

ВИВЧЕННЯ СТАТИСТИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ МОДЕЛІ БЛОЧНОГО ПОДАННЯ ДЛЯ МНОЖИНИ ДЕСКРИПТОРІВ КЛЮЧОВИХ ТОЧОК ЗОБРАЖЕНЬ

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, завідувач кафедри інформаційних технологій, Харківський навчально-науковий інститут ДВНЗ «Університет банківської справи», Харків, Україна.

Стяглик Н. І., канд. пед. наук, доцент кафедри інформаційних технологій, Харківський навчально-науковий інститут ДВНЗ «Університет банківської справи», Харків, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Багатомірною природою оброблюваних даних у сучасних системах комп'ютерного зору потребує нових підходів до побудови результативних просторів ознак, що спрощують опрацювання за рахунок узагальнення наявної інформації. Структурні методи розпізнавання зображень використовують описи візуальних об'єктів у вигляді наборів дескрипторів ключових точок як множини числових векторів високої розмірності. Основним інструментом зниження розмірності виступає представлення даних у вигляді системи їх блоків та статистичне дослідження таких структур даних, яке в аспекті розпізнавання покладене відображати сумарні властивості об'єкта як сукупності його фрагментів. У зв'язку з цим виникає проблема вивчення особливостей прикладного застосування та характеристик моделі блочного подання в аспекті її вживання для визначення релевантності описів та класифікації даних в межах бази еталонних зображень.

Мета роботи. Здійснення статистичного оцінювання значущості прийняття класифікаційних рішень на основі обчислення релевантності описів об'єктів для моделі блочного подання даних дескрипторів ключових точок зображень.

Метод. Запропоновано способи розрізнення описів на основі моделі блочного подання даних дескрипторів ключових точок зображень із використанням критеріїв математичної статистики та інструментарію теорії інформації.

Результати. Головним результатом статті є підтвердження того, що вживання класичних статистичних критеріїв для аналізу емпіричних даних у вигляді структурних описів зображень дає можливість визначити якість побудованого простору ознак, достатню для розрізнення візуальних об'єктів при їх розпізнаванні у системах комп'ютерного зору. Впровадження моделі блочного подання та статистичного аналізу для значень дескрипторів ключових ознак зображень сприяє підвищенню ефективності процесу розпізнавання візуальних об'єктів, що підтверджується покращенням рівня розрізнення при збільшенні розміру фрагменту у побудованій ланцюжковій структурі опису.

Висновки. Застосування різноманіття статистичних критеріїв дало ідентичний висновок про значущість відмінностей емпіричних описів візуальних об'єктів у побудованому просторі ознак, що підкреслює об'єктивність проведеного дослідження. Впроваджена модель блочного подання даних зберігає розрізнявальні властивості структурного опису з ефектом суттєвого покращення швидкодії прийняття класифікаційного рішення.

Наукову новизну дослідження складає удосконалення та статистичне обґрунтування моделей прийняття рішення щодо розпізнавання візуальних об'єктів на основі обчислення релевантності їх описів стосовно еталонів із впровадженням блочного подання дескрипторів ключових точок зображень.

Практична значущість роботи полягає у підтвердженні доцільності введення блочної структури для дескрипторного опису об'єкта як ефективного підходу при вирішенні задачі розпізнавання на прикладах зображень задля впровадження у системах комп'ютерного зору.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: комп'ютерний зір, структурне розпізнавання зображень, множина ключових точок, дескриптори BRISK, релевантність описів, блочне подання, статистичний розподіл, критерій χ^2 -квадрат, розходження Рен'ї, критерій знаків, значущість відмінності описів.

АБРЕВІАТУРИ

BRISK - (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) – метод виявлення, опису та відповідності ключових точок;

Open CV – бібліотека програмного забезпечення для систем комп'ютерного зору;

KT – ключова точка.

k – кількість елементів у блоці у дескрипторі;

Q – множина розподілів для блоків дескриптора;

q_{ij} – елементи матриці розподілів Q ;

p_i – відносна частота;

W – кількість ланок розподілу;

a – рівень значущості при застосуванні статистичного критерію.

НОМЕНКЛАТУРА

Z – опис у вигляді множини KT ;

B^n – множина бінарних векторів;

z_v – бінарний дескриптор;

n – розмірність простору дескрипторів;

s – кількість дескрипторів у описі;

m – кількість фрагментів (блоків) дескриптора;

ВСТУП

Процес реалізації дієвих класифікаційних рішень у сучасних системах комп'ютерного зору потребує вирішення ряду проблем, пов'язаних із багатомірною природою оброблюваних даних. У структурних методах розпізнавання зображень описи візуальних об'єктів подаються у вигляді наборів дескрипторів

ключових точок (КТ) як скінченної множини числових векторів достатньо високої розмірності [1-4]. Так, бінарні подання, отримані детектором BRISK, містять до 512 компонентів [5]. У такому випадку перехід до представлення даних у вигляді системи їх фрагментів меншої розмірності сприяє суттєвому спрощенню їх вивчення та прикладного застосування [6]. Основним інструментом при цьому виступає статистичне дослідження даних описів, яке в аспекті розпізнавання покладене відображати узагальнені властивості об'єкта у вигляді сукупності фрагментів [6-8].

Бітова природа дескрипторів КТ у просторі бінарних векторів дає можливість впровадити представлення та аналіз дескриптора як послідовності елементів із відомим діапазоном значень, що дає змогу здійснювати оброблення та статистичний аналіз упорядкованих числових ланцюжків даних. Блочна структура даних допускає застосування підходів інтелектуального аналізу, заснованих на ймовірнісних оцінках наявних значень, щодо прийняття рішення про віднесення об'єкту з описом до відповідного класу.

Об'єктом дослідження є модель блочного подання для множини дескрипторів ключових точок зображення.

Предметом дослідження є статистичне оцінювання значущості прийняття класифікаційних рішень на основі обчислення релевантності описів об'єктів для моделі блочного подання даних дескрипторів ключових точок зображень.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Визначимо дескрипторний опис досліджуваного візуального об'єкту у вигляді скінченної множини

$$Z = \{z_v\}_{v=1}^s, z_v \in B^n.$$

Виходячи з того, що параметр n розміру аналізованих елементів – дескрипторів сягає кількох сотень, понизимо розмірність даних шляхом розбиття дескриптора КТ на послідовність із m фрагментів ($m = n$), що повністю його покривають. У такому разі дескриптор BRISK із 512 бітів може бути представлено, наприклад, послідовністю із 512 фрагментів по одному біту (0 або 1), або послідовністю із 256 фрагментів по 2 елементи, які можуть мати одне з двійкових представлень 00, 01, 10, 11, або послідовністю із 128 фрагментів по 4 елементи, кожен з яких має вид кортежу двійкових елементів (кількість таких представлень тут дорівнює 16) тощо.

У результаті ланцюжкового подання опис Z буде мати вид матриці із S рядків та m стовпців, кожен з елементів якої є фрагментом розміру $k = n/m$ [4].

У результаті розбиття на фрагменти здійснено перехід від багатовимірного векторного простору ознак до сукупності векторів суттєво меншої розмірності. Виникає питання, наскільки новостворена система ознак здатна до розрізнення описів об'єктів у порів-

нянні з багатовимірним представленням та які нові можливості у аспекті класифікації відкриваються із її впровадженням.

Задачами дослідження є вивчення доцільності та результативності застосування моделі блочної структури представлення даних дескрипторного опису об'єкта у вигляді ланцюжкової структури як продуктивного підходу для розрізнення досліджуваних об'єктів.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Формальна постановка задачі розпізнавання зображень з використанням множини КТ сформульована у [1], де також вивчаються особливості та недоліки моделі опису як множини багатовимірних векторів. Зазначається, що ключовим недоліком є зavelики об'єми обчислювальних витрат. У статтях [2,3] вивчаються моделі для побудови модифікацій системи структурних ознак задля скорочення обсягу обчислень, зокрема, розглядається застосування методів кластеризації даних. Роботи [4, 6, 7] містять аналіз блочного подання та засоби конструювання статистичних розподілів, що дають можливість сформувати узагальнене подання дескрипторів у вигляді їх системи фрагментів. У дослідженнях [4, 7, 8] викладено результати застосування статистичних мір для обчислення релевантності описів, що підкреслює тісний зв'язок метричних та статистичних підходів. Робота [5] містить особливості формування бінарного дескриптора BRISK, що дає можливість застосувати ефективно бінарне оброблення даних. Роботи [9-14] використано як джерела класичних методів статистичного оцінювання, а [15] містить посилання на використане програмне забезпечення.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Розглянемо відображення $Z \rightarrow Q$ із множини бінарних векторів – дескрипторів КТ у множину Q їх блочних розподілів, яке дає можливість проводити ідентифікацію та розрізнення візуальних об'єктів на підставі даних меншої розмірності [4]. Розподіл відповідно до фіксованого фрагменту із номером j , $j=1, \dots, m$, подамо у вигляді вектора цілих чисел $q_j = (q_1, \dots, q_w)_j$, де q_{ij} , $i=1, \dots, w$, – частота появи i -го виду фрагменту, розташованого на j -му місці ланцюжка серед усіх дескрипторів опису, кількість яких дорівнює $s = \sum_{i=1}^w q_i$ для будь-якого номера j .

Значення $p_i = \frac{q_i}{s}$, $i=1, \dots, w$, є відносними частотами (оцінками ймовірності). При цьому $w = 2^k$, $\sum_{i=1}^w p_i = 1$. Повністю множина Q описується системою розподілів

$$Q = \{q_j = (q_1, \dots, q_w)_j\}_{j=1}^m \quad (1)$$

для кожного із m фрагментів, отже, може бути представлена матрицею із m рядків та w стовпців. Для нормованого випадку маємо систему розподілів

$$Q_{norm} = \{p_j = (p_1, \dots, p_w)_j\}_{j=1}^m \quad (2)$$

Наприклад, у випадку використання дескриптора BRISK при розбитті на байти для $n=512$ маємо $m=64$, $w=256$, отже, матриця Q (Q_{norm}) містить відносні частоти появи всіх допустимих значень фрагментів розміром у байт для наявної множини Z .

Основна ідея дослідження полягає у здійсненні аналізу властивостей релевантності об'єктів шляхом зіставлення сформованих значень елементів матриць $Q^l = \{q_{ij}^{(l)}\}, i=1, \dots, w, j=1, \dots, m, l=1, 2$ (l – номер об'єкту) вигляду (1), (2), що відображають внутрішню статистику описів. Зосередимо дослідження на попарному порівнянні відповідних рядків матриць Q^l .

Першочергово видається вирішення задачі порівняння двох розподілів, яку можна здійснити співставленням гістограм через застосування модифікованого критерію хі-квадрат, призначеного для випадку емпіричних розподілів [9]. Розрахунок емпіричного значення критерію для фрагментів описів з номером j здійснимо за формулою

$$\chi_{emp,j}^2 = \sum_{i=1}^w \frac{(q_{ij}^{(1)} - q_{ij}^{(2)})^2}{q_{ij}^{(1)} + q_{ij}^{(2)}} \quad (3)$$

Критичне значення критерію $\chi_{cr,j}^2(a, s')$ знаходиться за встановленим рівнем значущості a і ступенем свободи s' , що не перевищує $s-1$ (s розглядається як кількість спостережень) і розраховується лише для тих типів ланок, які входять до відповідного фрагменту з опису хоча б одного з об'єктів. Область прийняття нульової гіпотези про однорідність аналізованих гістограм визначається нерівністю $\chi_{emp,j}^2 < \chi_{cr,j}^2(a, s')$, а область прийняття альтернативної гіпотези щодо значущої відмінності між ними на рівні значущості a є правосторонньою критичною областю, що визначається нерівністю $\chi_{emp,j}^2 > \chi_{cr,j}^2(a, s')$.

Наступний крок передбачає підрахунок долі значущо відмінних розподілів, на підставі чого робиться висновок про рівень релевантності об'єктів. Природним видається очікування підвищення точності розпізнавання при збільшенні довжини k фрагменту у ланцюжковому поданні.

Іншим способом зіставлення розподілів є застосування в якості міри релевантності α -розходження

Рен'ї [7, 10], яке можна розглядати як інформацію порядку α ($\alpha > 0, \alpha \neq 1$) щодо їх відмінності. Обчислення розходження Рен'ї $D_{\alpha j}(p_j^{(1)} \| p_j^{(2)})$, $j=1, \dots, m$, щодо відмінності об'єкту з розподілом $p_j^{(1)} = (p_1, \dots, p_w)_j^{(1)}$, від об'єкту з розподілом $p_j^{(2)} = (p_1, \dots, p_w)_j^{(2)}$ (для кожного фіксованого $j=1, \dots, m$), здійснюємо, виходячи з рядків матриць $Q_{norm}^l = \{p_{ij}^{(l)}\}, i=1, \dots, w, j=1, \dots, m, l=1, 2$, що саме і мають вигляд $p_j^{(l)} = (p_1, \dots, p_w)_j^{(l)}, j=1, \dots, m, l=1, 2$:

$$D_{\alpha j}(p_j^{(1)} \| p_j^{(2)}) = \frac{1}{\alpha - 1} \ln \sum_{i=1}^w \frac{(p_{ij}^{(1)})^\alpha}{(p_{ij}^{(2)})^{\alpha-1}} \quad (4)$$

Міра (4) є неспадною функцією аргументу α , приймає невід'ємні значення, а нульове значення досягається лише при $p_j^{(1)} = p_j^{(2)}$. Пропонується застосування міри (4) при значенні параметра $\alpha=0,5$:

$$D_{0,5,j}(p_j^{(1)} \| p_j^{(2)}) = -2 \ln \sum_{i=1}^w \sqrt{p_{ij}^{(1)} \cdot p_{ij}^{(2)}}, j=1, \dots, m \quad (5)$$

Зауважимо, що міра (5) є метрикою, а також єдиним випадком симетричності розходження Рен'ї відносно аргументів. Доведено [11, 12], що $\alpha=0,5$ є оптимальним у тому сенсі, що величина $(\alpha-1) \cdot D_\alpha(0-Z^j)$ при $\alpha=0,5$ приймає найбільше значення, яке відповідає нижній границі ймовірності помилки розпізнавання. З цієї точки зору значення параметру $\alpha=0,5$ можна вважати найкращим для розрізнення структурних описів.

З метою всебічного оцінювання доцільності введення ланцюжкової структури для опису об'єкта і аналізу його статистичного подання як ефективного підходу для розрізнення об'єктів пропонуємо також перехід від блочного подання цих описів до опису з кодуванням структур фрагмента із заміною розподілу фрагмента числом, яке дорівнює середньому кодових значень. Наприклад, у випадку 2-бітового розбиття дескриптора, одержаного детектором BRISK, кодуємо числами від 1 до 4 послідовність 00, 01, 10, 11, що включає можливі значення фрагмента. Згідно із статистичним поданням виду (2), тепер маємо в межах одного фрагмента з номером j розподіл вигляду $p_j = (p_1, p_2, p_3, p_4)_j$. Відповідно до кодових значень 1, 2, 3, 4, математичне сподівання (середнє значення) розподілу дорівнює:

$$M_j = \sum_{i=1}^4 i p_{ij}, j=1, \dots, 256 \quad (6)$$

Тоді статистичне подання (2), що складається з 256-ти рядків та 4-х стовпців, перетворюється на пос-

лідовність із 256-ти елементів, кожний з яких є усередненням фрагмента:

$$M = (M_1, \dots, M_{256}). \quad (7)$$

У загальному випадку вирази (6), (7) для об'єкта з номером $l=1,2$, набувають вигляду

$$M_j^{(l)} = \sum_{i=1}^w ip_{ij}^{(l)}, \quad j=1, \dots, m, \quad (8)$$

$$M^{(l)} = (M_1, \dots, M_m)^{(l)}. \quad (9)$$

Порівняння двох описів здійснюємо через співставлення різними способами двох кортежів виду (9). Наприклад, порівняння послідовностей $M^{(1)}$, $M^{(2)}$ як двох зв'язних вибірок довільного розподілу можливе із застосуванням непараметричних критеріїв відмінності, наприклад, критерію знаків [13], який на встановленому рівні значущості показує, наскільки односпрямованими за знаком є різниці:

$$M_i^{(2)} - M_i^{(1)}, \quad i=1, \dots, w. \quad (10)$$

Згідно із критерієм знаків розраховуємо окремо суми додатних і від'ємних різниць (10), більша з них призначається типовим зсувом, менша – не типовим. За таблицями [13] значення типового зсуву зіставляється (на певному рівні значущості) з критичним значенням, не перевищення якого величиною нетипового зсуву свідчить про значущу відмінність вибірок.

Іншим способом зіставлення послідовностей $M^{(1)}$, $M^{(2)}$ може бути попарне порівняння значень $M_i^{(1)}$ та $M_i^{(2)}$ послідовно для розподілу кожного фрагмента як двох середніх для довільно розподілених сукупностей за допомогою z-критерію, що є коректним лише у випадку достатньо великих вибірок [14] і узгоджується з вимогою достатньо великого числа s . Розрахунок емпіричного значення критерію здійснимо як

$$z_{emp,j} = \frac{|M_j^{(1)} - M_j^{(2)}|}{\sqrt{(D_j^{(1)} + D_j^{(2)})/s}}, \quad j=1, \dots, m, \quad (11)$$

де $D_j^{(l)} = \sum_{i=1}^w p_{ij}^{(l)} (i - M_j^{(l)})^2$, $l=1,2$ – дисперсія вибірки, заданої розподілом $p_j^{(l)} = (p_1, \dots, p_w)_j^{(l)}$, $l=1,2$, із відповідними кодівими значеннями $i=1, \dots, w$.

Критичне значення критерію $z_{cr,j}(a)$ знаходиться за рівнем значущості a із таблиці значень функції Лапласа $\Phi(x)$: $\Phi(z_{cr,j}(a)) = (1-2a)/2$.

Область прийняття нульової гіпотези про рівність усереднених кодівих значень в межах j -го фрагмента визначається нерівністю $z_{emp,j}(a) < z_{cr,j}(a)$, область прийняття альтернативної гіпотези визначається нерівністю $z_{emp,j}(a) > z_{cr,j}(a)$. Наступний крок передбачає підрахунок долі таких розподілів фрагментів, відповідні номери яких для обох об'єктів мають значущо відмінні усереднені кодіві значення, на підставі чого робиться висновок про рівень релевантності об'єктів. Природним видається очікування достатньо великого значення такої долі для об'єктів, що дійсно є різними, а також його підвищення при збільшенні фрагмента. Експериментальна частина роботи включає результати тестування та розрахунків за емпіричними даними.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Запропоновані підходи протестовано на прикладі зображень ікон розміром 400x540 із використанням засобів бібліотеки Open CV [6, 7, 15]. Застосовано дескриптори BRISK розмірністю $n=512$ та числом 700. Приклад розподілу значень описів для пар бітів наведено у табл. 1.

Таблиця 1. Приклад розподілів для 2-бітового розбиття

Фрагмент	Ланки для ікони 1				Ланки для ікони 2			
	00	01	10	11	00	01	10	11
1	468	21	22	189	459	47	25	169
2	213	101	236	150	175	102	263	160
...
256	357	90	58	195	351	62	64	223

Як бачимо із табл. 1, розподіли фрагментів з однаковими номерами для обох об'єктів досить суттєво відрізняються, що має бути підтверджено відповідними розрахунками.

Проведемо дослідження однорідності розподілів попарно між фрагментами для 2-х, 4-х та 8-ми бітового розбиттів перевіркою статистичної гіпотези про їх однорідність за критерієм хі-квадрат (3). У табл. 2 наведено результати застосування критерію.

Таблиця 2. Число неоднорідних розподілів за критерієм хі-квадрат

	Число бітів блочного розбиття		
	2	4	8
Число фрагментів із значущою неоднорідністю розподілів (на рівні 0,05)	167 із 256 (64,45 %)	109 із 128 (85,16 %)	64 із 64 (100%)

Підвищення рівня розрізнення об'єктів за рахунок подовження фрагментів у ланцюжковій структурі де-

монструє також розрахунок α -розходження Рен'ї (при $\alpha=0,5$) між розподілами відповідно до виразу (5). У табл. 3 представлено діапазони значень міри релевантності, звідки бачимо суттєве зростання показника при збільшенні кількості бітів у фрагменті.

Таблиця 3. Значення α -розходження Рен'ї ($\alpha=0,5$) в залежності від числа бітів у фрагментах

Значення α -розходження Рен'ї	Число бітів блочного розбиття		
	2	4	8
Мінімальне	0,00008	0,00397	0,05111
Максимальне	0,02112	0,03248	0,18575

Продовжимо статистичний аналіз рівня відмінностей образів, виходячи із нормованих розподілів, і обчислимо для кожного розподілу фрагмента математичне сподівання, знижуючи тим самим розмірність структури опису. Наприклад, у випадку 2-бітового розбиття маємо статистичні розподіли для першого фрагмента 1-го і 2-го об'єктів відповідно (0,669; 0,030; 0,031; 0,270) і (0,656; 0,067; 0,036; 0,241) із математичними сподіваннями $M_1^{(1)} = 1,903$, $M_2^{(1)} = 1,862$. При цьому статистичні подання (2) перетворюються на послідовності із 256-ти елементів:

$$M^{(1)} = (1,903; 2,461; \dots, 2,130),$$

$$M^{(2)} = (1,862; 2,583; \dots, 2,227) \quad (12)$$

Дослідження на однорідність отриманих у такий спосіб узагальнених описів об'єктів на основі критерію знаків приводить до висновку про їх значущу відмінність (на рівні 0,05) при різних довжинах фрагментів. У табл. 4 наведено результати застосування критерію.

Таблиця 4. Результати застосування критерію знаків

Кількість бітів у фрагменті	Кількість типових зсувів	Кількість нетипових зсувів	Критичне значення (рівень значущості 0,05)	Висновок щодо значущості
2	197	59	87	Значуща (59 < 87)
4	100	27	41	Значуща (27 < 41)
8	48	16	17	Значуща (16 < 17)

У межах останнього підходу з використанням послідовностей вигляду (9), складених із математичних сподівань кодів фрагментів, виконано попарне порівняння $M_j^{(1)}$ і $M_j^{(2)}$ послідовно для $j, j=1, \dots, m$, із використанням z -критерію. Розрахунок емпіричного значення критерію для фрагмента з номером $j=1, \dots, m$ здійснювався за формулою (11), критичне значення

критерію на рівні значущості 0,05 становить 1,64 [14]. Наприклад, для послідовностей (12) значення $M_1^{(1)} = 1,903$, $M_1^{(2)} = 1,862$ значущо не відрізняються, а значення $M_2^{(1)} = 2,461$, $M_2^{(2)} = 2,583$ є значущо відмінними (на рівні 0,05). У табл. 5 зведено основні результати застосування критерію.

Таблиця 5. Кількість значущих відмінностей за z -критерієм

	Число бітів блочного розбиття		
	2	4	8
Число фрагментів із значущими відмінностями (на рівні 0,05)	148 із 256 (57,81 %)	84 із 128 (65,63 %)	44 із 64 (68,75 %)

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Ключовим наслідком статті є підтвердження того факту, що вживання традиційних статистичних критеріїв χ^2 -критерію, критерію знаків, z -критерію для аналізу емпіричних даних за зіставленням розподілів структурних описів зображень дає можливість визначити добротність та прикладну ефективність побудованого простору ознак задля розрізнення візуальних об'єктів при їх розпізнаванні у системах комп'ютерного зору. Впровадження моделі блочного подання та статистичного аналізу для значень дескрипторів ключових точок зображень сприяє підвищенню ефективності процесу розпізнавання об'єктів, що підтверджується покращенням рівня розрізнення при збільшенні розміру фрагменту у побудованій ланцюжковій структурі опису.

6 ОБГОВОРЕННЯ

Як бачимо за результатами аналізу табл. 2, неоднорідність розподілів стає більш вираженою при зростанні розміру фрагмента.

Дані табл. 3 демонструють суттєве підвищення якості розрізнення двох різних об'єктів. Так, наприклад, найменше з можливих значень міри подібності при 8-бітовому типі розбиття на фрагменти (0,05111) перевищує найбільше з можливих значень міри подібності при 4-бітовому типі розбиття (0,03248).

Аналіз табл. 4 показує, що для різної кількості бітів у фрагменті спостерігається наявність значущої статистичної відмінності між описами двох об'єктів, візуально досить схожих між собою, що в черговий раз підтверджує доцільність ідеї щодо блочного подання даних дескрипторів ключових точок їх зображення. Зауважимо, що, як видно із табл. 4, навіть зменшення довжин послідовностей вигляду (9) при відповідному збільшенні довжини фрагментів демонструє значущу відмінність цих послідовностей, що, в свою чергу, є підтвердженням розрізненості досліджуваних об'єктів.

Як видно із табл. 5, розрахунки за z-критерієм є ще одним свідченням щодо встановлення значимих відмінностей об'єктів, які реально є різними, а якість розрізнення зростає при збільшенні параметра кількості бітів у фрагменті.

ВИСНОВКИ

Вживання класичних статистичних критеріїв для аналізу емпіричних даних у вигляді структурних описів зображень дає можливість під різними кутами зору визначити добротність побудованого простору ознак задля розрізнення візуальних об'єктів при їх розпізнаванні у системах комп'ютерного зору. Впровадження моделі блочного подання та статистичного аналізу для дескрипторів ключових ознак сприяє підвищенню ефективності процесу розпізнавання об'єктів, що підтверджується покращенням рівня розрізнення при зростанні розміру фрагменту у ланцюжковій структурі опису.

Застосування різноманіття статистичних критеріїв дало ідентичні висновки про значущість відмінностей описів візуальних об'єктів, що підкреслює об'єктивність проведеного дослідження.

Наукову новизну дослідження складає удосконалення та статистичне обґрунтування моделей прийняття класифікаційних рішень на основі обчислення релевантності описів об'єктів із блочним поданням дескрипторів ключових точок зображень.

Практична значущість роботи полягає у підтвердженні доцільності запровадження блочної структури для дескрипторного опису об'єкта як ефективного підходу для вирішення задач розпізнавання на прикладах зображень у системах комп'ютерного зору.

Перспективи дослідження пов'язані із застосуванням інтелектуальних процедур класифікації на підставі рішень системи блоків оброблюваних даних структурних описів. Іншим напрямком може бути впровадження апарату інтелектуального аналізу задля виявлення прихованих закономірностей чи знань у наявних описах візуальних об'єктів.

ПОДЯКИ

Робота виконана в рамках держбюджетної НДР Харківського національного університету радіоелектроніки «Розробка гібридних систем і методів обчислювального інтелекту для обробки потоків нечіткої інформації в умовах нестаціонарності та невизначеності» (номер держ. реєстрації 0116U002539).

ЛІТЕРАТУРА

1. Гороховатский В. А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении / В. А. Гороховатский. – Х.: Компания СМІТ, 2014. – 316 с.
2. Гороховатский В. А. Структурное распознавание изображений с применением моделей интеллектуальной обработки и самоорганизации признаков / В. А. Гороховатский, А. В. Гороховатский, А. Е. Берестов-

ский // Радиоэлектроника, информатика, управление. – 2016. – №3 (38). – С. 39–46.

3. Gorokhovatsky V. O. Efficient Estimation of Visual Object Relevance during Recognition through their Vector Descriptions / V. O. Gorokhovatsky // Telecommunications and Radio Engineering. – 2016. – № 75 (14). – P. 1271–1283. DOI: 10.1615/Telecomrade Eng.v75.i14.40.

4. Gorokhovatsky V. O. Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions / V. O. Gorokhovatsky, S. V. Gadetska // Telecommunications and Radio Engineering. – 2019. – № 78 (3). – P. 211–220. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i3.20.

5. Leutenegger S. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints / S. Leutenegger, M. Chli, R. Y. Siegwart // Computer Vision (ICCV). – 2011. – P. 2548 – 2555. DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126542.

6. Гороховатський В. О. Статистичні розподіли та ланцюжкове подання даних при визначенні релевантності структурних описів візуальних об'єктів / В. О. Гороховатський, С. В. Гадецька, Р. П. Пономаренко // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2018. – № 6 (52). – С. 87–92. DOI: 10.26906/SUNZ.2018.6.087.

7. Gadetska S. V. Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods / S. V. Gadetska, V. O. Gorokhovatsky // Telecommunications and Radio Engineering. – 2018. – Vol. 77 (12). – P. 1041–1053. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v77.i12.30.

8. Gorokhovatskyi V. Classification of Images of Visual Objects Based on Statistical Relevance Measures of Their Structural Descriptions / V. Gorokhovatskyi, S. Gadetska // Proc. the IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT'2018), September 11-14, 2018. – P. 68 – 71. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2018.8526727.

9. Porter F. Testing Consistency of Two Histograms. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/1917663_Testing_Consistency_of_Two_Histograms.

10. Renyi A. On measures of entropy and information. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://l.academicdirect.org/Horticulture/GAs/Refs/Renyi_1961.pdf.

11. Alfred O. Alpha-Divergence for Classification, Indexing and Retrieval. [Електронний ресурс]. – Режим доступу:

https://pdfs.semanticscholar.org/c5fd/0dbd41a6b1ed8d78d595ad02fcabd44666cc.pdf?_ga=2.24150137.2123089777.1551138070-1581667237.1550924667.

12. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 367с.

13. Вадзинский Р. Статистические вычисления в среде EXCEL. Библиотека пользователя / Р. Вадзинский. – СПб.: Питер, 2008. – 608 с.

14. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика / В. Е. Гмурман. – М.: Высш. шк., 2004. –479 с.
15. OpenCV Open Source Computer Vision.[Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.opencv.org/master/index.html>.

Received 00.00.2019.
Accepted 00.00.2019.

УДК 004.932.2:004.93'1

ИЗУЧЕНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВ МОДЕЛИ БЛОЧНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ДЛЯ МНОЖЕСТВА ДЕСКРИПТОРОВ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК ИЗОБРАЖЕНИЙ

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

Гадецкая С. В., канд. физ.-мат. наук, доцент, заведующий кафедрой информационных технологий, Харьковский образовательно-научный институт государственного высшего учебного заведения «Университет банковского дела», Харьков, Украина.

Стяглик Н. И., канд. пед. наук, доцент кафедры информационных технологий, Харьковский образовательно-научный институт государственного высшего учебного заведения «Университет банковского дела», Харьков, Украина

АННОТАЦИЯ

Актуальность. Многомерная природа обрабатываемых данных в современных системах компьютерного зрения требует новых подходов к построению результативных пространств признаков, упрощающих обработку за счет обобщения имеющейся информации. Структурные методы распознавания изображений используют описания визуальных объектов в виде наборов дескрипторов ключевых точек как множества числовых векторов высокой размерности. Основным инструментом снижения размерности выступает представление данных в виде системы их блоков и статистическое исследование таких структур данных, которое в аспекте распознавания должно отображать обобщенные свойства объекта как совокупности его фрагментов. В связи с этим возникает проблема изучения особенностей прикладного применения и характеристик модели блочного представления в аспекте ее использования для определения релевантности описаний и классификации данных в пределах базы эталонных изображений.

Цель работы. Осуществление статистического оценивания значимости принятия классификационных решений на основе вычисления релевантности описаний объектов для модели блочного представления данных дескрипторов ключевых точек изображений.

Метод. Предложены способы различения описаний на основе модели блочного представления данных дескрипторов ключевых точек изображений с использованием критериев математической статистики и инструментария теории информации.

Результаты. Главным результатом статьи является подтверждение того, что употребление классических статистических критериев для анализа эмпирических данных в виде структурных описаний изображений дает возможность определить качество построенного пространства признаков, достаточное для различения визуальных объектов при их распознавании в системах компьютерного зрения. Внедрение модели блочного представления и статистического анализа для значений дескрипторов ключевых признаков изображений способствует повышению эффективности процесса распознавания визуальных объектов, что подтверждается улучшением уровня различия при увеличении размера фрагмента в построенной цепной структуре описания.

Выводы. Применение многообразия статистических критериев дало идентичный вывод о значимости различий эмпирических описаний визуальных объектов в построенном пространстве признаков, что подчеркивает объективность проведенного исследования. Внедренная модель блочного представления данных сохраняет различающие свойства структурного описания с эффектом существенного улучшения быстродействия принятия классификационного решения.

Научную новизну исследования составляет усовершенствование и статистическое обоснование моделей принятия решения по распознаванию визуальных объектов на основе вычисления релевантности их описаний относительно эталонов с использованием блочного представления дескрипторов ключевых точек изображений.

Практическая значимость работы заключается в подтверждении целесообразности введения блочной структуры для дескрипторного описания объекта как эффективного подхода к решению задачи распознавания на примерах изображений для внедрения в системах компьютерного зрения.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: компьютерное зрение, структурное распознавание изображений, множество ключевых точек, дескрипторы BRISK, релевантность описаний, блочное представление, статистическое распределение, критерий хи-квадрат, расхождение Реньи, критерий знаков, значимость различия описаний.

UDC 004.932.2:004.93'1

THE STUDY OF STATISTICAL PROPERTIES OF THE MODEL BLOCK REPRESENTATION FOR SET OF DESCRIPTORS OF KEY POINTS OF IMAGES

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

Gadetska S. V., PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor, Head of the Department of Information Technologies, Kharkiv Educational and Scientific Institute of SHEI "Banking University", Kharkiv, Ukraine.

Stiahlyk N. I., PhD in Pedagogical Sciences, Associate Professor of the Department of Information Technologies, Kharkiv Educational and Scientific Institute of SHEI "Banking University", Kharkiv, Ukraine.

ABSTRACT

Context. The multidimensional nature of the processed data in modern computer vision systems requires new approaches to the construction of effective feature spaces that simplify processing by summarizing the available information. Structural methods of image recognition use descriptions of visual objects in the form of sets of key point descriptors as sets of numerical vectors of high dimension. The main tool for reducing the dimension is the presentation of data in the form of a system of their blocks and a statistical study of such data structures, which in terms of recognition should display the generalized properties of an object as a set of its fragments. In this connection, there is problem of studying the features of the applied application and the characteristics of the block representation model in the aspect of its use to determine the relevance of descriptions and classify data within the base of reference images.

Objective. Perform statistical estimation of the importance of making classification decisions on the basis of the calculation of the relevance of object descriptions for the model of block representation of descriptors of key points of images.

Method. Methods are proposed for distinguishing descriptions based on the application of the block representation model of the data descriptors of key points of images using the criteria of mathematical statistics and information theory tools.

Results. The main result of the article is the confirmation that the use of classical statistical criteria for analyzing empirical data in the form of structural descriptions of images makes it possible to determine the quality factor of the constructed feature space for distinguishing visual objects when they are recognized in computer vision systems. The introduction of the block representation model and statistical analysis for the values of descriptors of key features of images contributes to the efficiency of the process of recognizing visual objects, which is confirmed by the improvement in the level of difference by increasing the fragment size in the constructed description chain structure.

Conclusions. The use of a variety of statistical criteria gave an identical effect on the significance of the differences in the empirical descriptions of visual objects in the constructed feature space, which underlines the objectivity of the study. The implemented model of block representation of data retains the distinguishing properties of a structural description with the effect of a significant improvement in the speed of classification decision making.

The scientific novelty of the study is the improvement and statistical substantiation of models for making decisions about the class of visual objects based on the calculation of the relevance of their descriptions with references using a block representation of descriptors of key points of images.

The practical significance of the work is confirming the advisability of introducing a block structure for the block description of an object as an effective approach to solving the problem of recognition with examples of images for implementation in computer vision systems.

KEYWORDS: computer vision, structural image recognition, multiple key points, BRISK descriptors, descriptive relevance, block representation, statistical distribution, chi-square test, Renyi divergence, sign criterion, significance of the difference of descriptions.

REFERENCES

1. Gorohovatskij V. A. Strukturnyj analiz i intellektual'naja obrabotka dannyh v komp'yuternom zrenii / V. A. Gorohovatskij. – H.: Kompanija SMIT, 2014. – 316 s.
2. Gorohovatskij V. A. Strukturnoe raspoznavanie izobrazhenij s primeneniem modelej intellektual'noj obrabotki i samoorganizacii priznakov / V. A. Gorohovatskij, A. V. Gorohovatskij, A. E. Berestovskij // Radioelektronika, informatika, upravlenie. – 2016. – №3 (38). – C. 39–46.
3. Gorokhovatsky V.A. Efficient Estimation of Visual Object Relevance during Recognition through their Vector Descriptions / V.A. Gorokhovatsky // Telecommunications and Radio Engineering. – 2016, Vol. 75, No 14. – pp. 1271–1283.
4. Gorokhovatsky V. O. and Gadetska, S. V., (2019) Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions, Telecommunications and Radio Engineering, 78 (3), pp. 211–220.
5. Stefan Leutenegger, Margarita Chli, Roland Y. Siegwart. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Key-points. – Computer Vision (ICCV), pp. 2548 – 2555, 2011.
6. Gorohovats'kyj V. O. Statystychni rozpodily ta lancjuzhkovye podannja danyh pry vyznachenni relevantnosti strukturnyh opysiv vizual'nyh ob'ektiv / V. O. Gorohovats'kyj, S. V. Gadec'ka, R. P. Ponomarenko // Systemy upravlinnja, navigacii ta zv'jazku. – 2018. – № 6 (52). – C. 87–92. DOI: 10.26906/SUNZ.2018.6.087
7. Gadetska S. V. Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods / S. V. Gadetska, V. O. Gorokhovatsky // Telecommunications and Radio Engineering. – 2018, Vol. 77 (12), pp. 1041–1053.
8. Gorokhovatskyi V. Classification of Images of Visual Objects Based on Statistical Relevance Measures of Their Structural Descriptions / Gorokhovatskyi Volodymyr, Gadetska Svitlana // Proc. the IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT2018), 11-14 September 2018, Lviv, Ukraine, pp. 68 – 71.
9. Porter F. Testing Consistency of Two Histograms. [Electronic resource]. – Access mode: https://www.researchgate.net/publication/1917663_Testing_Consistency_of_Two_Histograms.
10. Renyi A. On measures of entropy and information. [Electronic resource]. – Access mode: http://l.academidirect.org/Horticulture/GAs/Refs/Renyi_1961.pdf.
11. Alfred O. Hero, Bing Ma, Olivier Michel, John Gor-man. Alpha-Divergence for Classification, Indexing and Retrieval. [Electronic resource]. – Access mode: https://pdfs.semanticscholar.org/c5fd/0dbd41a6b1ed8d78d595ad02fcabd44666cc.pdf?_ga=2.24150137.2123089777.1551138070-1581667237.1550924667.

12. Fukunaga K. Vvedenie v statisticheskiju teoriju raspoznavanija obrazov / K. Fukunaga. – M.: Nauka, 1979. – 367s
13. Vadzinskij R. Statisticheskie vychislenija v srede EXCEL. Biblioteka pol'zovatelja / R. Vadzinskij. – SPb.: Piter, 2008. – 608 s.
14. Gmurman V. E. Teorija verojatnostej i matematiche-skaja statistika / V. E. Gmurman. – M.: Vyssh. shk, 2004. –479 s.
15. OpenCV Open Source Computer Vision. [Electronic resource]. – Access mode: <https://docs.opencv.org/master/index.html>