

Захожай О.І., Крохмаль А.В.

ЕКСТЕНСІОНАЛЬНИЙ ПІДХІД ДО РОЗПІЗНАВАННЯ РАСТРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ЇХ СИМВОЛЬНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ

Стаття присвячена вирішенню актуального питання вдосконалення методів та інформаційних технологій розпізнавання растрових зображень для різноманітного прикладного застосування. На сьогодні, існує значне різноманіття методів обробки і розпізнавання растрових зображень. Аналіз цих методів і підходів, наведений в статті, показав доцільність їхнього застосування для певних прикладних застосувань. При цьому універсальні рішення відсутні. Крім того, обробка растрових зображень пов'язана з додатковою проблемою використання значних обсягів пам'яті для зберігання еталонів, а також надмірні витрати машинного часу для обробки великих масивів даних. В статті представлений новий підхід до підвищення швидкості розпізнавання растрових зображень з одночасним зменшенням розмірності масиву даних, що підлягають співставленню. Цей підхід базується на перетворенні растрових зображень в символічний вигляд з подальшим зберіганням і співставленням під час розпізнавання. Згідно методу, піксельний масив зображення поділяється на прямокутні сегменти, після чого кожен з них замінюється символом ASCII, максимально подібним за виглядом. Подальше співставлення здійснюється не за окремими пікселями, а за кодуваннями символів фрагменту зображення, що є подальшим розвитком підходу екстенціонального аналізу. Новий метод дозволяє забезпечити компактність збереження еталонних зображень алфавіту класів, зменшити витрати пам'яті для їх зберігання, а також пришвидшити обробку під час класифікації.

Ключові слова: розпізнавання растрових зображень, програмне забезпечення обробки та аналізу зображень, методи і алгоритми попередньої обробки зображень, інформаційні системи та технології, моделі представлення візуальних даних, методи і алгоритми селекції інформативних ознак та зниження часової складності розпізнавання.

Вступ. Апарат розпізнавання образів дозволяє отримувати класифікаційні рішення на основі аналізу широкого спектру різноформатних даних та є ефективним інструментом підтримки прийняття рішень у випадках, коли об'єкт розпізнавання представляє собою складну систему з певним ступенем стохастичності [1, 2]. Фізична природа ознак, які надаються до розпізнавання також дуже простора: технічні параметри систем, сигнали різної природи, візуальні та звукові дані тощо. Серед цього різноманіття форм ознак особлива увага приділяється візуальним даним [2, 3]. Це пов'язано, в першу чергу, з тим, що переважна більшість інформації, яка отримується людиною про оточуюче середовище, це є само візуальна інформація (до 80 % усієї інформації приходиться саме на візуальну) [3]. З іншого боку, значний прогрес у створенні систем реєстрації візуальної інформації створило сприятливі умови до їх використання в широкому діапазоні технічних та технологічних систем [1, 4].

Одночасно з цим, методи і засоби обробки візуальної інформації вимагають постійного вдосконалення не тільки в аспекті підвищення точності, а й зниження часової складності, так як дуже часто пов'язані з необхідністю отримувати результат класифікації в обмежених часових рамках, як то в системах «м'якого» або «жорсткого» реального часу [2, 5, 6]. Також, окрім часової складності, важливим є мінімізація обсягу даних, що підлягають збереженню, особливо в випадку значного зростання роздільної здатності зображень, їхньої кількості, а також збільшення репрезентативних даних, які характеризують класи розпізнавання [1, 2, 5].

Звичайно, вказані критерії, в першу чергу, стосуються растрового формату візуальних даних, де зображення представляється у вигляді матриці пікселів, які не мають чіткого функціонального співвідношення та не завжди підлягають чіткому математичному опису закономірностей. В цьому випадку, як правило, здійснюється попиксельна обробка усього масиву, що вимагає значних витрат машинного часу. Вдосконалення техніки реєстрації растрових зображень, застосування більшої роздільної здатності збільшує деталізацію та кількість інформативних ознак, однак і значно збільшує потік даних для обробки. При цьому, саме такий формат зображення є природним для переважної більшості технічних засобів реєстрації візуальної інформації.

Таким чином, створення нових методів, засобів та інформаційних технологій підвищення швидкості розпізнавання растрових зображень з одночасним зменшенням розмірності масиву даних, що підлягають співставленню, є актуальною науково-технічною задачею, вирішення якої дозволить якісно покращити обробку візуальної інформації та прийняття рішень на основі отриманих результатів в широкому спектрі прикладних застосувань.

Аналіз питання та постановка завдання. У найбільш широкому сенсі, розпізнавання образів це класифікаційна задача, в якій на основі деякої скінченої множини параметрів стану досліджуваного об'єкта, процесу, чи явища робиться висновок про його приналежність до певного класу [1-3, 6]. Загалом можна виділити три основних підходи до вирішення класифікаційних задач [3]:

- 1) на основі детермінованої математичної моделі;
- 2) з використанням апарату штучних нейронних мереж;
- 3) на основі співставлення з репрезентативними ознаками кожного з класів (порівняння з шаблоном).

Перший підхід застосовується до об'єктів розпізнавання, в яких однозначно можна виділити певні закономірності для меж, у яких знаходиться кожен параметр окремо, і відповідних класів цих об'єктів [3, 7]. Тобто, у випадку наявності чітко детермінованого алгоритму класифікації, який однозначно визначає клас приналежності об'єкта. Отже, для даного способу, клас системи може бути визначений як деяка функція від цих параметрів, причому ця функція має бути такою, що може бути записана математично, тобто

$$C = f(p_1, p_2, \dots, p_n), \quad (1)$$

де C – клас приналежності об'єкту;

p_1, p_2, \dots, p_n – ознаки, що характеризують об'єкт розпізнавання.

Другий підхід застосовується для класифікації об'єктів, що являють собою складні системи. В даному контексті складною системою [2] вважається така, стан чи клас якої не може бути функцією, та не підлягає повній математичній формалізації. Відмінність даного підходу від попереднього полягає у відсутності чітко детермінованого алгоритму класифікації. Це вимагає виконання ітераційних процесів обробки даних.

Третій підхід полягає в переборі інформативних ознак і пошуку співпадінь з репрезентативними ознаками (які однозначно характеризують алфавіт класів) або характеризуються мінімальними відстанями один від одного (у випадку здійснення кластеризації) [5-7].

Для розпізнавання растрових зображень, перший підхід мало застосований. Як вже згадувалося вище, для таких об'єктів розпізнавання дуже складно здійснити повну формалізацію, а іноді така формалізація зовсім не можлива. Таким чином, отримати математичну модель або взагалі неможливо, або надмірна її складність унеможливує практичне застосування для вирішення задач розпізнавання, особливо за умови наявності обмежень на час виконання відповідних операцій та отримання класифікаційного рішення.

Таким чином, для розпізнавання растрових зображень, як правило, застосовуються другий та третій підхід, які більшою мірою засновані на методах інтелектуального аналізу даних, використання евристик та інших рішень, які дозволяють отримувати класифікаційне рішення за умови часткової невизначеності та не повної формалізації об'єкта розпізнавання [1-4, 6].

Згідно зазначених підходів, для розпізнавання растрових зображень необхідна досить обширна база репрезентативних образів (еталонів), які дозволяють віднести об'єкт розпізнавання відповідному класу. Кожен еталон повинен мати однаковий тип даних та розмірність з іншими еталонами та ознаками досліджуваного об'єкта. В процесі розпізнавання здійснюється послідовне або вибіркоче співставлення ознак об'єкта розпізнавання з інформативними ознаками класів. При кожній ітерації співставлення дані про цей об'єкт порівнюються з окремо взятим еталоном і таким чином знаходиться той еталон, параметри якого найбільше співпадають із параметрами досліджуваного об'єкта. Результатом класифікації є визначений клас, що більшою мірою співпадає з об'єктом [6, 8].

Для найбільш точного співпадіння необхідно мати в базі еталонів якомога більшу кількість образів об'єкта у різних найбільш ймовірних станах. Точність класифікації буде тим більша, чим більше інформативних ознак дозволяє віднести об'єкт до певного класу.

З іншого боку, при збільшенні кількості еталонів збільшується розмір бази та кількість ітерацій перебору, що призводить до збільшення часової складності процесу розпізнавання. Таким чином в прикладних застосуваннях апарату розпізнавання постійно виконується балансування між детальністю опису класів та, відповідно, точністю розпізнавання, часовою складністю процесу співставлення та оперативністю прийняття класифікаційного рішення.

Також, окремо слід зазначити, що розширення алфавіту класів, збільшення кількості інформативних ознак, що описують кожний клас, призводить до збільшення обсягу даних, що підлягають збереженню. Цей аспект стає особливо критичним у випадку оперування з растровими зображеннями, так як цей формат даних є найбільш вимогливим до обсягів пам'яті для зберігання. В технічних системах розпізнавання існує низка підходів, які дозволяють частково вирішити зазначену проблему. Серед них можна відокремити: перетворення кольорового зображення у відтінки сірого кольору, бінаризація, виділення контурів, векторизація, фільтрація, морфологічні перетворення, сегментація.

Перетворення кольорового зображення у відтінки сірого кольору дозволяє виділити із зображення інформацію про яскравість пікселів та видалити інформацію про кольори. Він використовується для зменшення розмірності даних та, в підсумку, дозволяє знизити обчислювальне навантаження на систему розпізнавання. Наприклад, перетворення зображення з формату ARGB8888 (32 bpp) у відтінки сірого (8 bpp) дозволить зменшити розмірність даних, що обробляються в 4 рази. Щоправда використовувати даний метод слід у випадках, коли колір предмета на зображенні неважливий.

Методи бінаризації дозволяють зменшити розмірність даних за рахунок зниження розрядності кодування кожного пікселя зображення. Бінарна форма дозволяє значно зменшити обсяги даних, що підлягають зберіганню та обробці. Наприклад, один піксель зображення у форматі ARGB8888 займатиме 32 біта, у той час як його

бінарний еквівалент – 1 біт. Бінаризація за пороговим значенням є одним з найпростіших алгоритмів обробки зображення, коли усі пікселі зображення, атрибут яких перевищує апіорно задане порогове значення, кодуються бітом 1 (білий колір), а інші – бітом 0 (чорний колір). Результат порогової бінаризації наведено на рисунку 1 (б). Очевидно, що при бінаризації за пороговим значенням не завжди існує поріг, за якого би не відбувалась втрата інформативних даних. Крім того, результат даного методу досить сильно залежить від освітленості сцени спостереження об'єкта розпізнавання. Частково цей недолік можна виправити, застосувавши ітераційний метод Оцу [9], однак при нерівномірній освітленості зображення результат все одно буде незадовільним. Тому виникає необхідність у адаптивній зміні порогового значення на кожній окремій ділянці зображення (ззначення локального порогу) [10]. Такий підхід реалізовано в методах адаптивної бінаризації. Один з варіантів реалізації даного методу – розбиття зображення на сітку комірок і застосування до кожної з них методу порогової бінаризації. Інший варіант – встановлення порогового значення для кожного пікселя зображення на основі дослідження його деякого оточення. Локальний поріг у такому випадку розраховується на основі середнього арифметичного значення яскравості пікселів околу або їхньої гаусівської суми. Результат роботи останнього варіанту наведено на рисунку 1 (в) по якому можна зазначити менший рівень втрат інформативних ознак.

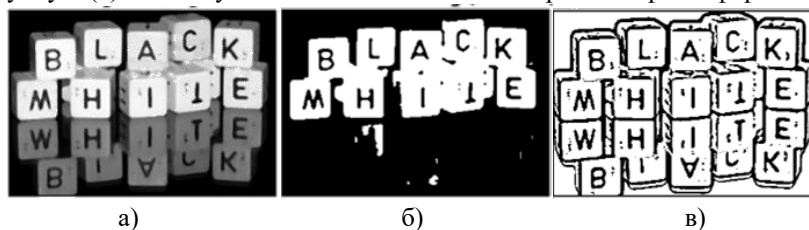


Рисунок 1 – Варіанти бінаризації зображення: а) початкове зображення; б) порогова бінаризація; в) адаптивна бінаризація

Метод виділення контурів використовується для зображень, де контури об'єктів на сцені спостереження є найбільш інформативними в контексті поставленої задачі. Цей метод дає більш чітке представлення про контури об'єкта на сцені ніж попередній. Одним із варіантів реалізації даного методу є алгоритм Кенні [11]. Сутність цього алгоритму полягає у пошуку градієнтів та знаходженні їх локальних максимумів. Результат роботи такого алгоритму проілюстровано на рисунку 2. Однак, таке рішення не є універсальним, так як разом з підкресленням контурів на зображенні втрачаються інформативні ознаки щодо тла об'єкта, текстур та поверхонь.



Рисунок 2 – Виділення контурів об'єктів на сцені спостереження

Метод векторизації аналогічний методу пошуку контурів. Відмінністю є збереження контурів у векторному представленні. В деяких задачах це полегшує роботу з ними, а також значно зменшує об'єм оброблюваних даних у випадку оперування з нескладними формами об'єкту на растровому зображенні високої роздільної здатності. Але зазначені недоліки попереднього методу також притаманні цьому.

Фільтрація є одним із основних методів обробки зображення для видалення неінформативних даних зображення, таких як шум, текстура, дрібні деталі тощо. В залежності від поставленої задачі, використовується певний вид фільтрації. Існують кольорові фільтри, такі як виділення RGB-каналів, виділення кольорового діапазону, пошук максимальної кольорової компоненти тощо. Даний тип фільтрів застосовується в задачах, де інформативним є саме колір. Недоліком методів фільтрації є чутливість до зміни кольору, що не є бажаним при використанні зображень, отриманих різними технічними засобами реєстрації за різних умов спостереження об'єкту розпізнавання. Приклад фільтрації кольорового діапазону наведено на рисунку 3.



Рисунок 3 – Фільтрація кольорового діапазону

Морфологічними перетвореннями є операції над бінарними зображеннями, що призводять до зміни форми його структурних частин. Зазвичай такою структурною частиною вважають матрицю пікселів 3x3, 4x4 або 5x5. Основними морфологічними операціями є дилатція та ерозія, а також їхні комбінації – відкриття та закриття [12]. Операція дилатції розширює та стовщує область зображення, ерозія – навпаки стоншує. Результат цих операцій наведений на рисунку 4. Слід зазначити, що такі морфологічні перетворення дозволяють певним образом підкреслити інформативні ознаки, але значною мірою не впливають на обсяги даних.

Скелетонізація – це морфологічна операція, що стоншує всі ділянки зображення до товщини в один піксель по середнім лініям. Стоншення – операція аналогічна скелетонізації, виконується ітераціями, зменшуючи товщину ліній зображення до товщини в один піксель. Відмінністю скелетонізації є те, що вона зберігає розміри оригінального зображення: лінії, що утворилися обов'язково досягають границі початкового зображення. Тому стоншення дає більш гладкий контур, який нагадує форму початкового зображення. Результати операцій скелетонізації та стоншення наведені на рисунку 5. Недоліки такого методу перетворення растрових зображень аналогічні виділенню контурів.



Рисунок 4 – Приклади морфологічних перетворень: а) початкове зображення; б) дилатція; в) ерозія

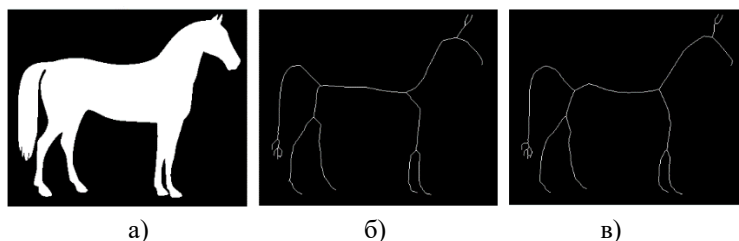


Рисунок 5 – Операції скелетонізації та стоншення: а) початкове зображення; б) скелетонізація; в) стоншення

Сегментація – це поділ зображення на сегменти, що відповідають об'єктам різних класів приналежності. Існує два типи сегментації зображень: семантична та екземплярна. Результатом семантичної сегментації є множина сегментів, кожен з яких є зображенням усіх предметів певного класу. Результатом екземплярної сегментації, на відміну від попереднього типу, є множина сегментів, які є зображеннями кожного предмета певного класу приналежності [13]. Обидва типи сегментації широко застосовуються залежно від предметної області. Головною перевагою сегментації зображення є виділення тільки досліджуваного об'єкта та видалення фону поза ним. Даний метод використовується, коли інформативним є об'єкт, а фон не є потрібним для розпізнавання. Результати обох типів сегментації зображення наведено на рисунку 6.

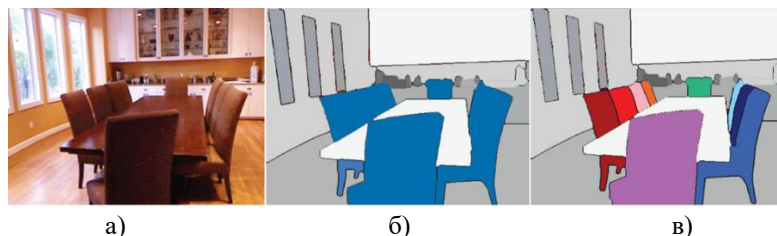


Рисунок 6 – Семантична та екземплярна сегментація: а) початкове зображення; б) семантична сегментація; в) екземплярна сегментація

Зазвичай, для сегментації зображення необхідна додаткова система розпізнавання. Тому актуальність застосування даного методу в тій чи іншій задачі залежить від швидкодії процесу обробки даних. Окрім того, в процесі як семантичної так і екземплярної сегментації видаляються дані фону, які в певних прикладних застосуваннях можуть бути інформативними. Крім цього, сегментовані елементи зображення мають також растровий формат, який вимагає, відповідно, попиксельного збереження даних та не дозволяє значно економити на обсягах пам'яті для збереження еталонів.

На основі наведеного аналізу існуючих методів можна зробити висновок, що використання еталонних зображень з мінімальним рівнем трансформацій та перетворень дозволяє отримати найбільш гнучку базу еталонів, елементи якої знаходяться у вигляді, зручному для отримання найбільш достовірного результату класифікації, який гарно сприймається людиною. Однак, при цьому обсяг бази буде надто великим через можливу надлишковість даних та їх нераціональний формат. Крім того, при кожній ітерації кількість виконаних операцій для порівняння образів буде досить великою, що негативно позначиться на тривалості отримання класифікаційного рішення. Для зменшення цього негативного аспекту, можна зменшити роздільну здатність зображень, розрядність кодування кольору або застосувати алгоритми стиснення. Однак, два перші варіанти створюють ризик втрати інформативних даних, що позначиться на точності класифікації, а стискання ще більше збільшить часову складність аналізу за рахунок необхідності виконання операцій декомпресії еталонних зображень. І це за умови того, що формат растрового зображення для достовірного співставлення вимагає вирішення також додаткових питань компенсації зсуву, обертання, афінного перетворення тощо.

Таким чином, існує актуальна науково-технічна задача створення методу представлення растрових зображень, який дозволив би забезпечити максимальне збереження деталізованих ознак об'єкту розпізнавання при одночасному зменшенні обсягів пам'яті для розміщення еталонів і подальшого співставлення та розпізнавання. Додатковим критерієм є необхідність забезпечення природнього сприйняття зображення людиною для спрощення аналізу результатів операцій з обробки растрових зображень та їхньої класифікації.

Вирішення завдання. В ряді робіт з теорії розпізнавання образів [14-18], для зниження часової складності аналізу даних пропонується використання екстенціонального підходу, який полягає в прийнятті класифікаційного рішення на основі аналізу узагальнених, не деталізованих ознак об'єкту розпізнавання. В цьому випадку, значно знижується кількість даних, що надається для співставлення та, як наслідок, знижується часова складність процесу прийняття рішення.

Реалізація екстенціонального підходу для растрових зображень пропонується на основі представлення растрового зображення в символній формі для подальшого використання для процедур співставлення та розпізнавання. Під час символного перетворення, фрагмент зображення, який утворюється матрицею пікселів визначеної розмірності, замінюється символним знаком, вигляд якого максимально наближений до просторового розміщення пікселів. Подальше співставлення здійснюється не окремих пікселів, а символів, що характеризують певні узагальнені ділянки зображення, що фактично, відповідає узагальненому аналізу, як того вимагає екстенціональний підхід. З іншого боку, поділ зображення на рівні за розміром фрагменти з подальшою заміною їх на символи є подальшим розвитком методів сегментації зображення.

Перевагою використання зазначеного підходу є можливість збереження результату в текстовому файлі, який може бути переглянутий за допомогою будь-якого текстового редактора. На відміну від методів зі збереженням ознак зображення у двійковому форматі, текстовий файл, що містить ознаки, візуально сприймається людиною, що полегшує роботу із базою еталонів. Також послідовність символів, що характеризують зображення, порівняно з растровим варіантом, вимагають меншого обсягу пам'яті для збереження, а також краще піддаються стисненню.

На даний момент існує велика кількість методів конвертації растрового зображення в символне представлення. Їх можна класифікувати за ознакою, що визначає співвідношення між растровою матрицею та матрицею символів ASCII. Можна виділити методи перетворення зображень в символне представлення, що використовують як ознаку розділення тон та структуру [19].

Перша група методів базується на визначенні співвідношення між зображенням та символною матрицею, використовуючи тон (колір чи середню яскравість) пікселя. Зазвичай, в цих методах одному пікселю відповідає один символ, що обирається з таблиці пошуку за принципом співвідношення чорного та білого кольорів в зображенні цього символу. Наприклад, градієнт від білого до чорного можна утворити символами « », «.», «-», «*», «@» чи іншими. Можуть також бути використані символи псевдографіки, що позначають заливку (такі як «⦿»). При цьому можливий варіант використання як чорних символів на білому тлі, так і білих на чорному. Приклади символних представлень растрових зображень, створених за принципом співставлення тону, наведені на рисунку 7.

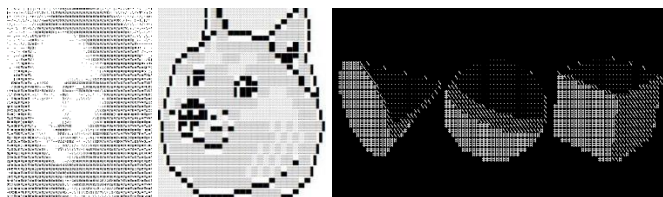


Рисунок 7 – Приклади символних зображень, створених за принципом співставлення тону

Однак, слід зазначити, що зазвичай для реалізації таких методів перетворення використовуються алгоритми інтерполяції та дизерингу. В цьому випадку, отримується результат аналогічний методу переведення

зображення у відтінки сірого. Розмірність даних також аналогічна (при співставленні одного пікселя одному символу та використанні набору символів ASCII) і становить 8 біт на піксель. Тому використання даного метода для досягнення поставленої задачі не є прийнятним.

Інші методи перетворення ґрунтуються на співставленні структури виділеної підматриці матриці пікселів растрового зображення символам таблиці ASCII [20]. Зазвичай, декільком пікселям, що входять до підматриці, відповідає один символ ASCII. Він визначається за схожістю форми з зображенням підматриці пікселів. Наприклад, символами «_», «/», «\», «|» позначаються лінії контурів, направлені під різними кутами. Приклади зображень, створені за структурними методами, наведені на рисунку 8.



Рисунок 8 – Приклади символних зображень, створених за принципом співставлення структури.

Для реалізації таких методів використовують алгоритми пошуку найкращого співпадиння або нейронні мережі (тобто містять додаткову систему розпізнавання образів). З метою спрощення алгоритмів конвертації, пропонується здійснювати перетворення над бінарним зображенням. Створені структурними методами зображення є меншими за розмірами та об'ємом зайнятої пам'яті та мають виразні контури, через що краще сприймаються візуально. Коефіцієнт стиснення при використанні даного метода (за умови використання набору символів ASCII) обчислюється за формулою:

$$K = \frac{8}{a \cdot b} 100\% , \quad (2)$$

де a і b – розміри підматриці відповідного бінарного зображення для співставлення. З погляду на це, застосування методів перетворення растрових зображень в символний вигляд за принципом співставлення структури є більш доцільним.

Висновки. Основні науково-технічні результати, представлені в статті, полягають в наступному.

1. Постійне вдосконалення технічних засобів реєстрації растрових зображень, підвищення роздільної здатності, ускладнення кольорової схеми призводить до все більших витрат обсягів пам'яті для збереження еталонів зображень, а також збільшує кількість даних, що підлягають співставленню й призводять до підвищення часової складності процесу отримання класифікаційного рішення при розпізнаванні.

2. Найвні методи обробки растрових зображень не дозволяють отримати універсальне рішення, яке забезпечувало би отримання достовірного рішення щодо розпізнавання при одночасному зниженні обсягів пам'яті для збереженні еталонів, а також зниження часової складності отримання класифікаційного рішення.

3. Запропонований новий екстенціональний підхід до розпізнавання растрових зображень на основі їх символних перетворень, який дозволяє знизити обсяги пам'яті для збереження шаблонів зображень, а також знизити часову складність процесу розпізнавання за рахунок співставлення окремих символів, які характеризують одразу певну область зображення, що складаються з підматриці пікселів визначеної розмірності. Додатковою перевагою такого підходу є отримання еталонів, які підлягають ефективному ущільненню великим різноманіттям існуючих алгоритмів стиснення текстових даних.

4. В якості напрямку подальших досліджень доцільним є розробка методів перетворення растрових зображень в символний вид за запропонованим принципом з метою максимального збереження інформативних ознак еталонів, інваріантних до поточних умов спостереження за об'єктом розпізнавання, а також технічних засобів реєстрації для різноманітних прикладних застосувань.

Література

1. Niemann H., Zhuravlev Yu., Gourevitch I., Laptev I. Pattern recognition and image understanding. – Amsterdam: IOS Press. – 2000. – 340 p.
2. Захожай О. І. Інформаційна технологія розпізнавання образів в задачах автоматизованої обробки інформації й управління складними системами. Журнал «Проблеми інформаційних технологій» //– Х.: ХНТУ. – 2013. – № 01 (013). – с. 61-68.
3. Рябенський В. М., Захожай О. І. Комбіновані системи розпізнавання образів. Вісник Херсонського державного технічного університету //– Х.: ХНТУ. – 2011. – № 01 (009). – с. 156-160.
4. Berclaz, J., Fleuret F., Turetken E., Fua P. Multiple object tracking using K-shortest paths optimization. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.//– NY:IEEE. – 2011. – vol. 33. – pp. 1806-1819.
5. Захожай О. І. Селекція раціональної сукупності образів в комбінованих системах розпізнавання. Електротехнічні та комп'ютерні системи //– О.:ОНПУ. – 2013. – № 09(85). – с. 186-192.

6. Захожай О. І. Базова інформаційна технологія гібридного розпізнавання образів для обробки неоднорідних даних в складних системах. Електротехнічні та комп'ютерні системи //– О.:ОНПУ. – 2021. – № 35(111). – с. 63-72.
7. Захожай О. І. Критерії визначення інформативності та ранжування образів при прийнятті рішень в багатопараметричних комбінованих системах розпізнавання. Електротехнічні та комп'ютерні системи //– О.:ОНПУ. – 2018. – № 27(103). – с. 196-204.
8. Vapnik V. N. The Nature of Statistical Learning Theory //– Springer, 2000. – 304 p.
9. Sun Y, Wang X, Tang X. Deep Convolutional Network Cascade for Facial Point Detection. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) //– NY.: IEEE Conference on. IEEE. – 2013. – pp. 3476-3483.
10. Bataineh B., Omar, K. An adaptive local binarization method for document images based on a novel thresholding method and dynamic windows. Pattern Recognit. Lett. //– NY.: IEEE Conference on. IEEE. – 2011. – vol. 32. – pp. 1805-1813.
11. Fujimoto T. R., Kawasaki T., Kitamura K. Canny-Edge-Detection / Rankine-Hugoniot-conditions unified shock sensor for inviscid and viscous flows. Journal of Computational Physics //– 2019. – vol. 396. – pp. 264-279.
12. Nixon M. S., Aguado A. S. Basic image processing operations. Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision //– December 2012. – pp. 83-136.
13. Hafiz A. M., Bhat G. M. A Survey on Instance Segmentation: State of the art. International Journal of Multimedia Information Retrieval //– K.: University of Kashmir. – 2020 – vol. 9. – pp. 171-189.
14. Захожай О. І. Екстенціонально-інтенціональний підхід до синтезу інформаційних технологій автоматизованої обробки інформації і управління на базі багатопараметричних комбінованих систем розпізнавання образів. Журнал «Проблеми інформаційних технологій» //– Х. ХНТУ. – 2015. – № 02(018). – с. 106-111.
15. Захожай О. І. Інформаційна технологія гібридного розпізнавання образів для обробки неоднорідних даних в складних системах. Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. //– С.: ЧУ. – 2019. – № 8(256). – с. 141-147.
16. Захожай О. І. Визначення черги обробки даних при гібридному розпізнаванні образів. Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. //– С.: ЧУ. – 2019. – № 7(255). – с. 111-116.
17. Захожай О. І., Лифар В. О., Іванов В. Г. Консолідація даних та прийняття рішень на основі ранжування груп ідентичних класифікацій в гібридних системах розпізнавання. Електротехнічні та комп'ютерні системи. //– О.: ОНПУ. – 2019. – № 31(107). – с. 95-103.
18. Захожай О. І. Концепція вдосконалення теоретико-методологічних основ синтезу інформаційних технологій автоматизованої обробки інформації і управління складними системами. Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. //– С.: ЧУ. – 2018. – № 6(247). – с. 49-55.
19. Takeuchi Y., Takafuji D., Ito Y., Nakano K. ASCII Art Generation using the Local Exhaustive Search on the GPU. Conference: Proceedings of the 2013 First International Symposium on Computing and Networking //– H.: Hiroshima University. – 2013 – DOI:10.1109/CANDAR.2013.35.
20. Xu X., Zhang L., Wong Tien-Tsin. Structure-based ASCII Art. ACM Transactions on Graphics // HK.: The Chinese University of Hong Kong. – 2010. – vol. 29. – Iss. 4.

References

1. Niemann H., Zhuravlev Yu., Gourevitch I., Laptev I. Pattern recognition and image understanding. – Amsterdam: IOS Press. – 2000. – 340 p.
2. Zakhochay O. I. Information technology's patterns recognition in tasks of automation information's treatment and controlling of complex systems. Problems of information technologies //– Kherson.: KhNTU. – 2013. – No. 01 (013). – pp. 61-68.
3. Ryabenkiy V.M., Zakhochay O.I. Combined systems of patterns recognition // Announcer of Kherson state technical university //– Kherson.: KhNTU. – 2011. – No. 01 (009). – pp. 156-160.
4. Berclaz, J., Fleuret F., Turetken E., Fua P. Multiple object tracking using K-shortest paths optimization. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. //– NY:IEEE. – 2011. – vol. 33. – pp. 1806-1819.
5. Zakhochay O. I. The rational aggregate selection of informative patterns in the combined recognition systems. Electrotechnic and computer systems //– Odesa.: ONPU. – 2013. – No. 09(85). – pp. 186-192.
6. Zakhochay O. I. The base information technology of hybrid patterns recognition for heterogeneous data processing in complex systems. Electrotechnic and computer systems //– Odesa.: ONPU. – 2021. – No. 35(111). – pp. 63-72.
7. Zakhochay O. I. Criteria for the determination of informativity and patterns ranking for making decisions in multi-parametric combined recognition systems. Electrotechnic and computer systems //– Odesa.: ONPU. – 2018. – No. 27(103). – pp. 196-204.
8. Vapnik V. N. The Nature of Statistical Learning Theory //– Springer, 2000. – 304 p.
9. Sun Y, Wang X, Tang X. Deep Convolutional Network Cascade for Facial Point Detection. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) //– NY.: IEEE Conference on. IEEE. – 2013. – pp. 3476-3483.
10. Bataineh B., Omar, K. An adaptive local binarization method for document images based on a novel thresholding method and dynamic windows. Pattern Recognit. Lett. //– NY.: IEEE Conference on. IEEE. – 2011. – vol. 32. – pp. 1805-1813.
11. Fujimoto T. R., Kawasaki T., Kitamura K. Canny-Edge-Detection / Rankine-Hugoniot-conditions unified shock sensor for inviscid and viscous flows. Journal of Computational Physics //– 2019. – vol. 396. – pp. 264-279.
12. Nixon M. S., Aguado A. S. Basic image processing operations. Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision //– December 2012. – pp. 83-136.
13. Hafiz A. M., Bhat G. M. A Survey on Instance Segmentation: State of the art. International Journal of Multimedia Information Retrieval //– K.: University of Kashmir. – 2020 – vol. 9. – pp. 171-189.
14. Zakhochay O. I. The extensional-intensional approach to the synthesis of information technology of automated data processing and management based on multiparameter combined recognition systems. Problems of information technologies //– Kherson.: KhNTU. – 2015. – No. 02(018). – pp. 106-111.
15. Zakhochay O. I. Information technology of hybrid patterns recognition for heterogenous data processing in complex systems. Visnik of the Volodymyr Dahl East Ukrainian National University. //– Severodonetsk.: VDEUNU. – 2019. – No. 8(256). – pp. 141-147.

16. Zakhohzhay O. I. The data processing queue definition in hybrid patterns recognition. Visnik of the Volodymyr Dahl East Ukrainian National University. //– Severodonetsk.: VDEUNU. – 2019. – № 7(255). – с. 111-116.
17. Zakhohzhay O. I., Lyfar V. O., Ivanov V. G. The data consolidation and decision making by the ranking of groups with identical classification in hybrid recognition systems. Electrotechnic and computer systems //– Odesa.: ONPU. – 2019. – No. 31(107). – pp. 95-103.
18. Zakhohzhay O. I. The concept of improving the theoretical and methodological foundations of synthesis information technologies for automated information processing and complex systems controlling. Visnik of the Volodymyr Dahl East Ukrainian National University. //– Severodonetsk.: VDEUNU. – 2018. – No. 6(247). – pp. 49-55.
19. Takeuchi Y., Takafuji D., Ito Y., Nakano K. ASCII Art Generation using the Local Exhaustive Search on the GPU. Conference: Proceedings of the 2013 First International Symposium on Computing and Networking //– H.: Hiroshima University. – 2013 – DOI:10.1109/CANDAR.2013.35.
20. Xu X., Zhang L., Wong Tien-Tsin. Structure-based ASCII Art. ACM Transactions on Graphics // HK.: The Chinese University of Hong Kong. – 2010. – vol. 29. – Iss. 4.

The article is devoted to solving the urgent issue of improving the methods and information technologies of raster image recognition for various applied applications. Today, there is a significant variety of methods for processing and recognizing raster images. The analysis of these methods and approaches presented in the article showed the feasibility of their use for certain applied applications. At the same time, there are no universal solutions. In addition, the processing of bitmap images is associated with the additional problem of using large amounts of memory for etalons storing, as well as excessive machine time consumption for processing large data sets. The article presents a new approach to increasing the raster images recognition speed and reducing the size of the data array that have been compared. This approach is based on the transformation of raster images into a symbolic form, followed by storage and comparison during recognition. According to the method, the pixel array of the image is divided into rectangular segments, after which each of them is replaced by an ASCII character that have a similar view. Further comparison is carried out not by individual pixels, but by symbol encodings of the image fragment. It is a further development of the extensional analysis approach. The new method makes it possible to ensure the compact storage of reference images for the classes alphabet, reduce memory usage for their storage, and also speed up classification.

Keywords: raster image recognition, image processing and analysis software, image preprocessing methods and algorithms, information systems and technologies, visual data representation models, informative signs selection methods and algorithms, methods and algorithms of time complexity recognition reduction.

Захожай О. І. - в. о. завідувача кафедри інформаційних технологій та програмування, д.т.н., доцент, Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля

Крохмаль А. В. - здобувач вищої освіти, Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля