

НЕЧІТКЕ МОДЕЛЮВАННЯ В ЗАДАЧІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ ЛАЗЕРНИХ ПЛЯМ

Н.Р. КОНДРАТЕНКО, О.О. СНІГУР

Аналізуються зображення плям лазерних пучків за рядом характеристик, специфічних для графічних об'єктів такого роду. Виділено статистичні та геометричні інформаційні ознаки зображень лазерних плям, зокрема запропоновано як одну з ознак ввести кодову відстань між значеннями нечітких хеш-функцій для досліджуваного та еталонного зображень. Нечіткі хеш-функції дають змогу ідентифікувати зображення навіть за наявності в ньому незначних змін. Незначна зміна аргумента такої функції не веде до зміни її значення. Побудовано модель нечіткого класифікатора, що розподіляє вхідні зображення на класи за якістю представленої на них лазерної плями. Результати класифікації можуть інтерпретуватися як показник якості пучка лазера, міру того, наскільки добре лазерний промінь може бути сфокусований. Система не лише ідентифікує об'єкт на зображенні, в даному випадку лазерну пляму, але й надає якісну оцінку міри його відповідності заданому об'єкту-еталону.

ВСТУП

У системах інтелектуального аналізу даних часто виникає необхідність працювати з експериментальними даними, представленими у вигляді графічних зображень, тому задача розпізнавання та аналізу графічних об'єктів широко розповсюджена. Незважаючи на це, вона не має універсальних методів розв'язання. Кожен клас зображень має власну специфіку та вимагає особливого підходу. Так, у роботі [1] для побудови інтелектуальної системи класифікації об'єктів на електрооптичних зображеннях використовується метод ідентифікації графічних об'єктів за допомогою нечітких нейронних мереж.

Прикладне застосування технік розпізнавання образів та цифрової обробки зображень включає розпізнавання символів [2, 3], аналіз біомедичних зображень із метою постановки діагнозу [4–7], системи комп'ютерного зору [8–11], ідентифікацію людських облич [10, 12–14] тощо.

Так, у [5] запропоновано підхід до класифікації медичних зображень на основі комбінації статистичного та синтаксичного підходів із використанням двонаправленої асоціативної пам'яті на нейронних мережах.

У [15] розглянуто різні підходи до класифікації відбитків пальців, зокрема нейромережевий, лінійний класифікатор та метод найближчого сусіда.

Підхід на основі засобів математичної статистики та криптографічних хешів представлено в [16]. На основі набору ознак зображення генерується хеш-функція за алгоритмом, що допускає незначні модифікації зображення за незмінного значення хеш-функції. При цьому цей підхід не дозволяє регулювати поріг, що задає межу між відносно неушкодженим зображенням та таким, що не піддається ідентифікації; так само цей метод не дозволяє оцінити міру видозміненості аналізованого зображення порівняно з оригіналом. Його виходом є єдине чітке значення — зображення ідентифіковано або ні.

У цій роботі аналізуються зображення плям лазерних пучків за низкою характеристик, специфічних для графічних об'єктів такого роду. Результати аналізу можуть інтерпретуватися як показник якості пучка лазера, міру того, наскільки добре лазерний промінь може бути сфокусований. У галузі лазерної обробки матеріалів, друку, маркування, різання і свердління потрібна висока якість пучка, тоді як зварювання і різні види обробки поверхні менш критичні в цьому відношенні, тому що вони працюють із більшими плямами, тому можливе застосування потужних діодних лазерів з низькою якістю пучка [17].

Виходячи з цього, доцільне створення системи, що не лише ідентифікує об'єкт на зображенні, в даному випадку лазерну пляму, але й надає якісну оцінку міри його відповідності заданому об'єкту-еталону. Розв'язувати цю задачу пропонується, побудувавши нечіткий класифікатор, який кожному зображенню, що подається на його вхід, ставить у відповідність клас із множини нечітких термів {«висока», «середня», «низька»}, які характеризують якість цього зображення профілю пучка.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ АНАЛІЗУ ХАРАКТЕРУ ЗОБРАЖЕННЯ ЛАЗЕРНИХ ПЛЯМ

Нехай є зображення лазерної плями I , що характеризується низкою інформаційних ознак $P_I = p_1, p_2, \dots, p_n$. Необхідно поставити у відповідність зображенню I клас C із заданої множини класів-нечітких термів змінної «Якість»: {«добра»; «задовільна»; «незадовільна»} залежно від міри відповідності його еталонному зображенню E з аналогічним набором ознак P_E .

Мета роботи — визначення набору інформаційних ознак зображення та об'єкта на ньому та розробка системи класифікації зображень лазерних плям за характером профілю пучка відповідно до цих ознак на основі нечітких множин.

ВИБІР ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК ЗОБРАЖЕННЯ ЛАЗЕРНОЇ ПЛЯМИ

Існує дві основні групи ознак зображень — це ознаки пікселя зображення (як правило, це характеристики кольору пікселя) та ознаки ідентифікованого об'єкта, тобто множини пікселів, з яких складається зображення об'єкта (як правило, це геометричні характеристики) [8].

Виділяють декілька основних підходів до формування ознак: статистичний, геометричний, структурний (морфологічний), лінгвістичний, нейросистемний. Далі у роботі буде розглянуто низку статистичних та геометричних ознак зображення.

До статистичних ознак належать коефіцієнт кореляції, моменти різних порядків, закон розподілу, матриці суміжності. Недоліками цих ознак є:

- значні обчислювальні витрати;
- відсутність знань про закон розподілу;
- неоднозначність опису області зображення. (Дві текстури, що розрізняються людиною, мають однакові моментні ознаки першого і другого порядків. Застосування моментних ознак більш високих порядків різко збільшує обчислювальні витрати).

Незважаючи на ці недоліки, для більшості реальних зображень ознаки, отримані на основі статистичного аналізу, здатні однозначно описувати область зображення.

Геометричні ознаки поділяються на прості та похідні. До простих ознак належать: периметр, площа фігури, максимальна відстань між зовнішніми паралельними дотичними та границями, відстань у напрямку між зовнішніми паралельними дотичними — діаметри Фере, число Ейлера. До похідних ознак належать: середня довжина хорди, ексцентриситет, характеристики контуру, пористість, спіральність, периметр найменшої опуклої фігури, яка описує об'єкт.

Крім цього, геометричні ознаки можуть бути класифіковано на площеві та контурні. Площевий опис є більш інформативним, але його складніше отримати; контурний опис отримати простіше, але при цьому втрачається інформація щодо внутрішнього вмісту області, обмеженої контуром.

Контурними ознаками є: довжина контуру, що визначається як число елементів у контурі, код Фрімена або ланцюговий код, кривизна лінії, апроксимація лінійними сегментами, функціями, структурна апроксимація, активний контур, спектральна характеристика, структурна функція, полярне представлення контуру, спіральна розгортка.

Площевими ознаками є: площа, координати центру мас, товщина або компактність, ексцентриситет, орієнтація області тощо.

Недоліком цих ознак є необхідність якісної сегментації зображення на об'єкт і фон. В іншому випадку достовірність ознак значною мірою знижується [8].

Зображення лазерної плями будемо характеризувати за ознаками як зображення в цілому, так і ознаками, специфічними для об'єкта, наявного на ньому, при цьому застосуємо як статистичні, так і геометричні ознаки:

- Площа лазерної плями. Характеризується трьома лінгвістичними термами: {«незначна»; «середня»; «значна»}.
- Відхилення центру мас плями від центру зображення по горизонталі. Характеризується трьома лінгвістичними термами: {«незначне»; «середнє»; «значне»}.
- Відхилення центру мас плями від центру зображення по вертикалі. Характеризується трьома лінгвістичними термами: {«незначне»; «середнє»; «значне»}.
- Відстань Хемінга між хеш-функціями зображення, яке аналізується, та еталону, яка отримана за алгоритмом робастного хешування, описаним нижче. Параметр має три лінгвістичні терми: {«незначна»; «середня»; «значна»}.
- Кількість пікселів із яскравістю понад деякий поріг. Поріг пропонується визначати за методом Отсу — найбільш поширеним методом визна-

чення порогу бінаризації [8]. Характеризується лінгвістичними термами {«незначна»; «помірна»; «значна»}.

- Коефіцієнт кореляції між зображенням плями та еталонним зображенням. Характеризується лінгвістичними термами {«високий»; «середній»; «малий»}.

- Ексцентриситет. Характеризується лінгвістичними термами {«високий»; «середній»; «малий»}.

- Пропорції фігури (відношення довжин малої та великої півосей). Характеризується лінгвістичними термами {«округла»; «овальна»; «видовжена»}.

- Довжина периметру фігури. Характеризується лінгвістичними термами {«незначна»; «середня»; «значна»}.

- Взаємна інформація зображення плями та еталонного зображення. Для двох зображень X (досліджуване) та E (еталонне) взаємна інформація MI визначається так:

$$MI(E, X) = H(E) - H(E|X),$$

де $H(E)$ — оцінка ентропії Шеннона для еталонного зображення E , обчислена на основі оцінки ймовірностей відтінків сірого; $H(E|X)$ — оцінка умовної ентропії, обчислена на основі оцінки умовних ймовірностей відтінків сірого $p(b|a)$. Під умовною ймовірністю $p(b|a)$ слід розуміти ймовірність появи пікселя з інтенсивністю j_i в зображенні E , що відповідає пікселю інтенсивності j_k в зображенні X .

Інтерпретуючи ентропію як міру невизначеності, це визначення взаємної інформації можна записати як «кількість невизначеності про зображення X за вирахуванням невизначеності про зображення X , коли відомо зображення E ». Іншими словами взаємна інформація — це кількість інформації, що міститься в зображенні X про зображення E .

Взаємну ентропію досліджуваного та еталонного зображень будемо описувати лінгвістичними термами {«незначна»; «помірна»; «значна»}.

Робастний (перцептивний) хеш. Криптографічні хеші традиційно використовуються для перевірки зображень на автентичність, тобто відповідність заданому оригіналу. Вони, як правило, чутливі до змін у кожному біті вихідного зображення. В результаті, розпізнати зображення можна лише в тому разі, якщо жоден його біт не зазнав зміни. Така чутливість у більшості випадків цілком прийнятна в задачі ідентифікації текстових повідомлень, проте для мультимедійних даних вона не дає змогу побудувати систему, яка мала б реальну практичну цінність. Мультимедійні дані допускають незначні втрати та викривлення, які неможливо розрізнити візуально, але які призведуть до розпізнання двох ідентичних із погляду людини зображень як різних.

Інформація, що передається мультимедійним трафіком, зберігається практично повністю навіть після внесення несуттєвих змін у зображення, як-то фільтрація, геометричні перетворення або зашумлення. Нечіткі (робастні, перцептивні) хеш-функції дають змогу ідентифікувати зображення навіть за наявності в ньому незначних змін. Незначна зміна аргумента такої функції не веде до зміни її значення взагалі. Найпростіший спосіб отриман-

ня нечіткого хешу зображення, який найчастіше використовується в прикладних програмах, такий [18].

- Виділення низьких частот. На низькій частоті будуть міститися найкрупніші деталі, загальний розподіл яскравості й кольору, тобто форма об'єкта.

- Переведення зображення в форму, коли одному пікселю відповідає єдине значення яскравості. Традиційний спосіб — переведення зображення в градації сірого.

- Бінаризація зображення — підрахунок середнього значення яскравості й використання його як порогу бінаризації. Пікселі з яскравістю, нижчою за поріг, отримують значення «0», пікселі ж із яскравістю понад поріг — значення «1».

- Отримані біти записуються підряд у довільній послідовності, постійній для всіх аналізованих зображень.

Цей алгоритм пропонується застосувати для обчислення міри розходження між досліджуваним зображенням та еталоном. Для цього підраховуємо відстань Хемінга між значеннями хешів, отриманими для аналізованого зображення та еталону.

МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ ТА КОМП'ЮТЕРНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ

Для розв'язання поставленої задачі запропоновано нечітку логічну систему, зображену на рис. 1.

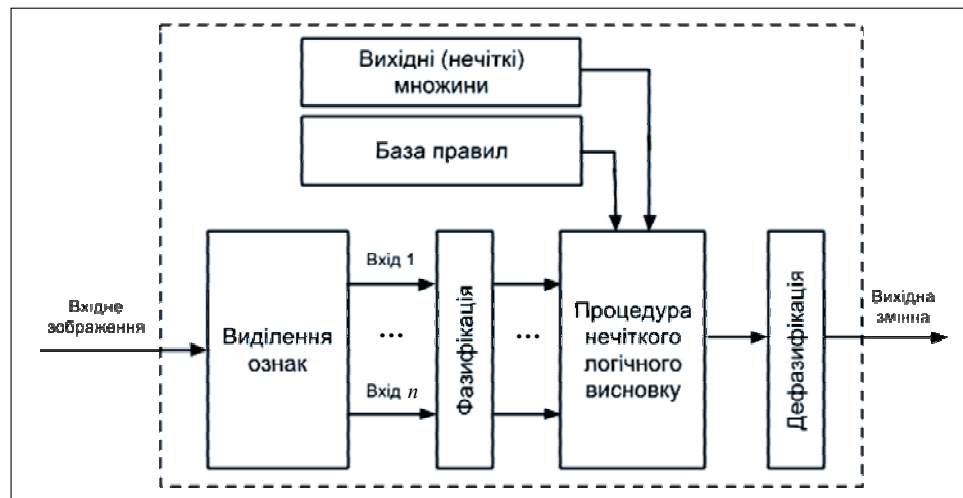


Рис. 1. Нечітка логічна система аналізу зображення

Задачу аналізу характеру зображення лазерної плями будемо розглядати як процес прийняття рішення в системі з n вхідними та одним вихідним параметром (якість). Процес аналізу розпочинається з отримання значень інформаційних ознак зображення (відхилення від центру, кореляція тощо), використовуючи традиційні методи цифрової обробки зображень. Результатом цього етапу є набір значень вхідних змінних, приклад якого наведено в табл. 1. Зображення, яким відповідають дані з табл. 1 (еталонне та два зображення з тестової вибірки), наведено на рис. 2.

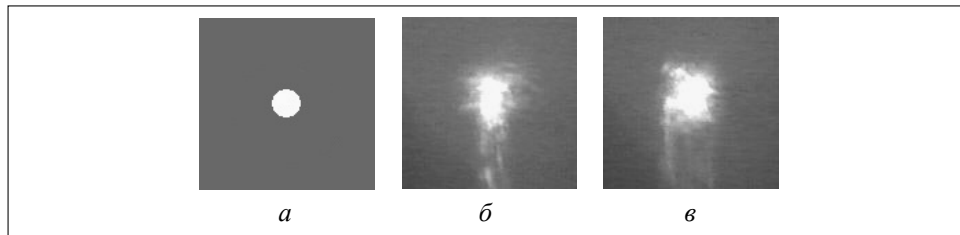


Рис. 2. Приклади зображень лазерної плями: *a* — еталонне; *б, в* — тестові

Таблиця 1. Інформаційні ознаки зображення

Ознака	Еталон	Приклад 1	Приклад 2
Площа лазерної плями	317	1576	1378
Відхилення по горизонталі	0	1	2
Відхилення по вертикалі	0	2	15
Відстань між хеш-функціями	0	40	19
Кількість пікселів із яскравістю понад поріг	341	2459	2751
Коефіцієнт кореляції	1	0,527	0,558
Ексцентриситет	0	0,812	0,801
Пропорції фігури	1	0,584	0,598
Довжина периметру фігури	65,941	676,1	706,83
Взаємна інформація	1	0,223	0,233

Як вхідні, так і вихідні параметри являють собою лінгвістичні змінні. На рис. 3 наведено терм-множини деяких вхідних (*a, б*) та вихідної (*в*) змінних та вигляд їхніх функцій належності. В ролі функції належності використовується гаусова функція:

$$\mu(x) = e^{-\left(\frac{x-b}{c}\right)^2}$$

Процес нечіткого логічного висновування відбувається, керуючись базою правил, що містить нечіткі висловлювання у формі «ЯКЩО – ТО» та функції належності для відповідних лінгвістичних термів.

Беручи до уваги інформаційні ознаки, обрані для аналізу, сформульовано 72 правила, які вважатимемо відображенням множини станів вхідних змінних у множину станів вихідної.

На початковому етапі ваги всіх правил приймалися рівними одиниці, а параметри функцій належності задавались емпірично. Для досягнення стану, коли розроблена модель відповідає реальності, було здійснено налаштування її параметрів шляхом оптимізації за допомогою генетичного алгоритму. Структуру хромосоми, використану для кодування параметрів функцій належності терм-множин та ваг правил, наведено на рис. 4.

На кожному поколінні алгоритм працює з популяцією з 20 особин, кожній з яких відповідає варіант розв'язку задачі, закодований у наведеному вище вигляді. Вихідна популяція генерується випадково.

На кожній ітерації над особинами з робочої популяції проводяться операції:

- односточкового схрещування з імовірністю 0,8;
- двоточкового схрещування з імовірністю 0,5;
- мутації з імовірністю 0,02;
- відбору за турнірною схемою.

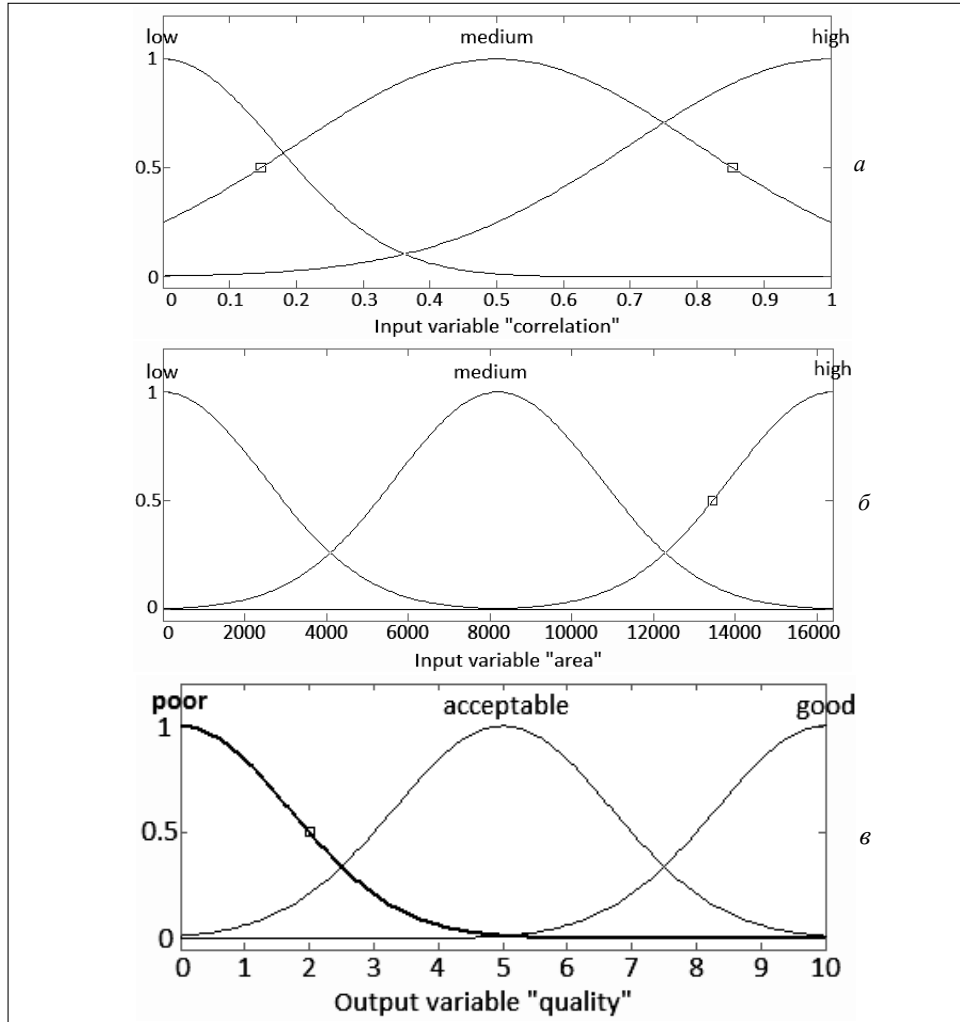


Рис. 3. Функції належності вхідних змінних з емпірично заданими параметрами *a* — вхідна змінна «Коефіцієнт кореляції», *б* — вхідна змінна «Площа лазерної плями», *в* — вихідна змінна «Якість зображення»

$b_{p_1}^{t_1}$	$c_{p_1}^{t_1}$...	$b_{p_1}^{t_m}$	$c_{p_1}^{t_m}$...	$b_{p_n}^{t_1}$	$c_{p_n}^{t_1}$...	$b_{p_n}^{t_m}$	$c_{p_n}^{t_m}$	w_1	...	w_k
змінна 1											72 правила		
10 змінних													

Рис. 4. Структура хромосоми

Описаний алгоритм працює на мінімізацію суми середньоквадратичних відхилень результатів, отриманих системою для кожного з зображень навчальної вибірки, від оцінки характеру плями, запропонованої експертом.

Навчальна вибірка складається з 205 зображень лазерних плям, для яких відомий бажаний вихід системи.

В результаті навчання системи було отримано нові ваги правил (табл. 2) та параметри функцій належності (рис. 5). Тестування системи на навчальній вибірці показало помилковий результат для 2 із 205 прикладів, що свідчить про те, що генетичний алгоритм не збігся до оптимального результату, а зупинився в локальному мінімумі. Генетичні алгоритми допускають таку можливість, оскільки вони за означенням відшуковують наближений розв'язок, а тому результат, якого досягнуто, можна вважати прийнятним у цьому застосуванні.

Таблиця 2. Ваги правил після оптимізації

№ правила	1	2	3	4	5	6	7	...	71	72
Вага правила	0,783	0,290	0,349	0,868	0,506	0,105	0,250	...	0,664	0,966

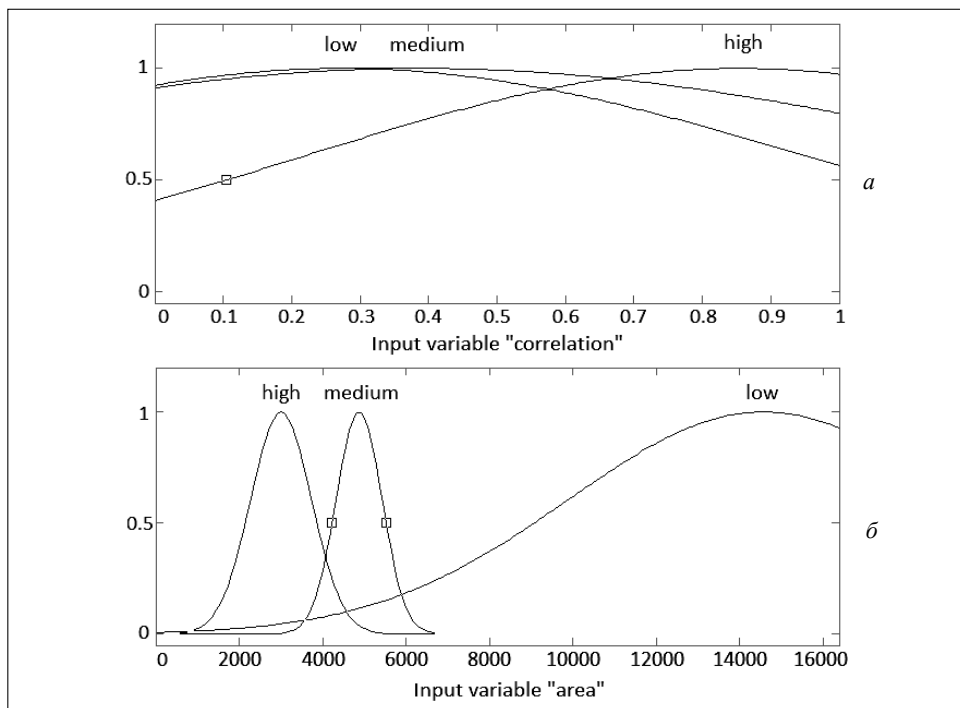


Рис. 5. Функції належності вхідних змінних після оптимізації *a* — вхідна змінна «Коефіцієнт кореляції», *б* — вхідна змінна «Площа лазерної плями»

Працездатність системи було також перевірено на тестовій вибірці, яка складалася з 50 зображень лазерної плями, що не входили в навчальну вибірку. Помилковий результат було отримано для 2 зображень. Такий результат дає змогу стверджувати, що запропонована система задовільно виконує свою функцію нечіткого апроксиматора.

У процесі подальшого вдосконалення системи та її адаптації до практичного використання варто взяти до уваги такі рекомендації:

- В рамках цього дослідження зображення лазерних плям аналізувалися з позицій теорії розпізнавання образів та цифрової обробки зображень; для наближення результатів роботи розробленої системи до реальних умов рекомендується на етапі налаштування в ролі експерта залучити фахівця з лазерної техніки.

- Частину функцій експерта, пов'язаних із виділенням вихідних класів зображень та формування бази правил, може взяти на себе алгоритм кластеризації.

ВИСНОВКИ

У багатьох задачах, у тому числі в різного роду інженерних дослідженнях, вхідні дані системи представлено у вигляді зображень. Необхідність їх попередньої оцінки та аналізу на предмет придатності до обробки ставить задачу класифікації зображень за ступенем видозміненості порівняно з деяким еталоном.

У цій роботі було виділено статистичні та геометричні інформаційні ознаки зображень лазерних плям та промодельовано нечітку логічну систему оцінки їх видозміненості порівняно з еталоном зображенням, прийнятим за ідеальне зображення профілю лазерного пучка. Показано можливість використання нечітких хеш-функцій у ролі вхідних змінних системи. Отримані експериментальні результати свідчать про необхідність поліпшення процесу навчання шляхом удосконалення алгоритму оптимізації параметрів системи та/або розширення навчальної вибірки.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Зайченко Ю.П., Петросюк І.М., Ярошенко М.С.* Исследование нечетких нейронных сетей в задачах распознавания объектов электрооптических изображений // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2009. — № 4. — С. 61–76. — <http://journal.iasa.kpi.ua/zm456st/2009/No4/2009-n4-zaychenko-text>.
2. *Granlund G.H.* Fourier Preprocessing for Hand Print Character Recognition // IEEE Transactions on Computers. — 1972. — **C-21**, № 2. — P. 195–201.
3. *Chow C.K.* An optimum character recognition system using decision functions // IRE Transactions on Electronic Computers. — 1957. — **EC-6**, № 4. — P. 247–254.
4. *Pluim J.P.W., Maintz J.B.A., Viergever M.A.* Mutual-information-based registration of medical images: a survey // IEEE Transactions on Medical Imaging. — 2003. — № 22. — P. 986–1004.
5. *Sharma N., Ray A.K., Sharma S., Shukla K.K., Pradhan S., Aggarwal L.M.* Segmentation and classification of medical images using texture-primitive features: Application of BAM-type artificial neural network // Journal of Medical Physics. — 2008. — № 33. — P. 119–126.
6. *Wu C.M., Chen Y.C.* Texture features for classification of ultrasonic liver images // IEEE Transactions on Medical Imaging. — 1992. — № 11. — P.141–152.
7. *Miller P., Astley S.* Classification of breast tissue by texture analysis // Image and Vision Computing. — 1992. — № 10. — P. 277–282.

8. Рубан И.В., Шитова О.В. Классификация методов обработки статических изображений для локализации объектов (областей «интереса») на них в системах технического зрения // Системы управління, навігації та зв'язку. — 2009. — № 3 (11). — С. 139–143.
9. Moeslund T.B., Granum E. A survey of computer vision-based human motion capture // Computer Vision and Image Understanding. — 2001. — № 81.3. — P. 231–268.
10. Bradski G.R. Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface // Intel Technology Journal. — 1998. — № 2. — <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.14.7673&rep=rep1&type=pdf>.
11. Oliver N.M., Rosario B., Pentland A.P. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 2000. — 22, № 8. — P. 831–843.
12. Turk M.A., Pentland A.P. Face recognition using eigenfaces // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Proceedings CVPR'91. — 1991. — http://www.cs.bgu.ac.il/~icbv061/Readings/1991-Turk_and_Pentland-Face_Recognition_Using_Eigenfaces.pdf.
13. Wiskott L., Fellous J.-M., Krueger N., C. von der Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1997. — № 19.7. — P. 775–779.
14. Brunelli R., Poggio T. Face recognition: Features versus templates // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1993. — №15.10. — P. 1042–1052.
15. Coetzee L., Botha E.C. Fingerprint recognition in low quality images // Pattern Recognition. — 1993. — № 26.10. — P. 1441–1460.
16. Swaminathan A., Mao Y., Wu M. Robust and Secure Image Hashing // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. — 2006. — 1, № 2. — P. 215–230.

Надійшла 11.06.2013