

НЕЙРОІНФОРМАТИКА ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ

NEUROINFORMATICS AND INTELLIGENT SYSTEMS

НЕЙРОИНФОРМАТИКА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

УДК 004.932.2:004.93'1

КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ПІДСТАВІ АНСАМБЛЮ СТАТИСТИЧНИХ РОЗПОДІЛІВ ЗА КЛАСАМИ ЕТАЛОНІВ ДЛЯ КОМПОНЕНТІВ СТРУКТУРНОГО ОПИСУ

Гороховатський В. О. – д-р техн. наук, професор, професор кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна.

Гадецька С. В. – канд. фіз.-мат. наук, доцент, доцент кафедри вищої математики, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Харків, Україна.

Стяглик Н. І. – канд. пед. наук, завідувач кафедри інформаційних технологій та математичного моделювання, Навчально-науковий інститут «Каразінський банківський інститут» Харківського національного університету ім. В.Н. Каразіна, Харків, Україна.

Власенко Н. В. – канд. техн. наук, ст. викладач кафедри інформатики та комп'ютерної техніки, Харківський національний економічний університет ім. С. Кузнеця, Харків, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Сучасні системи комп'ютерного зору потребують дієвих класифікаційних рішень на підґрунті поглибленого аналізу природи оброблюваних даних. Статистичні розподіли є на сьогодні першорядним засобом аналізу у системах розпізнавання образів. У випадку, якщо опис розпізнаваного об'єкту подано чималою множиною векторів, статистичний апарат стає фундаментальним способом ефективного прийняття рішення про клас розпізнаваного об'єкту. Це викликає необхідність застосування універсального апарату розподілів у загальному виді для системи багатовимірних дескрипторів опису за встановленими класами даних, що визначаються заданою базою еталонів. Класифікатор створює або організовує нову просторову структуру векторів із елементів аналізованого об'єкту, яка загалом має деяку оцінювану подібність до структури чи складу елементів еталону, а класифікація здійснюється шляхом оптимізації міри цієї подібності на множині еталонів. Ймовірна модель породження даних виступає ключовим практичним підходом до формалізації задачі навчання класифікатора, суть якої полягає у встановленні статистичних розподілів об'єктів чи їх складових з наступною процедурою агрегації компонентних рішень та подальшої оптимізації у середовищі класів. Цінним представляється також вивчення та застосування критеріїв оцінювання ефективності у задачі класифікації, що ґрунтується на статистичних засадах.

Мета роботи. Розроблення методу результативної класифікації зображень шляхом впровадження ансамблевих статистичних рішень для складу компонентів опису.

Метод. Запропоновано спосіб класифікації зображень на основі побудови узагальненого рішення ансамблю компонент, для яких попередньо обчислюються статистичні розподіли за класами даних.

Результати. Здійснено синтез методу класифікації шляхом застосування ансамблевого рішення компонентів опису. Підтверджено працездатність і ефективність розробленого класифікатора. На прикладах застосування методу для синтезованих даних із використанням традиційних критеріїв експериментально оцінена його результативність.

Висновки. Досліджені способи побудови класифікатора зображень засновані на ансамблі часткових рішень даних статистичного аналізу для складових структурного опису у вигляді множини дескрипторів ключових точок. Статистичний підхід забезпечує виявлення пріоритетного класифікаційного рішення для компонентів опису, за множиною яких формується результуюче рішення ансамблю.

Наукову новизну дослідження складає розроблення методу класифікації зображень на підставі ансамблю рішень компонентів опису, що засновані на їх статистичних розподілах за класами даних.

Практична значущість роботи полягає у підтвердженні працездатності та результативності запропонованих методів на демонстраційних прикладах.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: комп'ютерний зір, методи структурного розпізнавання зображень, множина ключових точок, дескриптор ORB, компоненти опису, статистичний розподіл, ансамбль рішень, критерій ефективності класифікації.

АБРЕВІАТУРИ

КТ – ключова точка;

ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) – детектор, що формує дескриптори ключових точок.

НОМЕНКЛАТУРА

- n – розмірність дескриптора КТ;
 B^n – простір бінарних векторів розмірності n ;
 E_i – опис еталону;
 E – база еталонів;
 s – число дескрипторів опису;
 N – число класів;
 ρ – метрика у просторі B^n ;
 K – класифікатор;
 $\alpha(i)$ – вектор центру опису еталону;
 $e_v(i)$ – дескриптор еталону i -го класу з номером v ;
 μ – функція належності;
 $\eta(e_v, i)$ – міра подібності дескриптора e_v до класу i ;
 χ – відстань Хемінга;
 d – вектор статистичного розподілу дескриптора за класами;
 D – матриця розподілів для множини дескрипторів опису;
 c_v – клас дескриптора з номером V ;
 h – вектор голосів класів;
 Θ – функція комбінування рішень дескрипторів опису;
 δ_d – поріг для локального рішення;
 TP – число дескрипторів, для яких правильно визначено клас;
 FP – число дескрипторів інших еталонів, невірно віднесених до аналізованого класу;
 FN – число дескрипторів, неправильно віднесених до іншого класу;
 prec – точність класифікації;
 compr – показник повноти результатів класифікації.

ВСТУП

Використання статистичних методів як апарату інтелектуального аналізу даних з метою побудови класифікаторів для образів візуальних об'єктів у системах комп'ютерного зору націлене на забезпечення високих показників їх функціонування за рахунок поглибленого виявлення властивостей, змісту, структури еталонних даних та впровадження цих знань у процес класифікації [1–6]. Елементом простору образів у середовищі векторних даних з дійсними чи бінарними компонентами при впровадженні структурних методів розпізнавання є скінченна множина дескрипторів КТ зображення [2]. Приклад координат КТ, виявлених детектором ORB, показано на рис. 1 [12].

Статистичні розподіли даних є першорядним засобом аналізу даних у системах розпізнавання образів. У випадку, якщо опис розпізнаваного об'єкту подано множиною векторів, статистичний апарат стає фундаментальним способом прийняття рішення про клас об'єкту. Розподіли даних описів у складі системи блоків для дескрипторів КТ показали свою високу результативність у аспекті якості класифікації та швидкодії оброблення [2]. Виникає необхідність впровадження апарату розподілів у загальному виді для системи багатовимірних дескрип-

торів опису за встановленими класами даних, що визначаються заданою базою еталонів [3].

Синергетичний підхід до аналізу складних систем включає вивчення ансамблю їх компонентів, що у процесі самоорганізації створюють просторові, часові або функціональні структури [3, 4, 7, 19]. Класифікатор за множиною КТ створює або організовує нову просторову структуру векторів із елементів аналізованого об'єкту, яка загалом має деяку оцінювану подібність до структури чи складу елементів окремого еталону, а класифікація здійснюється шляхом оптимізації міри цієї подібності.

Навчання класифікатора виступає при цьому як спосіб передачі інформації від нижніх рівнів ієрархії даних (описи еталонів як множина дескрипторів КТ) до верхніх (класифікація), що здатні узагальнювати знання нижніх рівнів.

Ймовірнісна модель породження даних виступає ключовим практичним підходом до формалізації задачі навчання класифікатора, суть якої полягає у встановленні статистичних розподілів об'єктів чи їх складових з наступною процедурою агрегації та оптимізації на множині класів [1, 8].

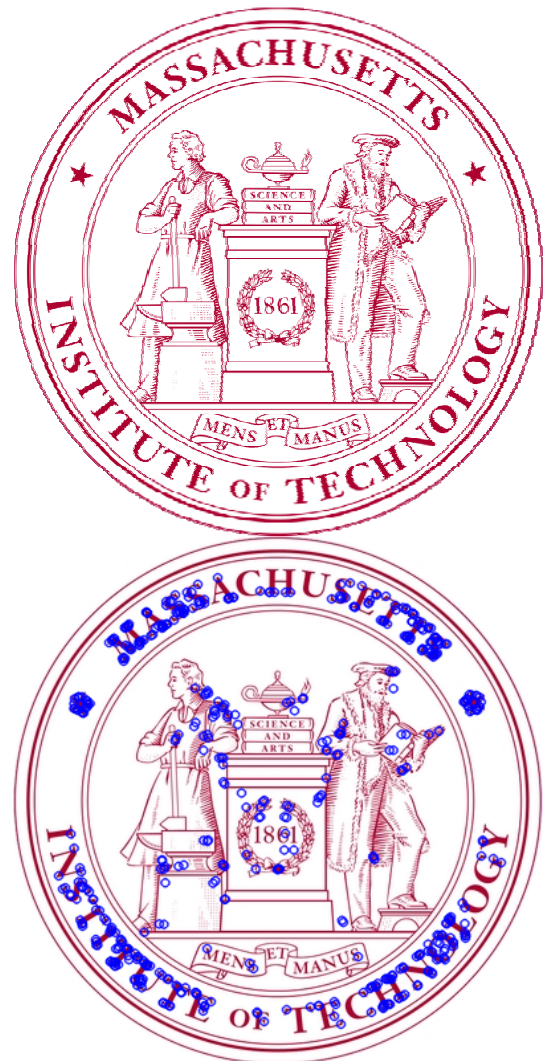


Рисунок 1 – Координати 500 КТ дескриптора ORB на зображенні герба Масачусетського університету

Об'єктом дослідження статті є впровадження статистичного апарату аналізу даних у побудову класифікатора зображень за описом множини дескрипторів ключових точок.

Предметом дослідження є синтез класифікатора на підставі набору статистичних розподілів за еталонними класами для компонентів структурного опису.

Мета – розроблення методу результативної класифікації зображень шляхом впровадження ансамблевих рішень складу компонентів опису.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглянемо багатовимірний простір B^n усяких бінарних векторів розмірністю n , де фактично будемо конструювати описи об'єкту і еталонів. Зафіксуємо окрему мультимножину векторів $E_i \subseteq B^n$ як опис візуального об'єкту (зображення) у просторі множин дескрипторів КТ, $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$, $s = \text{card } E_i$ – число дескрипторів у множині [2, 8, 9]. Ознаки – це вектори $e_k \in B^n$, скінченна множина яких створює опис об'єкту.

Задамо $\forall(e_k, e_\tau)$, $e_k \in B^n$, $e_\tau \in B^n$ відстань $\rho: B^n \times B^n \rightarrow [0, \infty]$ у векторному просторі B^n . Прикладом є Хемінгова метрика, для бінарних даних діапазон значень цієї метрики фіксований – $[0, n]$. Відстань є фундаментальним критерієм еквівалентності на множині $\{e_k\}$, так як віддзеркалює візуальну схожість піксельних околів КТ для функції яскравості зображення, яку відображає дескриптор. Еквівалентність $e_k \sim e_\tau$ для двох дескрипторів e_k, e_τ визначаємо на підставі порогу δ_p для величини метрики:

$$e_k \sim e_\tau : \rho(e_k, e_\tau) \leq \delta_p.$$

Класифікація передбачає наявність деякої бази E описів еталонних зображень розмірністю N : $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$. Кожен еталонний опис E_i представляє для класифікатора окремий клас та має вид скінченної множини дескрипторів КТ – векторів із B^n .

Основна задача дослідження полягає у побудові класифікатора $K: B^n \rightarrow [1, 2, \dots, N]$ на основі конструювання ймовірнісної системи ознак за результатом навчання на матеріалі наявної бази $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$.

Ключова ідея побудови класифікатора: для кожного дескриптора об'єкту чи еталонів встановити ступінь належності до встановлених класів у вигляді статистичного розподілу, а потім на підставі отриманої системи розподілів побудувати інтегровану ансамблеву міру релевантності щодо опису аналізованого об'єкту і застосувати її у класифікаторі шляхом опти-

мізації у системі класів. На підставі наявної бази описів еталонів шляхом навчання створюємо новий простір образів компонентних даних класифікації у складі значень їх ймовірнісної міри належності до класів. Впровадження такого підходу із використанням ансамблю рішень компонентів забезпечує вагому результативність класифікації.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Формальна постановка задачі класифікації із використанням опису зображення як множини дескрипторів КТ сформульована у [2, 8], де також вивчаються особливості та переваги застосування моделі структурного опису у методах статистичної класифікації [1, 4–6]. Зазначається, що ключовою проблемою є завеликий обсяг обчислювальних витрат при обробленні об'ємних векторних масивів. У статтях [8, 12, 14] вивчаються статистичні моделі для побудови модифікацій простору ознак задля скорочення обсягу обчислень, зокрема, розглядається застосування методів агрегації даних шляхом визначення їх центрів. Монографії [3, 7] присвячені безпосередньо аналізу моделей навчання для фіксованої бази описів і визначення функції належності компонентних даних до системи класів.

У статтях [12, 17, 21] обговорюється принцип побудови та використання детектора ORB для формування бінарних дескрипторів КТ.

Дослідження [4–6] містять результати по прикладному впровадженню статистичних підходів до класифікації з використанням ансамблевих засобів оброблення. У працях [9–11] детально викладено способи навчання та оцінювання результативності інтелектуальних систем з використанням статистичних мір при визначенні релевантності описів. Роботи [3, 11, 13, 14] містять моделі для побудови ансамблевих рішень та оцінювання ефективності систем класифікації на підставі рішень окремих компонентів. При цьому обговорюються такі переваги ансамблевих рішень, як стійкість до викривлень окремих складників та забезпечення вищої точності аналізу даних чи навчання.

Роботи [15–18] використано як джерела класичних та сучасних методів статистичного оцінювання, книга [19] містить викладення сучасних принципів самоорганізації інтелектуальних систем, а джерела [2, 14, 20] включають результати досліджень авторів при впровадженні статистичних підходів для побудови класифікаторів зображень у просторі структурних описів. Зокрема, у роботі [20] запропоновано технології дерев рішень для класифікації візуальних об'єктів із використанням статистичних характеристик структурного опису зображення

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Трансформуємо опис фіксованого еталону $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$ із бази E у n -мірному векторному просторі у деякий «центр опису» – агрегований вектор (i – номер еталону)

$$\alpha(1) = (\alpha_1(i), \alpha_2(i), \dots, \alpha_n(i)),$$

компоненти якого обчислюються на підставі множини E_i дескрипторів опису. Центр опису α можна визначити, наприклад, шляхом обчислення середнього значення чи медіани для фіксованої множини векторів [8–10]. Обчислимо такі статистичні характеристики у виді вектору $\alpha(i)$ для кожного із еталонів, що і буде основою класифікації.

У свою чергу, вектор $e_v(i) \in E_i$ з номером V еталону як і будь-який дескриптор об'єкту, можна формально розглядати як

$$e_v(i) = (e_{v,1}(i), e_{v,2}(i), \dots, e_{v,n}(i)). \quad (1)$$

Тепер задамо спектр аналізованих даних у аспекті віднесення складового елемента опису (дескриптора) до класів еталонів шляхом визначення деякої функції належності зі значеннями із діапазону $0 \dots 1$ [7]:

$$\mu: B^n \rightarrow [0,1], \mu(e_v(i)) \in [0,1]. \quad (2)$$

Як бачимо, аргументами функції μ є дескриптор опису і номер класу.

Функцію належності μ визначимо на підставі ключового параметру data science – співвідношення значень мір, що виражають число сприятливих випадків та загального числа N випадків, що задається кількістю класів [4]

$$\mu(e_v(i)) = \frac{\eta(e_v, i)}{\sum_{i=1}^N \eta(e_v, i)}. \quad (3)$$

Міра подібності $\eta(e_v, i)$ може бути задана через відстань ρ у векторному просторі, наприклад, через манхетенську метрику

$$\rho(e_v, i) = \sum_{k=1}^n |e_{v,k}(i) - \alpha_k(i)|. \quad (4)$$

Для випадку, якщо $\alpha(i) \in B^n$, $e_v(i) \in B^n$ замість (4) можна застосувати менш обчислювально затратну відстань $\chi(e_v, i)$ Хемінга у просторі B^n (число не співпадаючих бітів), тоді подібність $\eta(e_v, i)$ буде визначена як $\eta(e_v, i) = n - \chi(e_v, i)$.

Для кожного елемента $e_v(i)$ за виразом (3) тепер обчислимо значення вектора d його статистичного розподілу за множиною N класів

$$d = (d(1), d(2), \dots, d(N)), \quad d(i) = \mu(e_v(i)), \quad \sum_{i=1}^N d(i) = 1. \quad (5)$$

Зі статистичної точки зору вектор d для довільного дескриптору еталону чи об'єкту виражає ступінь близькості до класу без аналізу його значущості.

Можна розглянути матрицю $D = \left\{ \left\{ d_k(i) \right\}_{k=1}^s \right\}_{i=1}^N$, що аналогічно нечіткому поданню задає значення міри належності (3) для всіх елементів аналізованого опису. Фактично D визначає розподіл даних за визначеними апріорі класами (табл. 1).

Значення матриці D дають можливість запровадити логічне оброблення вхідних даних на предмет видалення можливих завад (тобто хибних дескрипторів) шляхом аналізу значень відстаней (4) чи значень (5) з використанням порогу. У той же час цей аналіз може бути впроваджено і на етапі класифікації.

Таблиця 1 – Структура матриці розподілів D

Елементи опису	Класи		
	1	...	N
1	$d_1(1)$...	$d_1(N)$
...
s	$d_s(1)$...	$d_s(N)$

На основі матриці D побудуємо класифікатор K для структурного опису довільного об'єкта (множини дескрипторів), що реалізує відображення $K: D \rightarrow [1, 2, \dots, N]$ із множини розподілів компонентів даних у множину класів. Зауважимо, що результативність такого класифікатора (схема на рис. 2) безпосередньо залежить від наявних значень опису бази еталонів.

На першому етапі збудуємо розподіли (5) за класами даних безпосередньо для множини еталонів бази. Зрозуміло, що для кожного представника $E_i \in E$ із набору еталонів класифікатор K повинен отримати номер відповідного еталону, опис якого поступає на вхід класифікатора. Це є першочерговим принципом адекватності функціонування класифікатора, який повинен впевнено розрізняти описи із множини еталонів. Наприклад, у розподілі даних для 1-го еталону (1-й стовпець матриці D) найчастіше максимальний елемент повинен виявитися на 1-му місці, тобто перша компонента повинна домінувати над іншими. Аналогічно для 2-го еталону домінуючим елементом розподілу повинен бути 2-й і т.д.

Розглянемо способи побудови класифікатора.

1. Класифікатор K можна побудувати шляхом визначення стовпця матриці D з максимальною сумою елементів

$$K: j = \arg \max_i \sum_{v=1}^s d_v(i), \quad (6)$$

що встановлює клас j аналізованого об'єкту через агрегацію розподілів кожного із класів (окремий стовпець) за всією множиною складових опису. Класифікація (6) відповідає найбільш правдоподібному рішення, так як побудована на додаванні значень однотипних розподілів [1, 2, 9].

2. Інший варіант побудови K полягає у обчисленні максимального значення для кожного рядка матриці D

$$c_v = \arg \max_{i=1, \dots, N} \{d_v(i)\}, \quad (7)$$

тобто шляхом визначення для кожного дескриптора найбільш вагомому класу за вектором розподілів, що відповідає параметру моди. За результатом (7) для всієї множини дескрипторів опису отримуємо цілочисельний вектор голосів

$$h = (h_1, h_2, \dots, h_N), \quad h_b = \sum_{v=1}^s c_v, \quad b = \overline{1, N}, \quad (8)$$

на підставі якого визначимо номер класу

$$r = \arg \max_b h_b, \quad (9)$$

що набрав максимальне значення серед голосів дескрипторів об'єкту. Це метод голосування на множині дескрипторів, де клас визначається на підґрунті моди розподілу [8].

Розглянуті варіанти (6), (7) побудови класифікатора природно можна трактувати в рамках теорії ансамблевих моделей [9–14], де за рахунок створення та агрегування відгуків простих класифікаторів (локальних рішень) синтезується «сильний» класифікатор із гарантовано вищою результативністю прийняття рішень. Найбільше розглянуті підходи відповідають моделі бустінгу [11, 15].

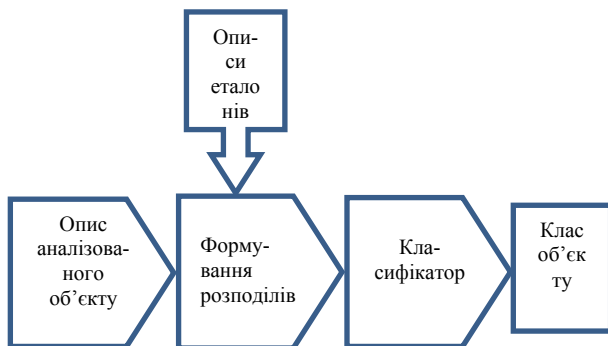


Рисунок 2 – Схема класифікації

Ансамбль класифікаторів у більшості випадків забезпечує кращу точність аналізу даних чи навчання, однак, викликає необхідність вирішення ряду проблем, таких як суттєве збільшення часових та обчислювальних витрат, складність інтерпретації результатів, неоднозначний вибір способів комбінування локальних рішень [10, 11, 16]. У нашому випадку гурт складається із базових моделей одного типу, тобто є однорідним. Загалом ансамблеве класифікаційне рішення Θ можна подати у виді комбінування скінченної множини локальних рішень θ_v ,

$$K : j = \arg \operatorname{opt}_i \Theta \left[\left\{ \theta_v(d_v(i)) \right\}_{v=1}^s \right]. \quad (10)$$

Зазначимо, що у ансамблевих моделях аналізу зображень з метою врахування тільки значимих локальних рішень часто застосовують систему параметрів порогів [1–4, 8], яка забезпечує відділення завад і загалом підвищує надійність. Наприклад, у модифікації класифікатора (7) клас $d_m = \max_{i=1, \dots, N} \{d_v(i)\}$ для локаль-

ного рішення визначається тільки у випадку, якщо виконується умова, що порівнює значення оптимуму d_m з порогом δ_d або з найближчим до нього локальним оптимумом d_{m-1} (λ – числовий коефіцієнт):

$$d_m > \delta_d, \text{ або } d_m > \lambda d_{m-1}. \quad (11)$$

Зауважимо, що поріг δ_d можна встановити за результатами навчання із вчителем на множині дескрипторів для еталонів, тобто результативне значення моди має бути не меншим від його значення для «свого» еталону, до якого відносимо за формулою (7) дескриптори самого еталону. Цей аналіз на етапі навчання класифікатора треба проробити для усіх еталонів і у якості порогу δ_d обрати серед усіх отриманих мод найбільше.

За результатами попереднього оброблення еталонної інформації на підставі матриці розподілів можна оцінити результативність застосування запропонованого підходу для множини еталонних описів. Наприклад, точність ргес класифікації можна оцінити відношенням гуртового числа TP дескрипторів бази еталонів, для яких правильно визначено клас, до загального їх числа у відповідності до моделі [3, 13]

$$\text{ргес} = TP / (TP + FP). \quad (12)$$

Показник повноти compl (частота істинно позитивних результатів) оцінимо як долю правильно розпізнаних дескрипторів еталону

$$\text{compl} = TP / (TP + FN). \quad (13)$$

F-міра як середнє гармонічне точності і повноти обчислюється так [3]:

$$F = \frac{2}{1 / \text{prec} + 1 / \text{compl}}. \quad (14)$$

Аналогічні (12)–(14) критерії можуть бути застосовані і для навчальної вибірки описів довільної бази зображень.

Наведені показники (12)–(14) якості розпізнавання є нечутливими до істинно негативних результатів, що можна вважати їх перевагою, оскільки в реальних прикладах таких результатів може бути значна кількість.

Зауважимо, що під іншим кутом зору якість розпізнавання можна аналізувати, використовуючи показники чуттєвості, специфічності і загальної правильності розпізнавання: показник чуттєвості визначається як частота істинно позитивних результатів, показник специфічності – як частота істинно негативних результатів; показник загальної правильності розпізнавання – як доля правильно розпізнаних елементів [3].

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Як демонстраційний приклад для аналізу працездатності та результативності запропонованого методу розглянемо описи трьох еталонів, кожен з яких представлений п'ятьма бінарними 8-компонентними дескрипторами (табл. 2).

Таблиця 2 – Вхідні дані для 3-х еталонів

11	12	13	14	15	21	22	23	24	25	31	32	33	34	35
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0
1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1
1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1
1	0	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1
0	0	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1
1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0
1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0
1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0

У якості центрів $\alpha(i)$ еталонів застосуємо методи, обравши у описі кожного з еталонів дескриптор, сума відстаней Хемінга від якого до інших дескрипторів є мінімальною [3, 10].

Для побудови матриці належності D (відповідно до (5)) досліджуваного об'єкту до класів, що задаються еталонами 1–3, скористаємося функцією належності $\eta(e_v, i) = n - \chi(e_v, i)$, $n = 8$ за даними прикладу. Якщо досліджуваний об'єкт представлений еталонем 1, маємо матрицю D у виді таблиці 3.

Таблиця 3 – Значення розподілів $\{d_v(i)\}$ для 1-го еталону

Елементи опису	Класи		
	1	2	3
1	0,36	0,29	0,36
2	0,50	0,20	0,30
3	0,30	0,40	0,30
4	0,53	0,20	0,27
5	0,44	0,33	0,22
Σ	2,13	1,42	1,45

Як бачимо за значенням останнього рядка таблиці, класифікатор (6) однозначно правильно визначає еталон 1. Аналогічні розрахунки щодо інших еталонів також приводять до правильної класифікації. Порогові значення для класифікатора (6) для впровадження його при класифікації довільних описів можна встановити на підставі значень останнього рядка табл. 3.

Перейдемо до розгляду класифікатора (9), який дає можливість для розбудови алгоритму щодо встановлення порогу δ_d відповідно до умови (11). Виконаємо розрахунки стосовно належності дескрипторів усіх трьох еталонів послідовно до кожного класу.

Відповідно до (8) одержуємо вектори голосів: (4, 1, 0) – для еталону 1; (0, 5, 0) – для еталону 2; (2, 0, 3) – для еталону 3.

Як бачимо, номер найбільшого значення компоненти правильно визначає номер еталону, до якого відноситься досліджуваний об'єкт. Зазначимо, що отриманий результат «навчання з учителем» приводить до висновку, що кількість голосів за певний клас для усієї множини дескрипторів об'єкту має бути не менша 3-х (із 5-ти максимально можливих). Такий поріг пояснюється незначною кількістю еталонних векторів і їх розмірністю.

Для класифікатора (9) у наведеному прикладі проведемо оцінювання результативності на підставі таблиць спряженості [3] (табл. 4).

Таблиця 4 – Результати класифікації (9) (число дескрипторів)

	Еталон 1			Еталон 2			Еталон 3		
	Віднесених до еталону 1	Віднесених до еталонів 2,3	Σ	Віднесених до еталону 2	Віднесених до еталонів 1,3	Σ	Віднесених до еталону 3	Віднесених до еталонів 1,2	Σ
Кількість дескрипторів	4	1	5	5	0	5	3	2	5
Кількість дескрипторів решти еталонів	2	8	10	1	9	10	0	1	1
Σ	6	9	15	6	9	15	3	2	5

Обчислені показники якості класифікації для еталонів наведемо в таблиці 5.

Таблиця 5 – Значення показників результативності

	Еталон 1	Еталон 2	Еталон 3	Середнє значення показника	Мінімальне значення показника
prec	0,67	0,83	1,00	0,833	0,67
compl	0,80	1,00	0,60	0,800	0,6
F-міра	0,73	0,91	0,75	0,796	0,73

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Основним результатом проведеного дослідження є розроблення варіантів класифікаторів зображень на підставі апарату статистичного аналізу із використанням ймовірнісних розподілів складу опису та ансамблевого прийняття рішення про клас об'єкту. Запропоновані варіанти моделей аналізу даних працездатні і забезпечують достатньо високу результативність класифікації. На демонстраційному прикладі для 3-х еталонів і дескрипторів розміром у 5 бітів проведено розрахункове оцінювання результативності запропонованого підходу з використанням критеріїв точності та повноти. Проаналізовані також особливості побудови інтегрованого класифікаційного рішення та вибору порогів для обмеження впливу завад на зображенні.

6 ОБГОВОРЕННЯ

Формування розподілів об'єкту на підґрунті значень для бази еталонів, що застосовано у запропонованому дослідженні, є своєрідним засобом навчання класифікатора, що одночасно поєднується із методом порівняння з еталонами. У той же час представлену у дослідженні модифікацію можна вважати і як спосіб проектування аналізованих даних на фундамент бази еталонних описів.

Зі збільшенням числа класів значення матриці розподілів природно будуть зменшуватися, так як відбувається «розмазування» значень розподілів у просторі класів. Важко сподіватися на те, що у суттєво багато-класовій ситуації окремі елементи будуть чітко притримуватися свого класу, так як все-таки більшу прикладну вагомість має гіпотеза про те, що описи різноманітних візуальних об'єктів складаються із різної кількості приблизно одних і тих же елементів-дескрипторів.

Зауважимо, що ключовим моментом запропонованого підходу є визначення функції належності (3), що спирається на значення інтегрованих характеристик $\{\alpha(i)\}$ еталонних описів. Розширення результативності такого аналізу через уточнення апроксимації еталонів можна досягти формуванням кількох інтегрованих характеристик для еталонів, наприклад, у вигляді набору множини кластерних центрів [8].

Середні значення усіх трьох експериментально обчислених показників (12)–(14) (табл. 5) приблизно дорівнюють 0,8, що підтверджує вагому результативність запропонованого методу навіть для незначних у статистичному аспекті кількості та розмірності даних.

Зауважимо також, що мінімальне значення за кожним із показників якості класифікації є помітно нижчим за середнє, що пояснюємо демонстраційним характером прикладу і незначною розмірністю векторів опису об'єктів, що розглядаються.

Розглянутий спосіб побудови класифікатора допускає подальше узагальнення на випадок реалізації моделей зіставлення характеристик повних матриць для розподілів об'єкту та еталонів

ВИСНОВКИ

Досліджені способи побудови класифікатора зображень засновані на ансамблі часткових рішень для даних статистичного аналізу щодо складових структурного опису у вигляді множини дескрипторів ключових точок. Статистичний підхід забезпечує виявлення пріоритетного класифікаційного рішення для компонентів опису, на підставі яких формується результуюче рішення ансамблю.

Наукову новизну дослідження складає розроблення методу класифікації зображень на підставі ансамблю рішень компонентів опису, що засновані на їх статистичних розподілах за класами даних.

Практична значущість роботи полягає у підтвердженні працездатності та результативності запропонованих методів на демонстраційних прикладах.

Перспективи дослідження пов'язані із поглибленим вивченням властивостей та результативності розроблених процедур класифікації у прикладних базах візуальних даних

ПОДЯКИ

Робота виконана в рамках держбюджетної НДР Харківського національного університету радіоелектроніки «Глибинні гібридні системи обчислювального інтелекту для аналізу потоків даних та їх швидке навчання» (№ ДР0119U001403)

ЛІТЕРАТУРА / LITERATURA

1. Duda R. O. Pattern classification, 2ed. / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork. – Wiley, 2000. – 738 p.
2. Гороховатський В. О. Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія) / В. О. Гороховатський, С. В. Гадецька. – Харків : ФОП Панов А.Н., 2020. – 128 с. DOI: 10.30837/978-617-7859-69-6.
3. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / П. Флах. – Москва : ДМК Пресс, 2015. – 400 с.
4. Kim S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature / S. Kim, I.-S. Kweon // Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06). – 2006. – P. 305–314.
5. On the (statistical) detection of adversarial examples / [K. Grosse, P. Manoharan, N. Papernot et al.] – arXiv preprint arXiv:1702.06280, 2017.
6. Kosmala A. On-line handwritten formula recognition using statistical methods in Proceedings / A. Kosmala, G. Rigoll // Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No. 98EX170), IEEE. – 1998. – Vol. 2. – P. 1306–1308.
7. Filatov V. Systems in Data Mining Tasks / V. Filatov, A. Kovalenko // Studies in Computational Intelligence, 2019. – P. 243–274. DOI:10.1007/978-3-030-35480-0_6
8. Гороховатський В. О. Класифікація зображень на підставі формування незалежної системи кластерів у складі структурних описів бази еталонів / В. О. Гороховатський, Р. П. Пономаренко // Сучасні інформаційні системи, – 2020. – Т. 4, № 2. – С. 17–23. DOI: 10.20998/2522-9052.2020.2.04.
9. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications, London / R. Szeliski. – Springer, 2010. – 979 p.

10. Kohonen T. Self-Organizing Maps. / T Kohonen. – Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2001. DOI: book/10.5555/558021
11. Паклин Н. Б. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям: учеб. пособ. / Н. Б. Паклин, В. И. Орешков. – СПб. : Питер, 2013. – 704 с.
12. Гороховатський В. О. Аналіз властивостей, характеристик та результатів застосування новітніх детекторів для визначення особливих точок зображення / В. О. Гороховатський, Д. В. Пупченко, К. Г. Солодченко // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2018. – №1 (47) – С. 93–98.
13. Oliinyk A. A The System of Criteria for Feature informativeness Estimation in Pattern Recognition / [A. Oliinyk, S. Subbotin, V. Lovkin et al] // Radio Electronics, Computer Science, Control. – 2017. – № 4. – P. 85–96. DOI: 10.15588/1607-3274-2017-4-10
14. Гороховатський В. О. Вивчення статистичних властивостей моделі блочного подання для множини дескрипторів ключових точок зображень. / В. О. Гороховатський, С. В. Гадецька, Н. І. Стяглик // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2019. – №2 . – С. 100–107. DOI: 10.15588/1607-3274-2019-2-11.
15. Nong Ye. Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples (1st. ed.) / Nong Ye. – CRC Press, Inc., USA – 2013.
16. Kacprzyk J. Springer Handbook of Computational Intelligence / J. Kacprzyk, W. Pedrycz. – Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2015.
17. Muja M. Fast Matching of Binary Features / M. Muja, D. G. Lowe // Conference on Computer and Robot Vision. – 2012. – P. 404–410. DOI: 10.1109/CRV.2012.60
18. Gayathiri P. Partial Fingerprint Recognition of Feature Extraction and Improving Accelerated KAZE Feature Matching Algorithm / P. Gayathiri, M. Punithavalli // International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE) – 2019. – Volume-8, Issue-10. – P. 3685–3690. DOI: 10.35940/ijitee.J9653.0881019
19. Haken H. Information and Self-Organization / H. Haken. – Berlin, Heidelberg: Springer. – 2006.
20. Гадецька С. В. Вивчення критеріїв інформативності даних при впровадженні апарату дерев рішень у методах структурної класифікації зображень / С. В. Гадецька, В. О. Гороховатський, Н. І. Стяглик // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2020. – № 3. – С. 78–87. DOI: 10.15588/1607-3274-2020-3-7.
21. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF / [Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige et al.] // Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on IEEE. – 2011. – P. 2564–2571.

Received 24.09.2020.

Accepted 10.11.2020.

УДК 004.932.2:004.93'1

КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ АНСАМБЛЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ ПО КЛАССАМ ЭТАЛОНОВ ДЛЯ КОМПОНЕНТОВ СТРУКТУРНОГО ОПИСАНИЯ

Гороховатский В. А. – д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры информатики, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, Украина.

Гадецькая С. В. – канд. физ.-мат. наук, доцент, доцент кафедры высшей математики Харьковского национального автомобильно-дорожного университета, Харьков, Украина.

Стяглик Н. И. – канд. пед. наук, заведующий кафедрой информационных технологий и математического моделирования учебно-научного института «Каразинский банковский институт» Харьковского национального университета им. В. Н. Каразина, Харьков, Украина.

Власенко Н. В. – канд. техн. наук, ст. преподаватель кафедры информатики и компьютерной техники Харьковского национального экономического университета им. С. Кузнеця, Харьков, Украина.

АННОТАЦИЯ

Актуальность. Современные системы компьютерного зрения требуют действенных классификационных решений на основе углубленного анализа природы обрабатываемых данных. Статистические распределения являются сегодня первостепенным средством анализа в системах распознавания образов. В случае, если описание распознаваемого объекта подано объемным множеством векторов, статистический аппарат становится фундаментальным способом эффективного принятия решения о классе распознаваемого объекта. Это вызывает необходимость применения универсального аппарата распределений в общем виде для системы многомерных дескрипторов описания по установленным классам данных, которые определяются заданной базой эталонов. Классификатор создает или организует новую пространственную структуру векторов из элементов рассматриваемого объекта, которая в целом имеет некоторое оцениваемое сходство со структурой или составом элементов эталона, а классификация осуществляется путем оптимизации степени этого сходства на множестве эталонов. Вероятностная модель порождения данных выступает ключевым практическим подходом к формализации задачи обучения классификатора, суть которой заключается в установлении статистических распределений объектов или их составляющих с последующей процедурой агрегации компонентных решений и последующей оптимизации на множестве классов. Ценным представляется также изучение и применение критериев оценки эффективности в задаче классификации, основанной на статистических принципах.

Цель работы. Разработка метода результативной классификации изображений путем внедрения ансамблевых статистических решений для состава компонентов описания.

Метод. Предложен способ классификации изображений на основе построения обобщенного решения ансамбля компонентов, для которых предварительно вычисляются статистические распределения по классам данных.

Результаты. Осуществлен синтез метода классификации путем применения ансамблевого решения компонентов описания. Подтверждены работоспособность и эффективность разработанного классификатора. На примерах применения метода для синтезированных данных с использованием традиционных критериев экспериментально оценена его результативность.

Выводы. Исследованы способы построения классификатора изображений, основанные на ансамбле частичных решений данных статистического анализа для составляющих структурного описания в виде множества дескрипторов ключевых точек. Статистический подход обеспечивает определение приоритетного классификационного решения для компонентов описания, по множеству которых формируется результирующее решение ансамбля.

Научную новизну исследования составляет разработка метода классификации изображений на основании ансамбля решений компонент описания, основанных на их статистических распределениях по классам данных.

Практическая значимость работы заключается в подтверждении работоспособности и результативности предложенных методов на демонстрационных примерах.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: компьютерное зрение, методы структурного распознавания изображений, множество ключевых точек, дескриптор ORB, компоненты описания, статистическое распределение, ансамбль решений, критерий эффективности классификации.

UDC 004.932.2:004.93*1

CLASSIFICATION OF IMAGES BASED ON AN ENSEMBLE OF STATISTICAL DISTRIBUTIONS BY CLASSES OF ETALONS FOR STRUCTURAL DESCRIPTION COMPONENTS

Gorokhovatsky V. A. – Dr. Sc., Professor, Professor of Department of Computer Science, National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine.

Gadetska S. V. – PhD, Associate Professor, Associate Professor of Department of Higher Mathematics, Kharkiv National Automobile and Highway University, Kharkiv, Ukraine.

Stiahlyk N. I. – PhD, Head of Department of Information Technology and Mathematical Modeling, Educational and Research Institute “Karazin Banking Institute” of V. N. Karazin Kharkiv National University, Kharkiv, Ukraine.

Vlasenko N. V. – PhD, Lecturer of Department of Informatics and Computer Engineering, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine.

ABSTRACT

Context. Modern computer vision systems require effective classification solutions based on in-depth analysis of the nature of the data being processed. Statistical distributions are currently the primary means of analysis in image recognition systems. If the description of the recognized object is given by a large number of vectors, the statistical apparatus becomes a fundamental way to effectively decide on the class of the recognized object. This requires the use of a universal distribution apparatus in general for a system of multidimensional descriptions for established classes of data, defined by a given database of etalons. The classifier creates or organizes a new spatial structure of vectors from the elements of the analyzed object, which generally has some estimated similarity to the structure or composition of the etalon elements, and the classification is done by optimizing the degree of this similarity on the set of etalons. The probabilistic model of data generation is a key practical approach to formalizing the task of classifier training, the essence of which is to establish statistical distributions of objects or their components, followed by the procedure of aggregation of component solutions and further optimization in the environment of etalon classes. It is also valuable to study and apply criteria for evaluating the effectiveness in classification problem based on statistical principles.

Objective. Development of a method of effective classification of images by introduction of ensemble statistical decisions for structure of components of the description.

Method. A method for classifying images based on the construction of a generalized solution of an ensemble of components for which statistical distributions by data classes are preliminarily calculated is proposed.

Results. The synthesis of the classification method by applying the ensemble solution of the components of the description is carried out. The efficiency and effectiveness of the developed classifier are confirmed. On the examples of application of the method for synthesized data using traditional criteria, its effectiveness was experimentally evaluated.

Conclusions. The investigated methods of constructing an image classifier are based on an ensemble of partial solutions of statistical analysis data for the components of the structural description in the form of a set of key point descriptors. The statistical approach provides identification of the priority classification decision for components of the description on which set the resulting decision of ensemble is formed.

The scientific novelty of the study is the development of image classification method based on an ensemble of solutions of the component description, based on their statistical distributions by data classes.

The practical significance of the work lies in confirming the efficiency and effectiveness of the proposed methods on demonstration examples.

KEYWORDS: computer vision, methods of structural image recognition, set of key points, ORB descriptor, description components, statistical distribution, ensemble of solutions, classification efficiency criterion.

REFERENCES

1. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern classification, 2ed. Wiley, 2000, 738 p.
2. Gorokhovatskyi V. O., Gadetska S. V. Statistical processing and data mining in structural image classification methods (monohrafiia). Kharkiv, FOP Panov A. N., 2020, 128 p. DOI: 10.30837/978-617-7859-69-6.
3. Flakh P. Mashynnoe obuchenye. Nauka y yskusstvo postroyeniya alhorytmov, kotorye yzvekaiut znaniya yz dannyykh. Moscow, DMK Press, 2015, 400 p.
4. Kim S., Kweon I.-S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature, *Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06)*, 2006, pp. 305–314.
5. Grosse K., Manoharan P., Papernot N. et al On the (statistical) detection of adversarial examples. arXiv preprint arXiv:1702.06280, 2017.

6. Kosmala A., Rigoll G. On-line handwritten formula recognition using statistical methods in Proceedings, *Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No. 98EX170)*, Vol. 2, IEEE, 1998, pp. 1306–1308.
7. Filatov V., Kovalenko A. Fuzzy Systems in Data Mining Tasks, *Studies in Computational Intelligence*, 2019, pp. 243–274. DOI:10.1007/978-3-030-35480-0_6
8. Gorokhovatskyi V. O., Ponomarenko R. P. Klasyfikatsiia zobrazhen na pidstavi formuvannya nezaleznoi systemy klasteriv u skladi strukturnykh opysiv bazy etaloniv, *Suchasni informatsiini systemy*, 2020, Vol. 4, No. 2, pp. 17–23. DOI: 10.20998/2522-9052.2020.2.04.
9. Szeliski R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. London, Springer, 2010, 979 p.
10. Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 2001. DOI:book/10.5555/558021
11. Paklyn N. B., Oreshkov V. Y. *Byznes-analytyka: ot dannykh k znanyam: ucheb. posob.* SPb., Pyter, 2013, 704 p.
12. Gorokhovatskyi V. O., Pupchenko D. V., Solodchenko K. H. Analiz vlastyvoitei, kharakterystyk ta rezultativ za-stosuvannya novitnykh detektoriv dlia vyznachennia osoblyvykh tochk zobrazhennia, *Systemy upravlinnia, navihatsii ta zviazku*, 2018, №1 (47), pp. 93–98.
13. Oliinyk A., Subbotin S., Lovkin V. et al. A The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, No. 4, pp. 85–96. DOI: 10.15588/1607-3274-2017-4-10
14. Gorokhovatskyi V. O., Gadetska S. V., Stiahlyk N. I. Vyvchennia statystychnykh vlastyvoitei modeli blochnoho po-dannia dlia mnozhyny deskryptoriv kliuchovykh tochk zobrazhen, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2019, No. 2, pp. 100–107. DOI: 10.15588/1607-3274-2019-2-11.
15. Nong Ye. *Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples* (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA, 2013.
16. Kacprzyk J., Pedrycz W. *Springer Handbook of Computational Intelligence*. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2015.
17. Muja M., Lowe D. G. Fast Matching of Binary Features, *Conference on Computer and Robot Vision*, 2012, pp. 404–410. DOI: 10.1109/CRV.2012.60
18. Gayathiri P., Punithavalli M. Partial Fingerprint Recognition of Feature Extraction and Improving Accelerated KAZE Feature Matching Algorithm, *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 2019, Volume-8, Issue-10, pp. 3685–3690. DOI: 10.35940/ijitee.J9653.0881019
19. Haken H. *Information and Self-Organization* / H. Haken. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2006.
20. Gadetska S. V., Gorokhovatskyi V. O., Stiahlyk N. I. Vyvchennia kryteriiv informatyvnosti danykh pry vprovadzheni aparatu derev rishen u metodakh strukturnoi klasyfikatsii zobrazhen, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2020, No. 3, pp. 78–87. DOI: 10.15588/1607-3274-2020-3-7.
21. Ethan Rublee, Rabaud Vincent, Konoligeet Kurt et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF, *Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on IEEE*, 2011, pp. 2564–2571.