УДК 004.932.2:004.93'1 **doi: 10.26906/SUNZ.2018.4.062**

С. В. Гадецька[1], В. О. Гороховатський[2]

[1] Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна
[2] Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ СТАТИСТИЧНИХ МІР РЕЛЕВАНТНОСТІ ДЛЯ ВЕКТОРНИХ СТРУКТУРНИХ ОПИСІВ ОБ'ЄКТІВ У ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Вирішується задача класифікації зображень у просторі ознак дескрипторів особливих точок з поданням опису у кластерному виді і використанням статистичних мір для обчислення релевантності описів. Проведено аналіз особливостей застосування статистичного та метричного класифікаторів при визначенні рівня релевантності структурних описів. Виконано порівняння характеристик мір релевантності на розрахункових прикладах. Запропоновано використання розходження Кульбака-Лейблера як універсальної і ефективної міри для задачі класифікації. Підтверджена результативність запропонованого підходу для прикладних баз зображень. **Наукова новизна** дослідження полягає у розвиненні методу структурного розпізнавання зображень на основі кластерного опису множини дескрипторів особливих точок шляхом застосування апарату статистичних мір для визначення релевантності аналізованих та еталонних даних і побудови класифікаційних висновків у просторі кластер – еталон. **Практична значущість роботи** – отримання прикладних розрахункових моделей для застосування методів класифікації і підтвердження їх результативності в конкретних прикладах базах зображень.

Ключові слова: комп'ютерний зір, структурне розпізнавання, дескриптори особливих точок зображення, кластерне подання опису, статистична міра релевантності, баєсовський класифікатор, метричний класифікатор, розходження Кульбака-Лейблера.

Вступ

У системах комп'ютерного зору набули поширення структурні методи розпізнавання, що базуються на описах зображень у вигляді множини особливих (характерних, ключових) точок [1-4]. У процесі їх застосування для візуального об'єкту формують множину векторів – дескрипторів особливих точок (ОТ) зображення, а потім здійснюють порівняння отриманого опису з набором еталонів. Класифікація чиниться шляхом оптимізації значень міри релевантності (подібності, відповідності) розпізнаваного опису серед зразків.

Новим кроком в розвиненні та покращенні результативності структурних методів є перехід від опису як множини ОТ до векторного подання у виді кортежу цілих чисел [4, 5]. Ця трансформація без зниження показника ефективності значно підвищує швидкодію класифікації, так як замість порівняння множин тепер обчислюється векторна міра подібності.

Одним із засобів побудови векторного подання є виконання кластеризації для множини дескрипторів бази зображень, в межах якої здійснюється класифікація. У такому випадку отриманий вектор опису зображення містить кількості дескрипторів, віднесених до відповідного кластеру.

Набір кластерів втілює розбиття простору ознак як множини дескрипторів ОТ, а центри створених кластерів є опорними точками для розпізнавання [4, 5, 17].

Зважаючи на те, що сенс кластерного подання для структурного опису зображення по суті є розподіл точок множини по кортежу її базових центрів, доцільно для визначення міри релевантності описів використати апарат статистичного підходу, що базується на порівнянні даних у вигляді сукупності ймовірнісних характеристик [6]. Це може сприяти чіткішому розрізненню об'єктів за їх описами та виявити глибинні закономірності зв'язку між ними, так як ймовірнісне подання має більш загальну природу.

Мета роботи – синтез структурного методу класифікації зображень у просторі ознак дескрипторів особливих точок з поданням опису у кластерному виді і використанням статистичних мір для обчислення релевантності описів.

Задачі дослідження полягають у вивченні особливостей застосування статистичного та метричного класифікаторів при визначенні рівня релевантності структурних описів візуальних об'єктів, аналізі та порівнянні характеристик відповідних мір релевантності на розрахункових прикладах, оцінюванні результативності запропонованого методу класифікації для даних з прикладних баз зображень.

1. Формальна постановка задачі класифікації

Класифікацією назвемо відображення $\mathrm{K}:\{O\} \to \{1,...,J\}$ множини описів об'єктів $\{O\}$ в скінченну множину номерів еталонів $\{1,...,J\}$, що здійснюється шляхом встановлення еквівалентності опису $O=\{o_l\}$ невідомого візуального об'єкта з одним із елементів еталонної множини $Z=\{Z^j\}_{j=1}^{J}$. Опис $O \subseteq R^n$ – це множина числових векторів (дескрипторів ОТ) розмірності n. Кожний опис, включаючи описи еталонів Z^j, шляхом кластерної трансформації подано цілочисельним вектором

$$h[Z^j]=\left(h_1[Z^j], h_2[Z^j],...,h_i[Z^j],...,h_k[Z^j]\right), \quad (1)$$

де k – кількість кластерів, $h_i[Z^j]$ – кількість елементів множини Z^j, $j=1,...,J$, що потрапила до кластеру з номером $i = 1,...,k$. Наряду з описом (1) маємо на увазі також його нормоване подання

$$h^*[Z^j] = \left(h_1^*[Z^j], h_2^*[Z^j], ..., h_i^*[Z^j], ..., h_k^*[Z^j]\right), \quad (2)$$

де $h_i^*[Z^j] = h_i[Z^j] / \sum_{i=1}^{k} h_i[Z^j]$, а $\sum_{i=1}^{k} h_i^*[Z^j] = 1$.

Класифікацію будемо базувати на порівнянні векторів (1) або їх нормованого подання (2) шляхом обчислення деякої міри $\Lambda(\mathrm{h[O]}, \mathrm{h[Z}^j])$ релевантності та пошуку номера класу v для об'єкта O оптимізацією

$$v = \arg \underset{j=1,...,J}{\mathrm{opt}} \Lambda(\mathrm{h[O]}, \mathrm{h[Z}^j]). \quad (3)$$

Будемо зважати на те, що при формуванні описів завжди можна добитися еквівалентного числа елементів кожного з них: $\sum_i h_i = H$, де H – фіксована потужність множини елементів опису. Ця домовленість сприяє важливій умові рівноцінності описів при прийнятті рішення в (3).

2. Обстеження можливості класифікації на підставі статистичних мір релевантності

Загальновідомо [7], що задача класифікації у векторному просторі може бути вирішена потужними засобами математичної статистики, призначення якої як раз і полягає у добуванні якомога більш повної інформації про аналізовані явища, виходячи зі обмеженого обсягу даних спостережень. Зауважимо [2, 8, 9], що існує два принципово різних підходи статистичного оцінювання – баєсовський і частотний (зокрема, метричний). Перший інтерпретує випадковість як міру незнання, що закладено в ідеї переходу від апріорних знань до апостеріорних з урахуванням здійснених спостережень. Другий розглядає випадковість як об'єктивну невизначеність і спирається виключно на наявні спостереження, як правило, на частоти появи досліджуваних подій, отже, не пов'язаний ні з якими апріорними припущеннями щодо розподілу досліджуваних величин.

Кожний із зазначених підходів може бути підвалиною для побудови мір релевантності для векторних описів об'єктів. Ці міри для класифікації зображень мають певні особливості, зокрема, як переваги, так і окремі недоліки, що потребує осмислення і докладного аналізу із тестуванням.

2.1. Баєсовський класифікатор.

Одним із способів, що базуються на статистичних характеристиках даних, є апарат баєсовської теорії прийняття рішень [2, 8, 10]. Обчислення апостеріорних ймовірностей віднесення опису візуального об'єкта до множини еталонів є підставою для безпосереднього здійснення класифікації.

Основна ідея застосування математичного апарату Баєса полягає у ідентифікації аналізованого об'єкту з еталоном, що має найбільше значення апостеріорної ймовірності. Виходячи з кластерних описів еталонів $Z = \{Z^j\}_{j=1}^J$ і об'єкта $O = \{o_l\}$, за формулою Баєса обчислюємо апостеріорні ймовірності $P\left(Z^j/O\right)$ належності об'єкта до кожного з описів Z^j:

$$P\left(Z^j/O\right) = \frac{P\left(O/Z^j\right) \cdot P\left(Z^j\right)}{\sum_{j=1}^{J} P\left(O/Z^j\right) \cdot P\left(Z^j\right)}, \quad (4)$$

де $P\left(O/Z^j\right)$ – апріорна ймовірність належності об'єкта до еталону Z^j, $P\left(Z^j\right)$ – апріорна ймовірність появи еталону Z^j (для спрощення вважаємо $P\left(Z^j\right) = 1/J$).

Дискретний характер задачі призводить до обчислення набору ймовірностей узагальненого гіпергеометричного розподілу [11]:

$$P\left(O/Z^j\right) = \prod_{i=1}^{k} C_{h_i[Z^j]}^{h_i[O]} / C_H^s, \quad (5)$$

де $s = \sum_{i=1}^{k} h_i[O]$ – потужність множини елементів опису об'єкту.

Зауважимо, що формула (5) має сенс лише для невід'ємних цілих значень параметрів, які задовольняють умовам:

$$h_i[O] \le h_i[Z^j], \ s \le H, \ i = 1,...,k, \ j = 1,...,J. \quad (6)$$

Обмеження (6) у практичних розрахунках потребують певного коригування даних, яке можна здійснювати шляхом пропорційного змінювання характеристик об'єкта. Коригування подання об'єкта при невиконанні обмежень (6) пропонуємо здійснювати з округленням результату до цілого числа за допомогою коефіцієнта $\lambda_{кор}^j$ за формулою:

$$h_i'[O] = \lambda_{кор}^j \cdot h_i[O], \ i = 1,...,k, \ j = 1,...,J.$$

Розрахунок здійснюємо для еталонів Z^j, де порушено умови (6). Об'єкт підходить до класу $v \in \{1,...,J\}$ за правилом баєсовського класифікатора

$$v = \arg \max_{j=1,...,J} P\left(Z_j/O\right), \quad (7)$$

що є реалізацією оптимізаційної процедури загального вигляду (3).

Зауважимо, що наведений метод класифікації є оптимальним у сенсі найменшої в середньому ймовірності помилки класифікації [10, 12].

2.2. Метричні класифікатори.

Частотні підходи нерідко називають метричними [2, 7-9], навіть якщо міра Λ в (3) не задовольняє аксіомам метрики.

Метричний класифікатор відносить досліджуваний об'єкт до еталону, міра подібності якого виявилася оптимальною. При цьому додатково здійснюють перевірку значущості отриманого мінімуму релевантності відповідно до встановленого порогу [1].

Найпростішою з таких мір є евклідова, що обчислює відстані між описами об'єкту і еталонної множини, після чого об'єкт відносять до еталону, відстань до якого виявилася найменшою. Евклідова відстань ефективно використовується у випадках достатньої відмінності еталонів між собою, і часто демонструє нечутливість до варіативності даних у інших ситуаціях.

Останнього часу дослідники методів розпізнавання зображень зосереджують увагу на мірі «розходження Кульбака-Лейблера» [6, 13, 14]. Цю міру D_{KL} для нашої задачі можна інтерпретувати як значення середньої інформації щодо відмінності об'єкту O від еталону Z^j [7]:

$$D_{KL}(O \parallel Z^j) = \sum_{i=1}^{k} h_i^*[O] \ln \frac{h_i^*[O]}{h_i^*[Z^J]}, \tag{8}$$

де $h_i^*[O],\ h_i^*[Z^J],\ i=1,...,k,\ j=1,...,J,$ – елементи нормованих описів (2).

Для прояснення сутності міри (8) наведемо базові теоретичні міркування, що обґрунтовують її застосування для класифікації [7]. Обчислимо апостеріорні ймовірності $P\left(Z_j / O\right)$ за формулою Баєса (4), зокрема, для $j=1,\ j=2$ маємо:

$$\frac{P\left(Z^1/O\right)}{P\left(Z^2/O\right)} = \frac{P\left(O/Z^1\right)\cdot P\left(Z^1\right)}{P\left(O/Z^2\right)\cdot P\left(Z^2\right)}. \tag{9}$$

Після логарифмування обох частин (9)

$$\ln\frac{P\left(O/Z^1\right)}{P\left(O/Z^2\right)} = \ln\frac{P\left(Z^1/O\right)}{P\left(Z^2/O\right)} - \ln\frac{P\left(Z^1\right)}{P\left(Z^2\right)}. \tag{10}$$

Інтерпретація (10) при порівнянні двох еталонів виглядає так [7]:

1) це різниця між логарифмами шансів належності об'єкту до Z^1 та Z^2 до та після спостережень на користь еталону Z^1, її можна розглядати як інформацію, отриману в результаті спостереження;

2) це логарифм відношення правдоподібності, що трактується як інформація щодо об'єкту О для його розрізнення на користь Z^1 проти Z^2;

3) це критерій прийняття рішення, який полягає в обранні еталону, для якого логарифм відношення апостеріорної ймовірності до апріорної є більшим.

Наприклад, якщо вираз (10) приймає невід'ємне значення,

$$\ln\frac{P\left(Z^1/O\right)}{P\left(Z^2/O\right)} \ge \ln\frac{P\left(Z^1\right)}{P\left(Z^2\right)},$$

то маємо нерівність

$$\ln\frac{P\left(Z^1/O\right)}{P\left(Z^1\right)} \ge \ln\frac{P\left(Z^2/O\right)}{P\left(Z^2\right)},$$

яка означає порівняння значень логарифма відношення апостеріорної ймовірності до апріорної на користь еталону Z^1.

Розглянемо тепер дискретну випадкову величину, яка приймає значення логарифма відношення правдоподібності (10), виходячи з нормованих кластерних розподілів об'єкту і еталону. Ліва частина (10) приймає вигляд $\ln h_i^*[O] \big/ h_i^*[Z^j],\ i=1,...,k$, що можна розуміти як інформацію щодо об'єкту O на предмет його відмінності від еталону Z^1. Будемо вважати, що така випадкова величина приймає вказані значення з відповідними ймовірностями (частотою) $h_i^*[O],\ i=1,...,k.$ Обчислення її математичного сподівання приводить до виразу (8) розходження Кульбака-Лейблера, і може інтерпретуватися як середня інформація щодо розрізнення об'єкту від еталону, або як середня величина втрат інформації при віднесенні об'єкта O до еталона Z^1.

Міра (8) не є метрикою, оскільки не задовольняє аксіомам симетричності та нерівності трикутника, та є невід'ємною, причому рівність нулю має місце тоді і лише тоді, коли $h_i^*[O] = h_i^*[Z^j],\ i=1,...,k$ [7, 15].

Міру виду (8) можна впевнено вважати доцільною для застосування в задачі розпізнавання, оскільки базовий метод математичної статистики, що дає оцінку параметрів розподілу, – метод максимальної правдоподібності – приводить до вибору розподілу (тобто до еталону), що знаходиться на мінімальній відстані (8) від реального, але невідомого розподілу об'єкта [16]..

3. Порівняльний аналіз прикладних властивостей мір релевантності

Зауважимо, що сенс застосування розглянутих статистичних мір релевантності у задачах класифікації потребує розуміння як їх порівняльних переваг, так і окремих недоліків, вузьких місць і обмежень, що можуть бути пов'язані із специфікою аналізованих даних.

Наведемо найбільш вагомі, на наш погляд, особливості вказаних мір з точки зору практичного застосування моделі оптимізаційного класифікатора (3). Наголос на прикладних аспектах дає підстави підкріплювати наведені нижче міркування відповідними прикладами.

Евклідова метрика є однією з найбільш вживаних мір подібності [4, 9, 10], до переваг якої можна віднести простоту розрахунків і прозорість висновків. Однак практичний досвід показує, що вона недостатньо чутлива щодо варіативності даних. Продемонструємо це за допомогою прикладу. Нехай опис об'єкту O і еталонів Z^1, Z^2 характеризується даними табл. 1, 2.

Таблиця 1. **Кластерні подання O, Z^1, Z^2**

	Кластер		
	M_1	M_2	M_3
O	5	3	2
Z^1	8	8	4
Z^2	12	6	2

Таблиця 2. **Нормовані подання O, Z^1, Z^2**

	Кластер		
	M_1	M_2	M_3
O	0,5	0,3	0,2
Z^1	0,4	0,4	0,2
Z^2	0,6	0,3	0,1

Обчислимо евклідову відстань (E) між об'єктом і еталонами, розходження Кульбака-Лейблера (D_{KL}) еталонів та об'єкта, а також апостеріорні ймовірності (P) віднесення об'єкта до еталонів (табл. 3).

Таблиця 3. **Значення мір релевантності**

	E	D_{KL}	P
Z^1	0,141	0,025	0,543
Z^2	0,141	0,047	0,457

Як бачимо з табл. 3, в той час як евклідова відстань між об'єктом і еталонами однакова, значення інших мір свідчать про перевагу еталону Z^1.

Наведений приклад демонструє переважаючу чутливість баєсовського класифікатора і розходження Кульбака-Лейблера у порівнянні із евклідовою метрикою, що підкреслює важливість вибору адекватної міри релевантності.

Аналіз особливостей практичного застосування цих двох мір релевантності виконаємо, спираючись на приклад опису 4-х еталонів в поданні із 10-ти кластерів за даними роботи [4] (табл. 4, 5).

Таблиця 4. ***Кластерні подання бази $Z = \{Z_j\}^4_{j=1}$***

	Еталон	Z^1	Z^2	Z^3	Z^4
Кластер	M_1	7	8	15	10
	M_2	9	11	7	8
	M_3	9	8	3	8
	M_4	9	16	13	13
	M_5	14	3	9	13
	M_6	15	14	18	12
	M_7	6	13	7	7
	M_8	11	9	8	11
	M_9	11	11	11	11
	M_{10}	9	7	9	7

Таблиця 5. **Нормовані кластерні подання бази**

	Еталон	Z^1	Z^2	Z^3	Z^4
Кластер	M_1	0,07	0,08	0,15	0,1
	M_2	0,09	0,11	0,07	0,08
	M_3	0,09	0,08	0,03	0,08
	M_4	0,09	0,16	0,13	0,13
	M_5	0,14	0,03	0,09	0,13
	M_6	0,15	0,14	0,18	0,12
	M_7	0,06	0,13	0,07	0,07
	M_8	0,11	0,09	0,08	0,11
	M_9	0,11	0,11	0,11	0,11
	M_{10}	0,09	0,07	0,09	0,07

Результати обчислення мір релевантності об'єктів, в якості яких взято еталони, наведено в табл. 6.

Таблиця 6. **Значення мір релевантності за даними табл. 4**

Еталон	Об'єкт					
	Z^1			Z^2		
	E	D_{KL}	P	E	D_{KL}	P
Z^1	0	0	0,9999993546	0,15	0,124382	0,0000000003
Z^2	0,15	0,155722	0,0000004986	0	0	0,9999999782
Z^3	0,13	0,095338	0,0000000796	0,14	0,116459	0,0000000201
Z^4	0,01	0,020354	0,0000000672	0,13	0,090406	0,0000000014
Еталон	**Об'єкт**					
	Z^3			Z^4		
	E	D_{KL}	P	E	D_{KL}	P
Z^1	0,13	0,089942	0,0000000026	0,01	0,021414	0,0000001508
Z^2	0,14	0,120209	0,0000000346	0,13	0,120712	0,0000008228
Z^3	0	0	0,9999999627	0,11	0,065189	0,0000005001
Z^4	0,11	0,059078	0,0000000001	0	0	0,9999985263

Порівняння чисельних значень табл. 6 свідчить про позитивний результат усіх аналізованих мір щодо правильного прийняття рішення в межах бази еталонів, високу точність розпізнавання баєсовського класифікатора, що підтверджується суттєвими відмінностями розрахованих значень апостеріорних ймовірностей, а також приблизно однакову чутливість до відхилення значень евклідової відстані та розходження Кульбака-Лейблера.

Аналіз загальних теоретичних підходів, а також окремих кількісних розрахунків дає підстави стверджувати про ряд недоліків практичного застосування баєсовського класифікатора, серед яких – необхідність здійснювати громіздкі обчислення над ненормованими даними, деяка втрата точності через потребу коригування структурних описів об'єктів, а також виконання інших обмежень згідно умов (6).

У той самий час розходження Кульбака-Лейблера, хоча і не є метрикою в класичному розумінні, має перелік вагомих переваг практичного характеру, що свідчать на користь цієї міри, до яких, в першу чергу, відноситься використання нормованих даних при відсутності обмеження щодо типу розподілу спостережень, що передбачається невідомим.

При цьому вимога відсутності нульових значень в структурних описах еталонів (що випливає з (8)) може бути задоволена за рахунок коригування опису об'єкта або укрупненням кластерного розподілу.

Розглянемо ще один важливий приклад кластерного опису 5-ти еталонів в поданні із 5-ти кластерів за даними табл. 7 [17]. Він відрізняється тим, що число кластерів встановлено рівним кількості еталонів, а також суттєвим перевищенням у поданні числа елементів «свого» зразка, що дає можливість напряму класифікувати ОТ до еталонного класу.

Таблиця 7. **Кластерні подання еталонної бази $Z = \{Z_j\}_{j=1}^{5}$**

	Кластер				
Еталон	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5
Z^1	26	2	4	9	10
Z^2	9	32	7	1	2
Z^3	9	11	25	4	2
Z^4	5	4	7	30	5
Z^5	9	2	2	12	26

Особливість наведеного прикладу полягає у вдалому кластерному представленні, коли факт розрізнення еталонів між собою відображений навіть у очевидній розрізненості їх структурних елементів.

Специфічність даних зумовлює особливі підходи при класифікації, що, в першу чергу, проявляється в унеможливленні застосування тут баєсовського класифікатора, оскільки через зосередженість основної кількості ОТ в одному кластері кожного з еталонів практично неможливим є коригування об'єкту відповідно до умов (6).

Результати обчислення мір релевантності (евклідової та розходження Кульбака-Лейблера) об'єктів, в якості яких взято еталони, наведено у табл. 8.

Таблиця 8. **Значення мір подібності за даними табл. 7**

Еталон	Об'єкт									
	Z^1		Z^2		Z^3		Z^4		Z^5	
	E	D_{KL}	E	D_{KL}	E	D_{KL}	E	D_{KL}	E	D_{KL}
Z^1	0	0	0,71	1,52	0,59	0,95	0,60	0,61	0,46	0,34
Z^2	0,71	1,09	0	0	0,55	0,50	0,80	1,87	0,79	1,73
Z^3	0,59	0,79	0,55	0,46	0	0	0,64	0,96	0,69	1,40
Z^4	0,60	0,69	0,80	1,31	0,64	0,75	0	0	0,56	0,65
Z^5	0,46	0,35	0,79	1,76	0,69	1,42	0,56	0,55	0	0

Розглянутий приклад демонструє переважаючу чутливість до розрізнення саме розходження метрикою.

Так, евклідова відстань між першим і четвертим еталонами, дорівнює 0,60, і не залежить від того, який з них розглядається як досліджуваний об'єкт.

Однак розходження Кульбака-Лейблера еталону Z^4 відносно Z^1 як об'єкта, рівне 0,69, є більшим за розходження величиною 0,61 еталону Z^1 відносно Z^4 як об'єкта.

Тут розходження Кульбака-Лейблера показує більшу близькість об'єкта Z^1 до еталону Z^4, ніж евклідова відстань, в той час як числовий аналіз близькості об'єкта Z^1 до еталону Z^4 за допомогою обох мір подібності приводить до однакового результату.

Наведена особливість у результатах розрахунків пояснюється несиметричною природою розходження Кульбака-Лейблера, що має в своїй основі інший погляд на досліджуваний об'єкт із невідомим розподілом і на еталон, структурний опис якого, на відміну від об'єкту, вважається визначеним.

Отже, вказана відмінність є очікуваною, і може інтерпретуватися проявом більш тонкого розрізнення об'єктів засобами розходження Кульбака-Лейблера у порівнянні з евклідовою відстанню.

Відмітимо окремо надзвичайно важливий етап процесу класифікації, пов'язаний з пороговою верифікацією результатів, одержаних на підставі оптимізаційного класифікатора (3). Очевидно, що різна природа аналізованих мір релевантності обумовлює відмінні підходи до формування відповідних порогів, які визначаються рівнем розрізнення в конкретній базі еталонів і припустимим рівнем перешкод [4].

Так, баєсовський класифікатор потребує встановлення нижнього рівня для значення апостеріорної ймовірності.

Класифікатори на основі мір подібності передбачають неперевищення деякого порога для мінімуму відстані.

В свою чергу, розходження Кульбака-Лейблера припускає (через свою глибинну статистичну сутність) використання потужного апарату математичної статистики в розрізі перевірки відповідних статистичних гіпотез.

Так, наприклад, в [18] пропонується встановлення порогу

$$\rho = \frac{1}{2s}\chi^2_{k-1,1-\alpha},$$

призначеного для відмови від віднесення досліджуваного об'єкта до жодного з еталонів Z^j, $j=1,...,J$, якщо виконується умова

$$D_{KL}(O \,\|\, Z^j) \ge \rho,$$

де α – задана ймовірність помилки першого роду (ймовірність відхилення гіпотези про віднесення об'єкта до еталону за умови, що вона виявилася справедливою), $\chi^2_{k-1,1-\alpha}$ – критична точка розподілу χ^2 відповідно до числа ступенів свободи $k-1$ та рівня значущості $1-\alpha$.

В умовах наведеного прикладу за даними табл. 4 маємо

$$s=100,\ k=10,$$

звідки при α =0,05 одержуємо ρ =0,017.

Як бачимо з табл. 6, всі розраховані значення розходжень Кульбака-Лейблера еталонів вище отриманого порогу, що, зокрема, свідчить про значущу відмінність еталонів між собою.

Аналогічний результат одержуємо за даними табл. 7, де ρ =0,007, що менше усіх ненульових значень розходжень Кульбака-Лейблера (табл. 8).

Висновки

У роботі вирішується задача класифікації зображень з поданими у векторному виді описі, компоненти якого відображають ймовірнісні характеристики розподілу елементів зображення за фіксованою множиною опорних точок простору ознак.

Застосування для таких представлень статистичних підходів при обчисленні мір релевантності описів дає можливість не тільки покращити показники розрізнення за рахунок більшої чутливості застосованих статистичних мір, а також і здійснити верифікацією результатів, одержаних за допомогою оптимізаційного класифікатора.

Статистичне представлення відображає більш загальні властивості об'єкта та еталона, вважаючи їх відображення розподілом значень класифікаційних ознак.

Рекомендації за результатом дослідження – найбільш підходящою для нашої задачі класифікації є міра Кульбака-Лейблера, так як ця міра є чутливою до різноманіття кластерних подань та має універсальне застосування для довільного типу даних.

Наукова новизна дослідження полягає у розвиненні методу структурного розпізнавання зображень на основі кластерного опису множини дескрипторів особливих точок шляхом застосування апарату статистичних мір для визначення релевантності аналізованих та еталонних даних і побудови класифікаційних висновків у просторі кластер-еталон.

Практична значущість роботи – отримання прикладних розрахункових моделей для застосування методів класифікації і підтвердження їх результативності в конкретних прикладах базах зображень.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гороховатский В. А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении / В. А. Гороховатский. – Х.: Компания СМИТ, 2014. – 316 с.
2. Duda R. O. Pattern classification / Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. – 2ed., Wiley, 2000.–738 p.
3. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications / R. Szeliski. – London: Springer, 2010. – 979 p.
4. Гороховатский В. А. Исследование результативности структурных методов классификации изображений с применением кластерной модели данных / В. А. Гороховатский, Е. П. Путятин, В. С. Столяров // Радиоэлектроника, информатика, управление. – 2017. – №3 (42). – С. 78–85.
5. 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. – P. 1271–1283.
6. Ампилова Н. Б. Применение расхождения Реньи к анализу и классификации изображений. / Н. Б. Ампилова, В. Д. Сергеев, И. П. Соловьев. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://lib.herzen.spb.ru/media/magazines/contents/1/176/ampilova_176_35_44.pdf.

7. Кульбак С. Теория информации и статистика / С. Кульбак. – М.: Наука, 1967. – 408 с.
8. Айвазян С. А. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.
9. Гуров С. И. Как оценить надежность алгоритма классификации / С. И. Гуров // Таврический вестник информатики и математики. – Симферополь: КНЦ НАН Украины. – 2002, № 1. – С.27 – 56.
10. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений/ Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1070 с.
11. Феллер В. Введение в теорию вероятностей и ее приложения. Т. 1 / В. Феллер. – М.: Мир, 1984.– 528 с.
12. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. –367с.
13. Худов В. Г. Оцінка якості сегментування оптико-електронного зображення шляхом оцінки комплексних показників на відстані Кульбака-Лейблера / В. Г. Худов, О. М. Маковейчук, І. А. Хижняк // Системи обробки інформації. – 2017. – Випуск 4 (150). – С. 27 – 30.
14. Radu Stoica. Indexing and Retrieval in Multimedia Libraries Through Parametric Texture Modeling using the 2D Wold Decomposition. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://hal.inria.fr/inria00073085/document.
15. David J. C. MacKay. Information Theory, Inference, and Learning Algorithms. [Электронный ресурс]. – Режим доступа:http://www.inference.org.uk/itprnn/book.pdf.
16. Бочаров П. П. Теория вероятностей. Математическая статистика / П. П. Бочаров, А. В. Печинкин. – М.: ФИЗМАТГИЗ, 2005. – 296 с.
17. 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.
18. Савченко А. В. Распознавание изображений методом направленного перебора на основе принципа минимума информационного рассогласования / А. В. Савченко // Вестник Нижегородского университета им. Н. И. Лобачевского. – 2010. – №2. –С.211-216..

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Є. П. Путятін,
Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків
Received (Надійшла) 03.06.2018
Accepted for publication (Прийнята до друку) 01.08.2018

Применение статистических мер релевантности для векторных структурных описаний объектов в задаче классификации изображений

С. В. Гадецкая, В. А. Гороховатский

Решается задача классификации изображений в пространстве признаков дескрипторов особых точек с представлением описания в кластерном виде и использованием статистических мер для вычисления релевантности описаний. Проведен анализ особенностей применения статистического и метрического классификаторов при определении уровня релевантности структурных описаний. Выполнено сравнение характеристик мер релевантности на расчетных примерах. Предложено использование расхождения Кульбака-Лейблера как универсальной и эффективной меры для задачи классификации. Подтверждена результативность предложенного подхода для прикладных баз изображений. Научная новизна исследования заключается в развитые метода структурного распознавания изображений на основе кластерного описания множества дескрипторов особых точек путем применения аппарата статистических мер для определения релевантности анализируемых и эталонных данных и построения классификационных выводов в пространстве кластер - эталон. Практическая значимость работы - получение прикладных расчетных моделей для применения методов классификации и подтверждения их результативности в конкретных примерах базах изображений.

Ключевые слова: компьютерное зрение, структурное распознавание, дескрипторы особых точек изображения, кластерное представление описания, статистическая мера релевантности, байесовский классификатор, метрический классификатор, расхождение Кульбака-Лейблера.

Application of statistical relevance measures for vectoral structural descriptions of objects in image classification problem

S. Gadetska, V. Gorokhovatskyi

The problem of image classification in the space of attributes of descriptors of singular points is solved with representation of the description in cluster form and using of statistical measures to calculate relevance of descriptions. The analysis of specific application feature of statistical and metric classifiers in determining the level of relevance of structural descriptions is performed. Comparison of the characteristics of relevance measures on the calculated examples is performed. Kullback-Leibler divergence was proposed to use as a universal and effective measure for the classification problem. The effectiveness of the proposed approach for application image dataset was confirmed. The scientific novelty of the research is to develop the method of structural recognition of images based on the cluster description of the set of descriptors of special points by using the apparatus of statistical measures to determine the relevance of the analyzed and reference data and the construction of classifications in the space cluster - standard. Practical significance of work - to obtain applied calculation models for the application of classification methods and confirm their effectiveness in specific examples of image databases.

Keywords: computer vision, structural recognition, descriptors of special image points, cluster representation of description, statistical measure of relevance, Bayesian classifier, metric classifier, Kulbak-Leibler divergence.