побудовано 637 мереж, з яких за критеріями балансу між розміром мережі і значенням помилки та заміною вже знайдених мереж на нові знайдені мережі з кращими показниками було відібрано 10 НМ з найкращими показниками значень помилки (для мереж, з кількістю виходів, більшою за 1, показник Performance не є достовірним та інформативним), які показані на рис. 6.

	Type	Error	Inputs	Hidden
01	Linear	0.7237867	30	-
02	RBF	0.6133457	30	32
03	RBF	0.5772269	30	34
04	RBF	0.6994971	30	10
05	RBF	0.6896635	30	17
06	MLP	0.5614887	30	38
07	MLP	0.5560491	30	58
08*	MLP	0.5985287	30	16
09	MLP	0.6549163	30	25
10	MLP	0.6418512	30	16

Рис. 6. Перелік найкращих варіантів структурної організації нейронної мережі

Очевидним є факт, що найбільшу помилку має лінійна мережа, зважаючи на характер поставленої задачі. НМ на радіально-базисних функціях мають непогані показники, і мінімальна помилка серед RBF мереж досягається мережею під номером “03” і має значення 0,5772269. В RBF-мережах процес навчання відбувається значно швидше, ніж в багатошарових перцептронах, але при цьому для досягнення високої ефективності розпізнавання вони значно програють в розмірах та, відповідно, в кількості обчислень. Тому кращу мережу вибирали між MLP з номером “07” зі значенням помилки 0,5560491 і 58 нейронами у прихованому шарі та “08” зі значенням помилки 0,5985287 і 16 нейронами у прихованому шарі. Зважаючи на складність організації сьомої НМ та рекомендації щодо кількості нейронів у прихованому шарі [11], було вибрано нейронну мережу “08”, яка зображена на рис. 7.

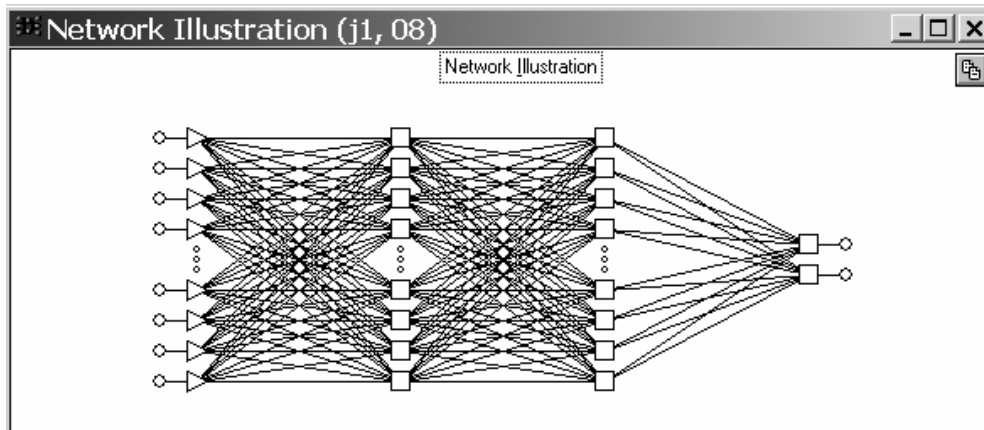


Рис. 7. Структурна організація вибраної для моделювання НМ

Функція відображення простору вхідних даних Data Clustering у заданій системі координат (осі абсцис та ординат визначаються довільними двома наборами елементів вхідного вектора) ілюструє лінійну нероздільність класів, до яких необхідно зарахувати подані на входи зображення (рис. 8).

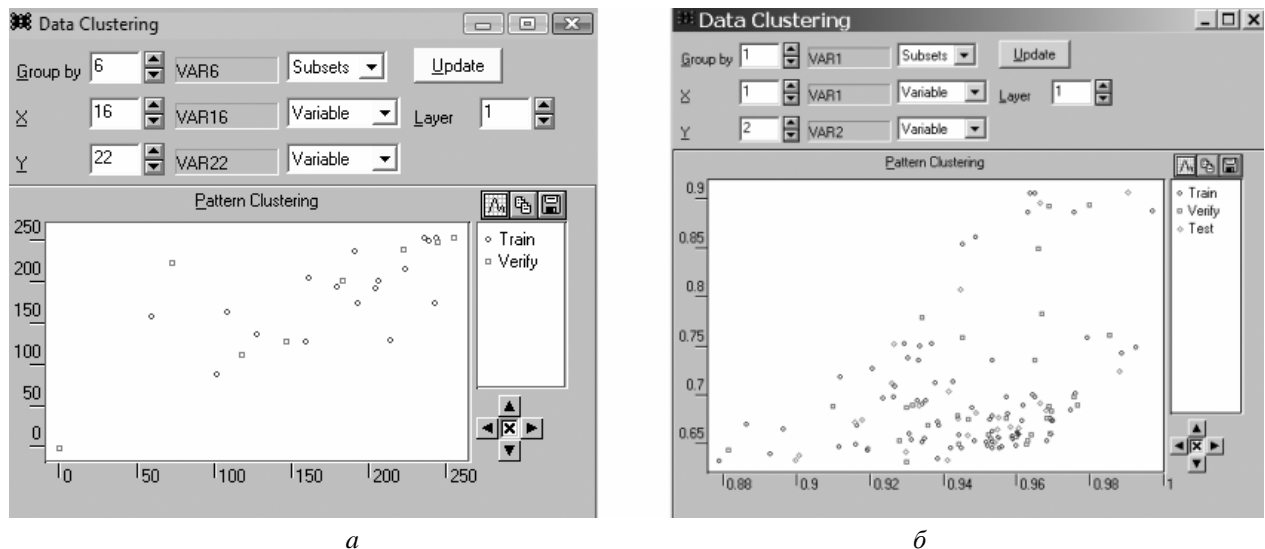


Рис. 8. Екранна форма вікна DataClustering:

a – розпізнавання символних зображень; *б* – розпізнавання плямових зображень

Навіть знехтувавши тим фактом, що менші за обсягом вхідні дані для задачі розпізнавання розподілені лише на навчальну на контрольну множини, можна побачити, що вони меншою мірою нероздільні та ця задача є простішою, ніж задача розпізнавання плямових зображень. Отже,

комп'ютерне моделювання ще раз підтверджує доцільність використання інтелектуальних алгоритмів для розв'язання поставленої задачі, в якій зв'язок між вхідними даними та вихідними є нелінійним.

У задачі розпізнавання плямових зображень лінійна нероздільність класів вища, ніж в задачі розпізнавання символів на зашумлених фонах, як показано на рис. 8. Відповідно нейронній мережі складно навчитись розпізнавати деякі зображення і значення помилки їх розпізнавання значно вище за середнє. Вікно CaseErrors (рис. 9) дає змогу легко виявити такі елементи вибірки на гістограмі. Ця гістограма також наочно надає можливість оцінити загальну якість розпізнавання зображень вибірки за рівнем стовпців-помилки.

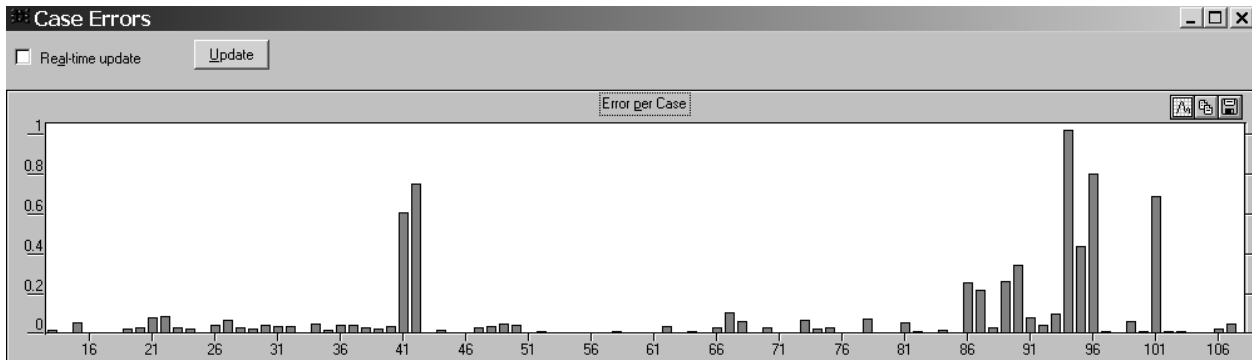


Рис. 9. Гістограма помилок розпізнавання

Для плямових зображень неоднозначними для нейромережевого розпізнавання є зображення з порядковими номерами 41, 42, 94, 06 та 101, які проілюстровані на рис. 10. Всі ці зображення належать до класу “поганих”.

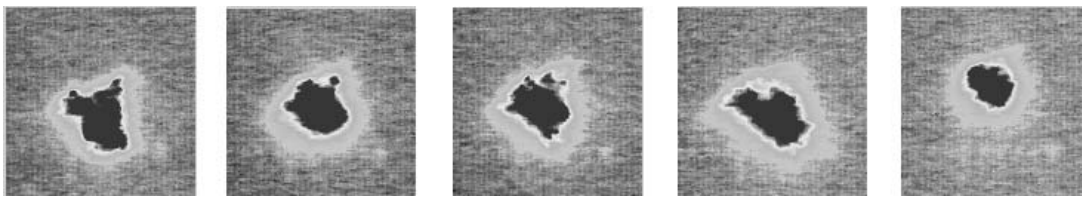


Рис. 10. Вхідні плямові зображення з найгіршою точністю розпізнавання

За результатами вдалого комп'ютерного моделювання (91,4 % коректно розпізнаних зображень тестової вибірки) на мові Java розроблена інтелектуальна система (ІС) розпізнавання багатокольорових плямових зображень. Тестування ІС по всій довжині лазерної траси (2044 зображення) в реальному часі показало результати, відповідно: 76 % коректно класифікованих “хороших” зображень та 64 % – “поганих”. Результати тестування свідчать про працездатність та адекватність вибраного підходу.

Висновок

У цій роботі було доведено актуальність та досліджено відомі підходи до розпізнавання багатокольорових зображень. На основі виконаного дослідження було запропоновано методика нейромережевого розпізнавання багатокольорових зображень і показано її працездатність та адекватність у разі застосування її для розпізнавання символічних зображень на зашумлених фонах плямових зображень у задачах профілювання лазерних променів. Розпізнавання доволі потужної вибірки плямових зображень нейронною мережею, змодельованою в SNN, результувало 94,7 % правильно розпізнаних зображень з навчальної, 93 % – з контрольної, 91,4 % – з тестової вибірок. Відповідне тестування програмної реалізації системи розпізнавання на реальній лазерній трасі в 2044 кадри коректно розпізнало 76 % “хороших” зображень та 64 % – “поганих”. На основі отрима-

них результатів здійсненого математичного, комп'ютерного моделювання та програмної емуляції можна стверджувати про ефективність та певну універсальність цієї методики [8,9].

У подальших дослідженнях планується випробовування розробленої методики для розпізнавання даних на фототермографічних географічних картах та біомедичних зображеннях, що фіксують випромінювання в інфрачервоному діапазоні.

1. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту: [Монографія.] / В.П. Кожем'яко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свєчніков, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 324 с. 2. Образний відео-комп'ютер око-процесорного типу: [Монографія.] / Кожем'яко В.П., Лисенко Г.Л., Яровий А.А., Кожем'яко А.В. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2008. – 215 с. 3. Журавель И.М. Краткий курс теории обработки изображений: учебн. пособие [для студ. высш. учебн. зав.]. – Москва, 1999. 4. О сегментации цветных изображений / Талев М.А., Старовойтов В.В. // Известия Национальной академии наук Беларуси. Сер. технические науки. – Минск, 2000. – № 1. – С. 107–111. 5. Розробка методів і засобів для високоточного вимірювання та прогнозування координат енергетичних центрів зображень протяжних лазерних трас / В.П. Кожем'яко, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий, Д.П. Зарезенко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2007. – № 1 (13). – С. 5–12. 6. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics. – New York: Spartan Books, 1962. 7. 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”) / А.А. Яровий, Р.С. Власюк. Дата реєстрації Державним департаментом інтелектуальної власності України 04.06.2009. 8. Розпізнавання кольорових символічних зображень на зашумлених фонах / Р.С. Власюк, А.А. Яровий: 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. 9. 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. 10. StatSoft Russia. STATISTICA Neural Networks. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.statsoft.ru>. 11. Любунь З.М. Основи теорії нейромереж. – Львів: Видавничий центр ЛНУ ім. І. Франка, 2006 – 160 с.