

Problems of identification in information systems

УДК 004.932.2:004.93'1

doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2022.1.01>В. О. Гороховатський¹, Н. І. Стяглик², О. В. Жадан¹¹ Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна² ННІ Каразінський банківський інститут Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна, Харків, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ БАГАТОКОМПОНЕНТНОЇ МОДЕЛІ ДАНИХ ДЛЯ ОПИСІВ КЛАСІВ У ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Предметом досліджень статті є методи класифікації зображень за множиною дескрипторів ключових точок у системах комп'ютерного зору. Метою є підвищення ефективності класифікації шляхом впровадження багатокompонентної моделі даних на множині дескрипторів для бази еталонних образів. Застосовувані методи: детектор та дескриптори ORB, апарат теорії множин і векторного простору, метричні моделі визначення релевантності для множин багатовимірних векторів, елементи теорії ймовірностей, програмне моделювання. Отримані результати: розроблено модифікований метод класифікації зображень на основі впровадження багатокompонентної моделі для аналізу даних із системою центрів, визначено способи побудови множини центрів даних, найбільш ефективним є медоїд множини і базовані на ньому центри. Результативність модифікації суттєво залежить від способу формування центрів, застосованої моделі класифікації, а також від самих даних. Найкращі результати показала класифікація з інтегрованим показником окремо для кожного із еталонів у вигляді суми значень розподілів для набору центрів; експериментально перевірена результативність класифікації, підтверджена працездатність запропонованого методу. Практична значущість роботи – побудова моделей класифікації у трансформованому просторі даних, підтвердження працездатності запропонованих модифікацій на прикладах зображень, створення програмного застосунку для впровадження розроблених методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

Ключові слова: комп'ютерний зір; структурні методи класифікації зображень; дескриптор ORB; система центрів даних; багатокompонентна модель, медоїд множини; результативність класифікації.

Вступ

У структурних методах класифікації зображень прийняття рішення про клас візуального об'єкту здійснюється на підґрунті апарату дескрипторів ключових точок (КТ) [1-4]. При цьому опис візуального об'єкту як множина багатовимірних векторів даних зіставляється із множинами векторів, що відображають інформацію про базу еталонів. У процесі класифікації необхідно здійснити оцінювання ступеня релевантності для об'ємних множин багатовимірних векторів даних об'єкту та еталонів.

У роботах [1-2, 5] запропоновано результативні ансамблеві підходи для обчислення релевантності із використанням значень розподілів для сформованих компонентів даних за параметрами статистичних центрів для еталонних описів, що створюють базу для класифікації. Визначені центри мають статистичний зміст, так як відображають властивості конкретної підмножини даних [1, 4]. Ефективність ансамблевих методів суттєво залежить від структури опису у багатовимірному просторі та обчислених значень еталонних центрів, а тому є вищою для згрупованих даних, що мають згущення у векторному просторі. Але загалом аналізовані дані можуть мати будь-яку структуру, не обов'язково згруповану у кластери [6-8]. Зауважимо, що результативність будь-якої класифікації у значній мірі залежить від складу описів еталонів як представників класів.

У статті [3] з метою покращення апроксимаційних властивостей для системи аналізу даних при

обчисленні релевантності запропоновано впровадження незалежної множини кластерних центрів для кожного із еталонів, що на підставі впровадження багатокompонентної моделі сприяє підвищенню результативності класифікації за рахунок більш детального подання структури даних і узгодження з еталонною інформацією [6]. Загалом представлення множини дескрипторів зображення не єдиним, а кількома сегментами даних із використанням розподілів на підґрунті системи центрів для сегментів сприяє підвищенню показників розподільної здатності класифікатора.

Таким чином, створення класифікатора на підставі єдиного центру із-за практично необмеженого різноманіття видів даних не завжди може забезпечити необхідну результативність класифікації. У такому випадку можна застосувати модель класифікації з декількома центрами (багатокompонентне подання), що реалізують поглиблене представлення даних для здійснення ефективного аналізу.

Мета роботи – підвищення результативності структурних методів класифікації зображень шляхом впровадження багатокompонентної моделі даних на множині дескрипторів для бази еталонних образів. **Завдання дослідження** полягають у побудові та обчисленні параметрів для компонентних моделей структур даних на множині структурних ознак бази еталонів, впровадження цих моделей у процес класифікації, вивчення результативності розроблених модифікацій класифікаторів шляхом програмного моделювання.

Способи формування центрів аналізованих даних

Формально опис візуального об'єкту у структурних методах класифікації зображень представляється скінченною множиною числових векторів – дескрипторів ключових точок [4]. Центри даних шляхом побудови багатокомпонентної моделі для такого опису є інтегрованими характеристиками для окремих підструктур (токенів) у аналізованій множині даних. При цьому у якості фокусів для такої моделі даних можуть бути використані, наприклад, центри кластерів [3, 14], процентильні співвідношення у кортежі відсортованих даних за параметром медоїду множини [4-8], обчислені функції на підставі побітового статистичного аналізу множини дескрипторів [12-14], представники корзин даних з фіксованим значенням хеш-функції [4, 16, 17], вибрані елементи опису за значенням критерію інформативності [21], онлайн визначені центри, що відображають найбільш візуально важливі точки зображення, та ін.

Сформовані центри визначаються за даними і є результатом часткової адаптації класифікатора до даних. Наше дослідження показує [3], що від вибору центрів даних у значній мірі залежить прикладна результативність побудованого класифікатора. Ефективним засобом для формування параметрів центрів може бути оцінювання розподільних властивостей ознак еталонів на підставі критеріїв інформативності [6, 16, 21].

Іншим способом може бути формування опорних точок для множини векторів, де початкова точка вибирається довільно, а решта по черзі формується шляхом вибору найбільш віддаленої точки від уже обраних [20, 24].

Розподіли за системою центрів у багатокомпонентній моделі

Формально маємо деяку базу E описів зображень еталонів розміром N : $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$. Кожен еталонний опис E_i , $i = \overline{1, N}$, представляє у задачі класифікації окремий клас та має вид скінченної множини дескрипторів КТ зображення: $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$, де s – фіксована кількість дескрипторів КТ у описі еталону E_i [1, 4]. Нехай M – фіксоване число створених центрів даних у кожному еталоні, а $b_{k,i}$ – центр з номером k еталону E_i , $k = \overline{1, M}$. Параметр M тут характеризує число компонентів у моделі даних. Тоді загальне число побудованих центрів у такій моделі даних дорівнює $M * N$, а кожний із центрів відноситься до фіксованого еталону [3].

У відповідності до технології [1, 2] на базі визначеної множини еталонних центрів $\{b_{k,i}\}_{k=1}^M\}_{i=1}^N$ у багатокомпонентній моделі даних впровадимо для довільного дескриптора $z \in Z$ аналізованого опису Z процедуру формування його статистичного розподілу за системою центрів

$$d[z] = \begin{bmatrix} d_{1,1}, d_{2,1}, \dots, d_{M,1}, \\ d_{1,2}, d_{2,2}, \dots, d_{M,2}, \\ \dots, \\ d_{1,N}, d_{2,N}, \dots, d_{M,N} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N d_{k,i} = 1. \quad (2)$$

Зауважимо, що значення $d_{k,i}$ в (1), отримані за технологією [1, 2], відображають відносну ступінь належності елемента $z \in Z$ до компоненти моделі з центром $b_{k,i}$ на підставі обчислення деякої міри подібності $\varphi(z, b_{k,i})$ векторів z та $b_{k,i}$, а умова (2) відтворює цю міру у статистичну площину як відношення міри подібності до конкретної компоненти класу та суми значень подібностей до усіх компонентів класів загалом [2, 3, 10].

Із способу обчислення виразів (1), (2) із-за введеної схеми розмивання інформації стає зрозумілим, що число M центрів для кожного із еталонів не може бути занадто великим, і на практиці обмежене значеннями 2...5 [3]. У протилежному випадку при значній кількості компонент та еталонів на результат оброблення суттєво будуть впливати похибки обчислень, що призведе до невпевненості рішення.

Подамо дані розподілу (1) у вигляді матриці $d[z] = \{d_{k,i}\}_{k=1}^M\}_{i=1}^N$, кожний стовпець якої містить інформацію про статистичну належність ознаки z до фіксованого класу E_i з номером i у складі компоненти із номером k . Структура матриці $d[z]$ містить непересічні блоки-стовпці із M компонентів, що характеризують ступінь належності до фіксованого еталону. Для класифікатора найбільш важливою є лише інформація про належність до еталону, а багатокомпонентна модель сприяє визначенню цього фактору.

За результатом побудови розподілів (1) для усіх елементів $\forall z \in Z$ опису Z маємо сукупність даних у вигляді s матриць виду (1), яку покладемо в основу побудови класифікатора.

Класифікація за розподілами компонентів даних

1. Найбільш зрозуміла і проста з прикладної точки зору схема побудови класифікатора полягає в здійсненні інтеграції θ_i розподілів в межах кожного із класів і подальшому виявленні класу r розпізнаваного об'єкта з найбільшим значенням критерію θ_i :

$$\theta_i = \sum_{z \in Z} \sum_{k=1}^M d_{k,i}(z). \quad (3)$$

Цей спосіб фактично відтворює схему класифікації з єдиним центром [1, 2], але з попередньою побудовою сукупності компонент та їх центрів.

Більш глибокий аналіз реалізується схемами опрацювання за множиною компонентів всередині класів як для окремих дескрипторів опису, так і за їх повною сукупністю. Варіантами оброблення є інтегрування розподілів в межах компонент окремих еталонів з прийняттям класифікаційного рішення за

максимумом серед критеріїв для інтегрованих компонент, сумою критеріїв для компонент окремих класів або шляхом логічного аналізу отриманих інтегрованих критеріїв.

Інші варіанти аналізу множини розподілів полягають у реалізації по-елементної класифікації окремо для кожного із дескрипторів об'єкта із подальшим узагальненням отриманих значень класів за моделлю бустінгу [6].

2. Інтегрування значень розподілів в межах набору компонент. За даними аналізованої сукупності матриць $d[z] = \{\{d_{k,i}\}_{k=1}^M\}_{i=1}^N, \forall z \in Z$ отримаємо гуртові значення критеріїв для об'єкту з описом Z :

$$\theta_{k,i} = \sum_{z \in Z} d_{k,i}(z). \quad (4)$$

Варіанти класифікаційних рішень можуть приймати вигляд

$$r = \arg \max_{i,k} \theta_{k,i},$$

$$r = \arg \max_i \sum_k \theta_{k,i}, \quad (5)$$

$$r = \arg \max_i L[\{\theta_{k,i}, k \in E_j\}],$$

де L – деяка функція на підмножині значень, а позначення $k \in E_j$ означає аналіз набору компонент із класу E_j . Одним із варіантів L є, наприклад, визначення класу за критерієм суми для значень двох найбільших компонент кожного з класів. Правила класифікації (5) можуть бути підсилені шляхом введення додаткового логічного аналізу отриманих екстремумів на предмет їх значущості, щоб знизити рівень помилок 1-го роду [3-6].

3. Формування значення класу окремо для кожного дескриптора з узагальненням числа голосів за описом об'єкту. Цей спосіб отримав назву «класифікація дескриптор об'єкту – еталон» і має перевагу в тому сенсі, що дає можливість відсіяти помилкові дескриптори, що виникають із-за впливу завад.

Варіанти класифікаційного рішення стосовно окремого дескриптора $\forall z \in Z$ матимуть вид

$$r_i = \arg \max_k d_{k,i},$$

$$r_i = \arg \max_j \sum_{k \in E_j} d_{k,i},$$

$$r_i = \arg \max_j L[\{d_{k,j}, k \in E_j\}]$$

За результатом (6) $\forall z \in Z$ виконується інкрементація $\Sigma_i = \Sigma_i + 1$ числа голосів Σ_i визначеного класу, а результуючий клас об'єкту визначається за максимумом отриманого числа голосів як

$$r = \arg \max_i \Sigma_i. \quad (7)$$

Зважаючи на тісний зв'язок статистичних та метричних підходів у класифікації зображень [2-4, 10-12, 19, 24], розглянуті способи можуть базуватися і виключно на обчисленні відстаней між значенням аналізованих даних (дескрипторів об'єкту) та

визначеними еталонними центрами, що в деякій мірі спрощує обчислення, так як дає можливість оброблення у просторі цілих чисел. Для цього моделі (3)-(7) можна модифікувати з використанням лише вимірювань метрики у просторі векторів.

Одним із критеріїв впевненості класифікації можна вибрати відносно значення перевищення максимуму $\theta_{\max 1}$ функціоналу над найближчим його максимумом $\theta_{\max 2}$ для іншого класу

$$\Delta = [\theta_{\max 1} - \theta_{\max 2}] / \theta_{\max 1}. \quad (8)$$

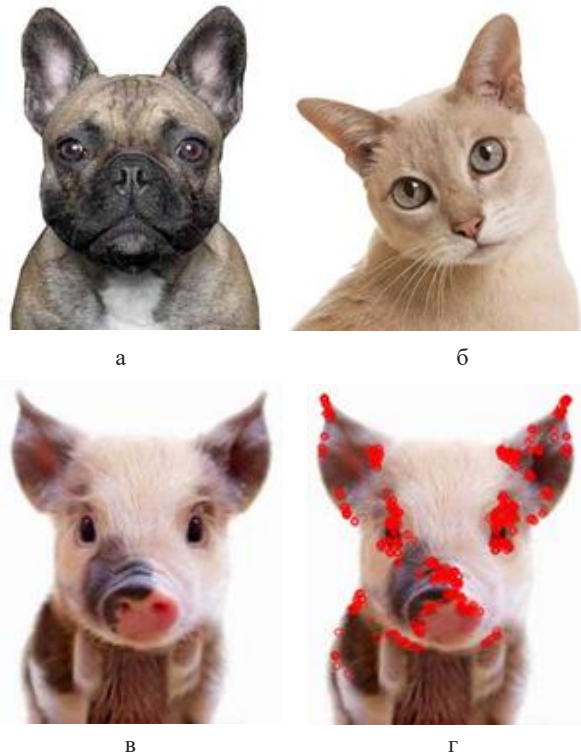


Рис. 1. Еталонні зображення: а, б, в – еталони; г – координати ORB-дескрипторів (Fig. 1. Standards images: а, б, в — standards, г – coordinates of ORB descriptors)

Метрикою для зіставлення дескрипторів взято відстань Хемінга, яка обчислює число розбіжностей між двома двійковими послідовностями. Максимально можливе значення відстані складає 256. Для кожного із описів обчислено вектор медоїду. Наведено приклад медоїду для 1-го еталону:

```
0111011110010100000010010010100110110011101110
1000101101100100111101100110001101001011011101
1000001100010001111111110010111100011001000111
0110110100011111001010011010001100111001011011
0000011111111000000010101011001011111100110000
11101111101111000101100001
```

Рис. 2. Вектор медоїду для 1-го еталону (Fig. 2. Medoid vector for the 1st standard)

Експериментальні відстані Хемінга між медоїдами еталонів склали: 1-2 – 108 (42% від максимальної відстані 256); 1-3 – 119 (46%); 2-3 – 41 (16%).

Як бачимо, за критерієм відстані між медоїдами описів еталони 2 та 3 досить схожі, а еталон 1 у достатній мірі відрізняється від інших.

Для порівняння обчислено також відстань Хаусдорфа [4, 21] між описами еталонів. Вона склала: 1-2 – 95 (37% від максимуму 256); 1-3 – 101 (40%); 2-3 – 93 (36%). Видно, що відстань Хаусдорфа (типу множина – множина) краще розділяє ці конкретні дані, ніж відстань між їх медоїдами.

Далі дескриптори кожного опису з метою формування набору центрів сортувалися за значенням їх сумарної відстані до решти дескрипторів опису. Як один із варіантів набору центрів вибрано дескриптори з номерами 1 (медоїд), 125, 250 із відсортованого списку.

За виразом (3) побудовано класифікатор, на вхід якого подавались еталонні зображення. Сумарні значення критерію (3) для варіанту з одним та трьома центрами показано у табл. 1, 2.

За результатом аналізу цих конкретних зображень бачимо ефективну класифікацію у обох варіантах (традиційному та запропонованому) з приблизно однаковим показником впевненості Δ . Максимум критерію відповідає «своєму» номеру класу, тобто знаходиться на діагоналі. У той же час значення показника Δ впевненості рішення для обох способів невелике.

Таблиця 1 – Значення критерію (3) з одним центром (медоїд)

	1	2	3	Δ , %
1	171.68	165.45	162.87	3,63
2	156.74	172.32	170.95	0,79
3	152.46	173.07	174.47	0,81

Таблиця 2 – Значення критерію (3) з трьома центрами (1, 125, 250)

	1	2	3	Δ , %
1	169.95	166.55	163.50	2,0
2	157.35	172.3	170.35	1,13
3	154.55	172	173.45	0,84

Зауважимо при цьому, що час класифікації за трьома центрами зріс приблизно на 12% у порівнянні з одним центром (1280 мсек та 1460 мсек).

Наш експеримент показав суттєвий вплив способу вибору центрів на результативність багатоконпонентної класифікації, що вказує на необхідність попереднього поглибленого вивчення структури аналізованих даних задля забезпечення ефективного визначення центрів компонентів.

Безпосередній вибір серед різноманіття варіантів трьох центрів із списку дескрипторів в більшості випадків показав неефективність класифікації з кількома центрами для наявних даних. Для формування дієвих центрів необхідно керуватись відповідними критеріями. Найбільшу ефективність при цьому продемонстрував вибір медоїду в якості одного із центрів.

Використання різноманітних варіантів класифікації з моделями виду (5) і різними варіантами вибору центрів для аналізованих зображень показали їх нижчу ефективність у порівнянні з моделлю (3), де здійснюється інтегральне оцінювання за сумою значень розподілів для кожного із еталонів.

За результатами проведених експериментів за ефективністю класифікації можна відзначити моделі (3) та (6), причому (6) найбільш працездатною виявилася у варіанті

$$r_i = \arg \max_j \sum_{k \in E_j} d_{k,j},$$

де голос дескриптора визначається за максимумом суми значень розподілів для набору центрів окремо кожного із еталонів. Значення числа голосів при розділенні пар класів (1 та 3, 2 та 3) з єдиним центром за цією моделлю наведено у табл. 3, 4.

Таблиця 3 – Результат класифікації для класів 1, 3

	Число голосів дескрипторів		
	1	3	Δ , %
1	263	237	9.9
3	142	358	60.3

Таблиця 4 – Результат класифікації для класів 2, 3

	Число голосів дескрипторів		
	2	3	Δ , %
2	266	234	12
3	228	272	16

3 центрами (1, 125, 250) модель (6) теж працездатна приблизно з такими ж показниками Δ . У той же час у сукупності усі три зображення кожна із моделей (3), (6) для обох варіантів вибору центрів не класифікує, так як невпевнено розрізняються дуже схожі між собою зображення 2, 3.

Зауважимо, що модель (6) з єдиним центром успішно застосовувалась нами для класифікації зображень метеликів [5], тобто може бути ефективною для інших зображень.

Із табл. 3, 4 бачимо, що навіть достатньо схожі еталони 2, 3 за різновидом моделі (6) класифікуються правильно і впевнено.

Зауважимо, що у ряді експериментів застосування класифікатора за моделлю (6) показало значно вищий показник впевненості $\Delta > 27$ у порівнянні з моделлю (3), де маємо лише $\Delta > 3$. Цей факт спостерігався для будь-якого застосованого числа центрів (1, 2, 3). Можна зробити висновок про більшу впевненість у прийнятті класифікаційного рішення для моделі (6) у порівнянні з моделлю (3).

Вибір центрів в значній мірі впливає на результат класифікації. Наприклад, зображення 1 та 3 також успішно та впевнено ($\Delta = 27$, $\Delta = 43$) класифікуються за моделями (3), (6) для такого набору із 3-х центрів: медоїд, найвіддаленіший дескриптор від медоїду, 250-й. Ці ж позитивні результати отримано і для набору із двох центрів: медоїд, найвіддаленіший дескриптор від медоїду. У той же час за цими ж моделями із використанням такої ж системи центрів близькі зображення 2 та 3 не розділяються.

Вибір центрів за критерієм інформативності [21], що відображає ступінь розрізнення множин дескрипторів із різних класів (еталонів), показав наступне. Значення інформативності безпосередньо для медоїдів наявних еталонів склало усього 19, 4, 12 і є невеликим у порівнянні з максимально мож-

ливим 256 як різниці між значеннями двох відстаней Хемінга. У деяких дескрипторів ця величина значно більша.

Для аналізованих експериментальних даних окремих еталонів максимальне значення інформативності дорівнює 50, 42, 51, що підтверджує їх суттєву близькість [21]. Застосування найбільш інформативного дескриптора у якості єдиного центру не дало переваги у порівнянні із центром - медоїдом. Вибір трьох найбільш інформативних дескрипторів для кожного із еталонів також не покращив результати класифікації у порівнянні з варіантом центрів (1, 125, 250).

Висновки

Розширення кількості центрів класів може бути дієвим механізмом для більш детального аналізу при класифікації даних. Введення моделі з кількома центрами даних у структурних методах класифікації зображень призводить до покращення класифікаційних властивостей у порівнянні з класифікацією за єдиним центром тільки у випадку впровадження ефективних процедур формування центрів. Результативність класифікації при цьому суттєво залежить від вибору центрів, застосованої моделі класифікації, а також від самих даних. Найкращі результати показали моделі з інтегрованим показником для

кожного із еталонів у вигляді суми значень розподілів для набору центрів. Вибір медоїду множини в якості центру дієво впливає на результат класифікації. Додаткові центри можна визначити на підставі критерію інформативності, що враховує відмінності між класами для значень дескрипторів еталонних описів. Інший спосіб полягає у формуванні опорних точок для множини дескрипторів у багатовимірному просторі даних.

Наукову новизну дослідження складає розроблення модифікованого методу класифікації зображень на основі впровадження структур даних із багатьох компонентів та їх центрів, що забезпечує поглиблений аналіз даних і необхідну ефективність класифікації.

Практична значущість роботи полягає у побудові моделей класифікації у трансформованому просторі даних, підтвердженні працездатності запропонованих модифікацій на прикладах зображень, створенні програмних застосунків для впровадження розроблених методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

Перспективи дослідження можуть бути пов'язані із опрацюванням спеціалізованих або універсальних процедур для формування центрів даних, адаптованих безпосередньо до самих даних, що покращить результативність класифікації.

REFERENCES

1. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and Al-Dhaifallah, M. Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, *IEEE Access*, 2021, 9, pp. 92964-92973, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3093457>.
2. Gorokhovatsky V.O., Gadetska S.V., Stiahlyk N.I., Vlasenko N.V. Classification of images based on an ensemble of statistical distributions by classes of etalons for structural description components. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2020, №4, p. 85–94. DOI <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-4-9>.
3. Gorokhovatskyi, V., Ponomarenko, R. Classification of images based on the formation of independent cluster system within the structural descriptions of etalon dataset. *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, No. 2, pp. 17-23, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.2.04>.
4. Gorokhovatskyi V.O., Gadetska S.V. Statistical processing and data mining in structural image classification methods (monograph), 2020, Kharkiv, FLP Panov A.N., 128 p., DOI: <https://doi.org/10.30837/978-617-7859-69-6>.
5. Gorokhovatskyi, V., Gadetska, S., Zhadan, O., Khvostenko, O. Study of the effectiveness of image classifiers by statistical distributions for components of structural description. *Advanced Information Systems*, 2021, Vol. 5, No. 1, pp. 5-11, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.1.01>.
6. Flach, P. Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2012.
7. Kohonen, T. Self-Organizing Maps. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2001). doi: [book/10.5555/558021](https://doi.org/10.5555/558021).
8. Nasirahmadi, A., Ashtiani, S.H.M.: Bag-of-Feature model for sweet and bitter almond classification. *Biosystems engineering*. 156, 51–60 (2017). doi: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.01.008>.
9. Hietanen, A., et al.: A comparison of feature detectors and descriptors for object class matching. *Neurocomputing*. 184, 3–12 (2016). doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.08.106>.
10. Kim S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature / S. Kim, I.-S. Kweon. – In Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06). – 2006. – P. 305–314.
11. Svyrydov, A., Kuchuk, H., Tsiapa, O. Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study, *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018*, pp. 593-597, doi: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>.
12. Gadetska, S.V., Gorokhovatsky, V.O. Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods. *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2018, Vol. 77 (12), pp. 1041–1053.
13. Nong Ye. *Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples* (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013.
14. Gorokhovatskyi, O., Gorokhovatskyi, V., and Peredrii, O., Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features, *Data*, 2018, 3(4), 52. – doi: <https://doi.org/10.3390/data3040052>.
15. Yakovleva, O., Nikolaieva, K. “Research of descriptor based image normalization and comparative analysis of SURF, SIFT, BRISK, ORB, KAZE, AKAZE descriptors“, *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, No. 4, pp. 89-101.
16. Oliinyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Blagodariov, O., Zaiko, T. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, №4, pp. 85-96.
17. Leskovets, Yu., Radzharaman, A., Ulman, Dzheffry D. (2016) *Analyzing large datasets*, Moscow, DMK Press, 2016. 498 p.

18. Xu Zhang, Felix X. Yu, Svebor Karaman, Shih-Fu Chang. Learning Discriminative and Transformation Covariant Local Feature Detectors. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 6818-6826.
19. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification, 2ed., Wiley, 2000.–738 p.
20. Kinoshenko D., Mashtalir V., Yegorova E., Vinarsky V. Hierarchical partitions for content image retrieval from large-scale database. Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition / Perner P., Imlya A. (Eds.). – Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Springer-Verlag. – Vol. 3587 – 2005. – P. 445–455.
21. Gorokhovatskyi, V. & Vlasenko, N. (2021), “The image description reduction in the set of descriptors on informativeness metric criteria base”, *Advanced Information Systems*, Vol. 5, No. 4, pp. 10-16, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.4.02>.
22. Q. Bai, S. Li, J. Yang, Q. Song, Z. Li & X. Zhang (2020), “Object Detection Recognition and Robot Grasping Based on Machine Learning: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 855–879, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3028740>.
23. Celik, C. and Sakir, H. Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study, *Pattern Recognit.*, vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>.
24. Peters, J.F. *Foundations of Computer Vision*. ISRL, vol. 124. Springer, Cham (2017). <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52483-2>.
25. OpenCV Open Source Computer Vision, Accessed: Jun. 28, 2021. Available: <https://docs.opencv.org/master/index.html>.
26. Emgu CV: OpenCV in .NET (C#, VB, C++ and more), Accessed: Jan. 12, 2022. Available: https://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S. Al-Dhaifallah, M. Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, *IEEE Access*, 2021, 9, pp. 92964-92973, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3093457>.
2. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 2020, №4, с. 85–94. doi: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-4-9>.
3. Гороховатський, В.О., Пономаренко, Р.П. Класифікація зображень на підставі формування незалежної системи класифікаторів у складі структурних описів бази еталонів. *Сучасні інформаційні системи*, 2020, т. 4, №2, с. 17–23, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.2.04>.
4. Гороховатський, В.О., Гадецька, С.В. Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія), Харків, ФОП Панов А.Н., 2020, 128 с. DOI: <https://doi.org/10.30837/978-617-7859-69-6>.
5. Гороховатський, В.О., Гадецька, С.В., Жадан, О.В., Хвостенко, О.В. Дослідження результативності класифікаторів зображень за статистичними розподілами для компонентів структурного опису. *Сучасні інформаційні системи*, 2021, т. 5, №1, с. 5–11, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.1.01>.
6. Flach, P. *Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2012.
7. Kohonen, T. *Self-Organizing Maps*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2001). doi: [book/10.5555/558021](https://doi.org/10.5555/558021).
8. Nasirahmadi, A., Ashtiani, S.H.M.: Bag-of-Feature model for sweet and bitter almond classification. *Biosystems engineering*. 156, 51–60 (2017). doi: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.01.008>.
9. Hietanen, A., et al.: A comparison of feature detectors and descriptors for object class matching. *Neurocomputing*. 184, 3–12 (2016). doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.08.106>.
10. Kim S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature / S. Kim, I.-S. Kweon. – In *Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06)*. – 2006. – P. 305–314.
11. Svyrydov, A., Kuchuk, H., Tsiapa, O. Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study, *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018*, pp. 593-597, doi: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>.
12. Gadetska, S.V., Gorokhovatsky, V.O. Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods. *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2018, Vol. 77 (12), pp. 1041–1053.
13. Nong Ye. *Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples* (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013.
14. Gorokhovatskyi, O., Gorokhovatskyi, V., and Peredrii, O., Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features, *Data*, 2018, 3(4), 52. – doi: <https://doi.org/10.3390/data3040052>.
15. Yakovleva, O., Nikolaieva, K. “Research of descriptor based image normalization and comparative analysis of SURF, SIFT, BRISK, ORB, KAZE, AKAZE descriptors”, *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, No. 4, pp. 89-101.
16. Oliinyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Blagodariov, O., Zaiko, T. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, №4, pp. 85-96.
17. Leskovets, Yu., Radzharaman, A., Ulman, Dzheffry D. (2016) *Analyzing large datasets*, Moscow, DMK Press, 2016. 498 p.
18. Xu Zhang, Felix X. Yu, Svebor Karaman, Shih-Fu Chang. Learning Discriminative and Transformation Covariant Local Feature Detectors. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 6818-6826.
19. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification, 2ed., Wiley, 2000.–738p.
20. Kinoshenko D., Mashtalir V., Yegorova E., Vinarsky V. Hierarchical partitions for content image retrieval from large-scale database. Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition / Perner P., Imlya A. (Eds.). – Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Springer-Verlag. – Vol. 3587 – 2005. – P. 445–455.
21. Гороховатський, В.О., Власенко Н.В. Редукція опису зображення у складі множини дескрипторів на основі метричного критерію інформативності. *Сучасні інформаційні системи*, 2021, т. 5, №4, с. 10–16, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.4.02>.
22. Q. Bai, S. Li, J. Yang, Q. Song, Z. Li, and X. Zhang, “Object Detection Recognition and Robot Grasping Based on Machine Learning: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 181855–181879, Oct. 2020, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3028740>.

23. Celik, C. and Sakir, H. Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study, *Pattern Recognit.*, vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>.
24. Peters, J.F. (2017), *Foundations of Computer Vision*. ISRL, vol. 124. Springer, Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52483-2>.
25. OpenCV Open Source Computer Vision, Accessed: Jun. 28, 2021. Available: <https://docs.opencv.org/master/index.html>.
26. Emgu CV: OpenCV in .NET (C#, VB, C++ and more), Accessed: Jan. 12, 2022. Available: https://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page.

Received (Надійшла) 12.11.2021

Accepted for publication (Прийнята до друку) 19.01.2022

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

Гороховатський Володимир Олексійович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;

Volodymyr Gorokhovatskyi – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Informatics Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: gorohovatsky.vl@gmail.com; ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0002-7839-6223>.

Стяглик Наталя Іванівна – кандидат педагогічних наук, завідувач кафедри інформаційних технологій і математичного моделювання, Навчально-науковий інститут «Каразінський банківський інститут» Харківського національного університету ім. В.Н. Каразіна, Харків, Україна;

Natalia Stiahlyk – Candidate of Pedagogical Sciences, Head of Department of Information Technology and Mathematical Modeling, Educational and Research Institute “Karazin Banking Institute” of V. N. Karazin KNU, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: natasyaglick@gmail.com; ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0001-5938-2013>.

Жадан Олексій Віталійович – студент кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;

Oleksii Zhadan – student of Informatics Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: oleksii.zhadan@nure.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3415-8450>.

Применение многокомпонентной модели данных для описания классов в задаче классификации изображений

В. А. Гороховатский, Н. И. Стяглик, А. В. Жадан

Аннотация. Предметом исследований статьи являются методы классификации изображений по множеству дескрипторов ключевых точек в системах компьютерного зрения. Целью является повышение эффективности классификации путем внедрения многокомпонентной модели данных на множестве дескрипторов для базы эталонных образов. Применяемые методы: детектор и дескрипторы ORB, аппарат теории множеств и векторного пространства, метрические модели определения релевантности для множеств многомерных векторов, элементы теории вероятностей, программное моделирование. Полученные результаты: разработан модифицированный метод классификации изображений на основе внедрения многокомпонентной модели для анализа данных с системой центров, определены способы построения множества центров данных, наиболее эффективен междоид множества и базированные на нем центры. Результативность модификации существенно зависит от способа формирования центров, используемой модели классификации, а также от самих данных. Наилучшие результаты показала классификация с интегрированным показателем для каждого из эталонов в виде суммы значений распределений для набора центров; экспериментально проверена результативность классификации, подтверждена работоспособность предлагаемого метода. Практическая значимость работы - построение моделей классификации в трансформированном пространстве данных, подтверждение работоспособности предлагаемых модификаций на примерах изображений, создание программного приложения для внедрения разработанных методов классификации в системах компьютерного зрения.

Ключевые слова: компьютерное зрение; структурные методы классификации изображений; дескриптор ORB; система центров данных; многокомпонентная модель, междоид множественного числа; результативность классификации.

Application of multi-component data model for class descriptions in the image classification problem

Volodymyr Gorokhovatskyi, Natalia Stiahlyk, Oleksii Zhadan

Abstract. The subject of research of the article is the methods of image classification according to the set of descriptors of key points in computer vision systems. The aim is to increase the efficiency of classification by introducing a multicomponent data model on a set of descriptors for the base of reference images. Applied methods: ORB detector and descriptors, apparatus of set theory and vector space, metric models for determining the relevance of sets of multidimensional vectors, elements of probability theory, software modeling. Results are obtained: a modified method of image classification based on the introduction of a multicomponent model for data analysis with a system of centers is developed, methods of constructing a set of data centers are identified, the most effective is the set medoid and centers based on it. The effectiveness of the modification significantly depends on the method of forming the centers, the applied classification model, as well as on the data itself. The best results were shown by the classification with the integrated indicator separately for each of the standards in the form of the sum of the values of the distributions for the set of centers; experimentally tested the effectiveness of the classification, confirmed the efficiency of the proposed method. The practical significance of the work is the construction of classification models in the transformed data space, confirmation of the efficiency of the proposed modifications on the examples of images, the creation of software for the implementation of developed classification methods in computer vision systems.

Keywords: computer vision; structural methods of image classification; ORB descriptor; data center system; multicomponent model, medoid set; effectiveness of classification.