

В. О. Гороховатський<sup>1</sup>, Н. В. Власенко<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

<sup>2</sup> Харківський національний економічний університет імені С. Кузнеця, Харків, Україна

## РЕДУКЦІЯ ОПИСУ ЗОБРАЖЕННЯ У СКЛАДІ МНОЖИНИ ДЕСКРИПТОРІВ НА ОСНОВІ МЕТРИЧНОГО КРИТЕРІЮ ІНФОРМАТИВНОСТІ

**Анотація.** Предметом досліджень статті є класифікатори зображень за множиною дескрипторів ключових точок. Метою є підвищення продуктивності методів класифікації, зокрема, скорочення обчислювальних затрат шляхом впровадження на попередньому етапі оброблення апарату редукції для подання еталонних даних. Методи, що застосовуються: метричний апарат у векторному просторі, моделі для оцінювання інформативності даних, методи пошуку в масивах даних, моделі для визначення релевантності векторів та множин векторів, програмне моделювання. Отримані результати: розроблено метод редукції даних для задач класифікації зображень на основі впровадження метричних критеріїв для оцінювання інформативності елементів структурного опису зображення, що скорочує опис та прискорює обчислення; час класифікації для розглянутих експериментальних описів пропорційно скорочується зі зменшенням об'єму опису; для модельного експерименту досягнуто скорочення часу класифікації у п'ять разів при зменшенні обсягу опису у два рази; проведене моделювання підтверджує працездатність та результативність запропонованого методу в аспекті забезпечення якості класифікації з використанням засобів редукції. Практична значущість роботи – побудова моделей для оцінювання ступеня інформативності для образів візуальних даних; підтвердження працездатності запропонованих модифікацій засобів аналізу даних, розроблення прикладних програмних моделей для впровадження запропонованих методів редукції даних та класифікації зображень у системах комп'ютерного зору.

**Ключові слова:** комп'ютерний зір; структурні методи класифікації зображень; редукція опису; інформативність даних; метричний критерій; швидкодія класифікації.

### Вступ

Стиснення обсягу даних шляхом відбору серед наявної численної множини аналізованих ознак найбільш інформативної підмножини є важливим завданням розробників сучасних інтелектуальних систем [1-3]. Вирішення цієї задачі загалом сприяє підвищенню ефективності систем розпізнавання даних шляхом суттєвого скорочення обчислювальних та апаратних затрат. Особливо актуальною ця задача є для систем комп'ютерного зору, де задля розпізнавання візуальних об'єктів часто застосовується багато-параметричне та одночасно досить об'ємне подання аналізованих даних [1-7].

При розробленні класифікаторів на підґрунті образу як множини дескрипторів ключових точок (КТ) зображення ознаками безпосередньо є дескриптори – числові (бінарні) вектори, а у якості основного принципу для визначення класу об'єкта застосовуються метричні співвідношення як для окремих компонентів опису, так і для скінчених множин векторів.

На рис. 1 показано зображення і координати виділені на ньому КТ (як центри кілець). Кожна КТ характеризується своїм дескриптором.

Метричні співвідношення у просторі дескрипторів фізично відображають близькість (еквівалентність) відповідних фрагментів зображення із врахуванням допустимих геометричних перетворень об'єктів, що виникають у процесі візуального спостереження [2].

Критерії прийняття рішень із врахуванням оцінок інформативності даних знайшли впровадження у сучасних методах data science, наприклад, при побудові дерев рішень у класифікаторах зображень на основі кластерного подання множин дескрипторів КТ [3, 8, 9].



Рис. 1. Зображення та координати КТ

У нашій статті [3] вивчається результативність класифікаторів із використанням дерева рішень на

підставі застосування статистичних критеріїв приросту інформації, заснованих на показниках інформаційної ентропії Шеннона,  $\alpha$ -ентропії Рен'ї та коефіцієнту Джині.

Для редукції опису візуальних об'єктів у вигляді множини дескрипторів КТ раніше застосовувалися такі критерії, як рівень стійкості відносно дії геометричних перетворень, повторюваність значень на множині дескрипторів власного та решти класів в умовах перетворень, побудова статистичних процентильних відношень для описів [1], в тому числі на основі визначення медоїду для множини векторів [2].

Одним із результативних засобів редукції даних є здійснення кластеризації для множини компонентів опису із подальшим використанням для класифікації значень визначених центрів побудованих кластерів чи кількісних параметрів для кластерів еталонних зображень [9, 10]. У той же час застосування критеріїв інформативності метричного типу [4, 5], що безпосередньо ґрунтуються на значенні подібності для складових компонентів опису, вивчено ще недостатньо, хоча переважна частина методів класифікації базується виключно на принципах визначення подібності, тобто метричні співвідношення у просторі ознак є переважаючими у порівнянні з іншими, в тому числі статистичними [1, 8, 13].

У дослідженнях з інтелектуального аналізу даних запропоновано систему критеріїв [4, 5], де інформативність ознак визначається виходячи із місцезнаходження екземплярів різних класів у просторі ознак. Розроблена система критеріїв метричного типу на підставі індивідуальних оцінок для окремих ознак дає можливість оцінювати також гуртову інформативність для підмножин ознак при вирішенні задач класифікації і регресії [4–7].

Важливо при застосуванні метричних моделей у таких методах класифікації як, наприклад, метод ближніх сусідів, цілеспрямовано знизити розмірність еталонних описів шляхом відбору із наявної повної множини ознак її редукованої підмножини значно меншої потужності за якимось критерієм. Справа в тому, що еталонні описи безпосередньо, гуртом і не однократно приймають участь у процесах розпізнавання [8]. Головна мета при цьому – зниження впливу «прокляття розмірності» при впровадженні класифікаторів у прикладних системах, де кількість еталонів часто вимірюється десятками та сотнями.

У дослідженні [13] детально вивчаються властивості та результати застосування метричних підходів у задачах кластеризації та класифікації багатовимірних даних. Зокрема, як критерій якості кластеризації вивчається поняття функції силуету, що відображає нормовану різницю між середніми відстанями кожної точки даних до множини точок власного та сусіднього кластерів. Розглядаються також оцінки середніх значень силуету у окремих кластерах і у всьому наборі даних. Розроблено також ряд методів, наприклад, Relief [17], для формування ефективної стисненої системи ознак на основі метричних критеріїв та статистичного аналізу даних. Однак швидкий розвиток систем аналізу даних та їх застосувань потребує подальшого удосконалення

існуючих методів і пошуку нових моделей редукції задля забезпечення потрібної результативності в умовах обмеження на час оброблення.

### Побудова метричного критерію інформативності для множини дескрипторів

Розглянемо деяку базу із  $N$  еталонів у вигляді множини  $E$  описів еталонних зображень:  $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ .  $E$  – це навчальна вибірка. Кожний еталонний опис  $E_k \subset E$  у задачі класифікації репрезентує окремий клас. Опис окремого еталону  $E_k = \{e_v(k)\}_{v=1}^s$  – це скінченна множина дескрипторів КТ у просторі  $B^n$ ,  $e_v(k) \in B^n$ ,  $s = \text{card } E_k$  – число дескрипторів у множині [1]. Кожний дескриптор  $e_v(k)$  бази  $E$  має параметр  $k$  номеру класу, а загальне число ознак – дескрипторів у базовій множині  $E$  складає  $\text{card } E = sN$ .

Введемо у просторі  $B^n$  дескрипторів відстань  $\rho(z_1, z_2)$ ,  $\forall z_1, z_2 \in B^n$ ,  $\rho: B^n \times B^n \rightarrow R(B^n)$ ,  $R(B^n)$  – простір значень метрики  $\rho$ , що встановлює величину метричного відношення відмінності між векторами із  $B^n$ . У випадку бінарних даних відстань  $\rho(z_1, z_2)$  може бути метрикою Хемінга [1]:

$$\rho(z_1, z_2) = \sum_{v=1}^n 1(z_{1,v}, z_{2,v}), \quad (1)$$

де функція  $1(z_{1,v}, z_{2,v})$  порівнює відповідні біти з номером  $v$  для двох бінарних векторів і отримує значення 1 у випадку їх співпадання і 0 – у протилежному випадку.

Для довільного вектора  $z \in E$  у системі класів як складового елемента  $z \in E_k$  фіксованого еталонного опису  $E_k$  з номером  $k$  введемо поняття інформативності  $V(z, E)$  у складі бази  $E$  [4]

$$V(z, E) = \rho_m(z, \bar{E}_k) - \rho_m(z, E_k), \quad (2)$$

де  $\rho_m(z, \bar{E}_k) = \min_{v, i \neq k} \rho(z, e_v(i))$  – мінімальна відстань від  $z$  до елемента бази, що не належить класу  $E_k$ ,  $\rho_m(z, E_k) = \min_{v, i=k} \rho(z, e_v(i))$  – відстань від  $z$  до найближчого елемента із класу  $E_k$  (за виключенням нульової відстані  $\rho(z, z) = 0$  самого до себе,  $z \in E_k$ ). При впровадженні нормованих відстаней із величиною  $0 \leq \rho \leq 1$  оцінювані значення критерію (2) знаходяться в інтервалі  $-1 \leq V \leq 1$ . У методи Relief використовується один із варіантів моделі (2), де інформативність оцінюється як різниця квадратів відстаней, а відбір аналізованих ознак здійснюється випадковим чином [17].

Використання формули (2) для визначення індивідуальної інформативності  $V$  щодо елемента опису  $z \in E_k$  засновано на припущенні про те, що інформативність ознаки є тим вищою, чим в більший

мірі вона розділяє екземпляри навчальної вибірки на класи. Виходячи з цього, чим далі від екземпляра класу знаходиться найближчий до нього екземпляр іншого класу, тим вищою є індивідуальна інформативність. У той же час, чим далі від екземпляра у просторі ознак знаходиться найближчий до нього елемент цього ж класу, тим нижчою є індивідуальна інформативність. Тобто впроваджується принцип: «ближче до своїх, подалі від інших».

На підставі варіантів моделі (2) може бути побудований спектр способів оцінювання інформативності в залежності від форми подання вхідних даних. Якщо до множини  $E$  попередньо впровадити кластерне подання, де еталонні дані  $E_k$  будуть представлені наборами визначених центрів  $\{c_k(j)\}_{j=1}^m$ ,  $m$  – фіксоване число центрів для кожного  $E_k$ , то визначення мінімуму в (2) може бути замінено на більш швидкісний пошук серед набору центрів кластерів, наприклад як

$$\rho_m(z, \bar{E}_k) = \min_{j=1, \dots, m, i \neq k} \rho(z, c_i(j)). \quad (2)$$

Зважаючи на те, що центри  $c_i(j)$  кластерів із-за їх способу обчислення взагалі можуть не належати простору дескрипторів, тут належить застосовувати більш універсальний тип метрики, наприклад, манхетенську відстань.

У виразі (2) замість центрів кластерів можуть бути використані інші представники опису, наприклад, процентильні точки множини  $E_k$ , отримані при медіанному поданні даних цієї множини [1, 10]. Для цього треба форматувати список дескрипторів із  $E_k$ , відсортований за значенням сумарної відстані до решти дескрипторів, що застосовується при визначенні медіої множини, і вибрати, наприклад, три представники із номерами, що відповідають дольовим значенням 0,25, 0,5, 0,75 щодо місця розташування у списку [2].

Зуважимо, що критерій (2) продуктивно буде враховувати відмінності між елементами свого класу тільки у випадку аналізу множини ознак, що не є значуще метрично близькими між собою всередині класу, так як для таких ознак для другої складової в (2) виконується  $\rho_m(z, E_k) \approx 0$ . Задля зниження впливу цього фактору множини  $E_i$  ознак еталонів на попередньому етапі можна додатково обробити з виключенням або врахуванням числа повторень щодо близьких елементів. Наприклад, попередньо можна скоротити описи  $E_i$  застосуванням логічної фільтрації з порогом  $\delta_\rho$ :  $\rho(z, e_v(i)) \leq \delta_\rho$ . З іншого боку, можна обчислити параметри ознак за виразом (2), а потім провести додатковий аналіз отриманих значень інформативності.

Таким чином, ознаки (2) з високими значеннями  $V \rightarrow 1$  індивідуальної інформативності будемо вважати значущими, тобто суттєво інформативними стосовно результативної класифікації, ознаки зі значеннями  $V \rightarrow -1$  вважаються малозначущими,

тобто є претендентами на виключення із системи ознак.

У випадку розпізнавання на множині багатьох класів (більше двох) з метою більш поглибленого аналізу можна у виразі (2) враховувати відстань не тільки до найближчого елементу з протилежним значенням класу, а, наприклад, як середню відстань до множини найближчих екземплярів кожного з можливих класів. В прикладному застосуванні таке усереднення іноді зважують ваговими коефіцієнтами класів у конкретній вибірці [4, 5]. Тоді відстань обчислюється з урахуванням зважування на частоту класів у вибірці.

Якщо для фіксованого елементу  $z$  структурно-го опису уже сформовано набір вагових коефіцієнтів  $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$  щодо віднесення його до множини класів у вигляді [8, 18]

$$z \rightarrow (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N), \quad z \in E_k, \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1, \quad (4)$$

то інформативність ознаки  $z$  на підґрунті моделі (4) можна оцінити величиною різниці власного та максимального коефіцієнтів серед решти класів

$$V(z, E) = \alpha_k - \max_{i \neq k} \alpha_i. \quad (5)$$

Зуважимо, що оцінювання критеріїв (4), (5) здійснюється на підставі аналізу метричних співвідношень для значень елементів опису та визначених параметрів  $c_i(j)$  центрів еталонних класів [8, 18].

### Оцінювання гуртової інформативності

На основі обчислення індивідуальних критеріїв (2)-(5) може бути впроваджено критерій сукупної інформативності  $V(Z)$  для довільної підмножини ознак  $Z^* \subseteq Z$ , який буде визначатися, наприклад, як середнє значення для набору індивідуальних коефіцієнтів [4]

$$V(Z^*) = \frac{1}{\text{card } Z^*} \sum_{z \in Z^*} V(z, E). \quad (6)$$

Критерій (6) універсально може бути використано для будь-якої підмножини  $Z^*$ , в тому числі стосовно описів окремих еталонів  $E_k$ , що дасть змогу скоротити обсяги описів для складників бази  $E$ . Поряд із усередненням даних у (6) можна застосувати інші способи узагальнення для набору значень інформативності елементів, наприклад, як результат визначення медіани [1, 10]

$$V(Z) = \text{med} \{V(z, E)\}, \quad z \in Z, \quad (7)$$

де  $\text{med}$  – медіана для набору значень інформативності серед компонентів  $Z$ .

Критерії (6), (7) природнім чином враховують можливу повторюваність чи близькість ознак всередині опису.

Критерії (2) – (5) безпосередньо можна застосувати з метою редукції багаточисельної множини наявних ознак шляхом відбору найбільш інформативної підмножини дескрипторів еталонних описів

зادля цілеспрямованого скорочення обчислювальних затрат на класифікацію. Критерії (6), (7) може бути застосовано для оцінювання і порівняння результативності щодо впровадження різних варіантів уже сформованого стисненого комплексу ознак.

Безпосередньо редукована система ознак із використанням значення інформативності може бути сформована рядом способів, наприклад [2, 14, 15]:

- відбором фіксованої кількості інформативних ознак [2];
- визначенням числа ознак із інформативністю вище заданого порогу;
- формуванням інформативної підмножини ознак, що забезпечує необхідну результативність.

Зрозуміло, що впровадження процедури секвестрування системи ознак потребує додаткових обчислювальних витрат. Із виразів (2)–(5) видно, що такі витрати порівняні із визначенням відстані між множинами векторів. Але загалом процедура зниження потужності множини ознак реалізується на етапі попереднього оброблення даних, що ніяким чином не впливає на часові затрати у процесі класифікації.

Однозначно ключовим завданням стиснення системи ознак у системах комп'ютерного зору є забезпечення високої результативності класифікації візуальних образів. Введення скороченої системи ознак потребує також деяких модифікацій і для методу класифікації. Наприклад, якщо необхідно виконати відповідне секвестрування для описів класифікованих зображень, то для новоствореної системи ознак варто підтвердити її класифікаційну ефективність у порівнянні із використанням повної системи.

Для обчислення значень інформативності як варіанту дії з множинами векторів може бути успішно використано методи упорядкування вибірки ознак-векторів за значенням деякого критерію або засобів прискорення пошуку даних [9-11].

У обговорюваних моделях для визначення інформативності у якості ознак використовуються безпосередньо дескриптори КТ. Відмітимо, що ці ж моделі можуть бути впроваджені також і для будь-якої системи ознак, що є функцією від множини дескрипторів, наприклад, для статистичних центрів множини [2].

Використання запропонованих критеріїв для оцінювання ступеня інформативності та відбору системи інформативних ознак дає можливість у задачах розпізнавання візуальних образів знижувати структурну та обчислювальну складність синтезованих моделей класифікації, підвищувати їх інтепретованість (розуміння людиною) і узагальнювальні властивості за рахунок виключення малозначущих, взаємозалежних і надлишкових ознак [18-24].

Оцінювання міри релевантності двох множин А, В однотипних векторів, в тому числі і редукованих, можна здійснити традиційним шляхом, наприклад, з використанням метрик [1, 13]. Застосуємо для цього відстань Хаусдорфа

$$X(A, B) = \max_{a \in A} \{ \max_{b \in B} \rho(a, B), \max_{b \in B} \rho(b, A) \}, \quad (8)$$

де  $\rho(a, B) = \min_{b \in B} \rho(a, b)$ ,  $\rho$  – метрика для векторів (наприклад, відстань Хемінга), та відстань Танімото (Жаккара), яка означає відношення числа елементів симетричної різниці та об'єднання аналізованих множин

$$T(A, B) = \frac{\text{card}(A \Delta B)}{\text{card}(A \cup B)}. \quad (9)$$

## Результати моделювання

Для перевірки прикладної вагомості теоретичних викладок нами програмно змодельовані дві скінченні множини бінарних векторів із 100 елементів із компонентами у 32 біти. Елементи множин різнилися фіксованими ймовірностями появи одиниць у наборі із 32 бітів. Для визначення подібності між множинами векторів застосовано метрики (8) Х Хаусдорфа та (9) Т Танімото, де у якості внутрішньої метрики між елементами (бінарними векторами) використано відстань Хемінга [2].

Для двох масивів векторів з ймовірностями появи 1:  $p_1 = 0,5$  та  $p_2 = 0,2$  отримано значення метрик  $X = 12$ ,  $T = 0,85$ . Як еквівалентність векторів у (9) застосовано повне їх співпадіння. Нормована метрика Т для нашого прикладу приймає значення із відрізка [0,1], а метрика Х – цілі значення із відрізка [0,32]. Як бачимо, за метрикою Танімото ці множини суттєво відрізняються, а за метрикою Хаусдорфа – різняться приблизно на третину діапазону значень.

Обчислення за виразом (2) значень інформативності показали, що для обох множин інформативність елементів опису змінюється приблизно у однакових межах: -11,...,3 для першої множини і -11,...,5 – для другої (рис. 2).

Множина 1
[-10, -3, 0, -1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, -11, 0, -1, 1, 0, 0, 0, -2, -10, 0, 0, -8, 0, 1, -10, -10, -1, 1, 0, -1, -3, 1, 0, 0, 0, 3, -10, -10, 2, 0, 0, 0, 0, 2, -1, -10, 2, -10, 2, 1, -7, -9, 1, 1, -9, -2, 2, -9, -1, -1, -7, -1, 0, -10, 1, -9, 0, 1, -7, 0, -1, -2, -3, 0, 3, 1, -1, -1, 0, -1, 2, 0, 0, 0, -10, -11, 0, -11, 0, 2, 0, -10, -1, -9, -8, -1, 3, -9]
Множина 2
[0, 1, -2, 2, 0, -1, -2, 2, -3, -1, 1, 2, 0, 0, 1, 0, 0, 2, -2, 1, 1, 5, -1, 0, 3, 1, -1, 1, 3, 3, -1, 0, 0, 1, 0, 4, 0, 2, -1, 0, -2, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 2, 1, 0, 3, 1, -1, 1, 1, -1, -1, 0, 2, 0, 1, 0, 1, -2, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 2, 0, 0, -7, -9, -7, -10, -10, -7, -10, -9, -9, -10, -6, -9, -11, -6, -10, -9, -10, -8, -9, -10, -10, -10, -10, -9, -10]

Рис. 2. Значення інформативності (2) для експериментальних множин векторів

За отриманими оцінками відібрано по 50 найбільш інформативних елементів кожної із множин із загального їх числа 100. Для них отримано такі значення метрик:  $X = 13$ ,  $T = 1$ .

Бачимо, що за результатами редукції множин (у 2 рази зменшуються обчислювальні витрати) значення метрики Хаусдорфа збільшилось від 12 для повного опису до 13 для редукованого (трохи зменшилась подібність), а значення метрики Танімото зросло від 0,85 до 1 відповідно.

Зрозуміло, що значення оцінок напряму залежать від складу множин. Для інших експериментальних варіантів вхідних даних, отриманих змішуванням векторів із двох розглянутих множин, відстань Танімото за результатом редукування збільшилася від значення 0,70 для повного опису до 1 для скороченого. Як бачимо, в результаті редукації даних відстані між аналізованими описами зростають, що загалом може сприяти підсиленню результативності класифікації.

У той же час швидкодія оброблення редукованих множин має суттєве покращення. У контексті обчислення відстані між описами для метрики Хаусдорфа швидкодія обчислень склала 5,04 мілісекунди для редукованих множин у порівнянні з 26 мілісекундами для повних, тобто покращилася у п'ять разів! Для метрики Танімото отримані результати виміру швидкодії становлять 0,294 мілісекунди та 1,45 мілісекунди для редукованого і повного описів відповідно.

Як бачимо, після редукування множин швидкодія обчислення відстаней між описами за отриманими ознаками як для метрики Танімото, так і для метрики Хаусдорфа у п'ять разів більша, ніж при обчисленні відстаней у випадку роботи із повними описами.

Проведене пробне моделювання цілком підтверджує практичну можливість ефективного впровадження метричного критерію інформативності задля значимого скорочення обчислювальних витрат на класифікацію для описів як множини дескрипторів

КТ. Об'єм аналізованих даних у експерименті скорочено у 2 рази, швидкодія оброблення при цьому зростає у п'ять разів, а рівень відмінностей між описами змінюється незначно, і навіть трохи зростає. Усі ці фактори загалом сприяють забезпеченню результативної класифікації.

## Висновки

Метричні критерії інформативності даних, що застосовуються на етапі попереднього аналізу, приносять суттєвий вигравш у швидкодії оброблення при класифікації зображень за множиною дескрипторів ключових точок.

Наукова новизна дослідження полягає у введенні результативних засобів стиснення множини еталонних даних, що значним чином прискорює класифікацію зображень з використанням структурних методів.

Прикладна цінність роботи полягає у розробленні програмних моделей для стиснення множини ознак, класифікації з використанням засобів редукування, а також у експериментальному підтвердженні результативності впровадження модифікованих описів у задачі класифікації.

Перспективи дослідження полягають у застосуванні запропонованих принципів аналізу даних безпосередньо до експериментальних множин дескрипторів, отриманих для реальних зображень. Використання моделей метричного критерію гуртової інформативності теж потребує подальшого вивчення.

## REFERENCES

1. Gorokhovatskiy V.O., Gadetska S.V. (2020) Statistical processing and data mining in structural image classification methods (monograph), Kharkiv, FLP Panov A.N., 128 p., DOI: 10.30837/978-617-7859-69-6.
2. Gorokhovatskiy V.A. Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition. Telecommunications and Radio Engineering. – 2011, Vol. 70, No 15. – P. 1363–1371.
3. Gadetska S., Gorokhovatskiy V., Stiahlyk N. (2020) STUDY OF STATISTICAL PROPERTIES OF THE BLOCK SUPPLY MODEL FOR A NUMBER OF DECORATORS OF KEY POINTS OF IMAGES. Radio Electronics, Computer Science, Control, №3, p. 78–87. – doi: 10.15588/1607-3274-2020-3-7.
4. Oliinyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Blagodariov, O., Zaiko, T. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition. Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2017. – № 4. – С. 85–96.
5. Kira, K. A practical approach to feature selection / K. Kira, L. Rendell // Machine Learning : International Conference on Machine Learning ML92, Aberdeen, 1-3 July 1992 : proceedings of the conference. – New York: Morgan Kaufmann, 1992. – P. 249–256.
6. Computational intelligence: a methodological introduction / [R. Kruse, C. Borgelt, F.Klawonn et. al.]. – London : Springer-Verlag, 2013. – 488 p.
7. Nong Ye. Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013
8. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskiy, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and Al-Dhaifallah, M. (2021) Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, IEEE Access, 9, pp. 92964-92973, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3093457
9. Gorokhovatskiy, O., Gorokhovatskiy, V., and Peredrii, O., (2018) Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features, Data, 3(4), 52. – doi: 10.3390/data3040052. Available online: <https://www.mdpi.com/2306-5729/3/4/52>
10. Kohonen, T., (2001) Self-Organizing Maps, Heidelberg, Berlin: Springer-Verlag, 502 p.
11. Leskovets, Yure, Radzharaman, Anand, Ulman, Dzheffry D. (2016) Analyzing large datasets, Moscow, DMK Press, 2016. – 498 p.
12. 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: 10.1109/ACCESS.2020.3028740.
13. P. Flach. Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2012.
14. Stańczyk U. Feature Evaluation by Filter, Wrapper, and Embedded Approaches. In: Stańczyk U., Jain L. (eds) Feature Selection for Data and Pattern Recognition. Studies in Computational Intelligence. 2015. Springer, Berlin, Heidelberg, vol. 584, 568 p.

15. Gavrilenko, S.Yu., Sheverdin, I.V., Geiko, G.V. Assessment of informativeness and selection of features in identifying the state of the computer system. *Modern information systems*, 2021, т.5, No2, с.5-12, DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.2.01>
16. 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.
17. Robnik-Sikonja, M., Kononenko, I. (2003). Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. *Machine Learning* 53 (1-2): 23-69.
18. Gorokhovatsky V.O., Gadetska S. V., Stiahlyk N. I., Vlasenko N. V. (2020) CLASSIFICATION OF IMAGES BASED ON AN ENSEMBLE OF STATISTICAL DISTRIBUTIONS BY CLASSES OF ETALONS FOR STRUCTURAL DESCRIPTION COMPONENTS. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, №4, p. 85–94. – DOI 10.15588/1607-3274-2020-4-9
19. A. V. Gorokhovatsky, V.A. Gorokhovatsky, A.N. Vlasenko, N.V. Vlasenko Quality Criteria for Multidimensional Object Recognition Based Upon Distance Matrices. *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2014, Vol. 73, No 18. – P. 1661 – 1670.
20. 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>
21. 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.
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: 10.1109/ACCESS.2020.3028740.
23. C. Celik, and H. Sakir, “Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study,” *Pattern Recognit.*, vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.patcog.2017.03.006.
24. M. Ghahremani, Y. Liu, and B. Tiddeman, “FFD: Fast Feature Detector,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 30, pp. 1153–1168, Jan. 2021, doi: 10.1109/TIP.2020.3042057.
25. Liu Z. Large-scale CelebFaces Attributes (CelebA) Dataset. URL: <https://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/CelebA.html>.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. 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: 10.30837/978-617-7859-69-6.
2. Gorokhovatsky V.A. Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition. *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2011, Vol. 70, No 15. – P. 1363–1371.
3. Гадецька С.В., Гороховатський В.О., Стяглик Н.І. (2020) Вивчення критеріїв інформативності даних при впровадженні апарату дерев рішень у методах структурної класифікації зображень. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, №3, с. 78–87. – doi: 10.15588/1607-3274-2020-3-7.
4. Oliinyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Blagodariov, O., Zaiko, T. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. – 2017. – № 4. – С. 85–96.
5. Kira, K. A practical approach to feature selection / K. Kira, L. Rendell // *Machine Learning : International Conference on Machine Learning ML92*, Aberdeen, 1-3 July 1992 : proc. of the conf. New York: Morgan Kaufmann, 1992. P. 249–256.
6. *Computational intelligence: a methodological introduction* / [R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn et. al.]. – London : Springer-Verlag, 2013. – 488 p.
7. Nong Ye. *Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples* (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013
8. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatsky, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and Al-Dhaifallah, M. (2021) Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, *IEEE Access*, 9, pp. 92964-92973, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3093457
9. Gorokhovatsky, O., Gorokhovatsky, V., and Peredrii, O., (2018) Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features, *Data*, 3(4), 52. – doi: 10.3390/data3040052. Available online: <https://www.mdpi.com/2306-5729/3/4/52>
10. Kohonen, T., (2001) *Self-Organizing Maps*, Heidelberg, Berlin: Springer-Verlag, 502 p.
11. Leskovets, Yure, Radzharaman, Anand, Ulman, Dzheffry D. (2016) *Analyzing large datasets*, Moscow, DMK Press, 2016. 498 p.
12. 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: 10.1109/ACCESS.2020.3028740.
13. P. Flach. *Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2012.
14. Stańczyk U. Feature Evaluation by Filter, Wrapper, and Embedded Approaches. In: Stańczyk U., Jain L. (eds) *Feature Selection for Data and Pattern Recognition. Studies in Computational Intelligence*. 2015. Springer, Berlin, Heidelberg, vol. 584, 568 p.
15. Гавриленко, С.Ю., Швердін, І.В., Гейко, Г.В. Оцінка інформативності та вибір ознак при ідентифікації стану комп'ютерної системи. *Сучасні інформаційні системи*, 2021, т.5, No2, с.5-12, DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.2.01>
16. 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.
17. Robnik-Sikonja, M., Kononenko, I. (2003). Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. *Machine Learning* 53 (1-2): 23-69.
18. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. (2020) Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, №4, с. 85–94. – DOI 10.15588/1607-3274-2020-4-9
19. Gorokhovatsky A.V., Gorokhovatsky V.A., Vlasenko A.N., Vlasenko N.V. Quality Criteria for Multidimensional Object Recognition Based Upon Distance Matrices. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2014, Vol. 73, No 18. P. 1661 – 1670.

20. 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>
21. 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.
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: 10.1109/ACCESS.2020.3028740.
23. C. Celik, and H. Sakir, "Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study," Pattern Recognit., vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.patcog.2017.03.006.
24. M. Ghahremani, Y. Liu, and B. Tiddeman, "FFD: Fast Feature Detector," IEEE Trans. Image Process., vol. 30, pp. 1153–1168, Jan. 2021, doi: 10.1109/TIP.2020.3042057.
25. Liu Z. Large-scale CelebFaces Attributes (CelebA) Dataset. URL: <https://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/CelebA.html>.

Received (Надійшла) 28.09.2021

Accepted for publication (Прийнята до друку) 10.11.2021

## ABOUT THE AUTHORS / ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ

**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 Computer Science Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

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

**Власенко Наталія Володимирівна** – кандидат технічних наук, доцент кафедри інформатики та комп'ютерної техніки, Харківський національний економічний університет ім. С. Кузнеця, Харків, Україна;

**Nataliia Vlasenko** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Informatics and Computer Engineering, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: [gorohovatskaja@gmail.com](mailto:gorohovatskaja@gmail.com); ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0002-6841-7086>.

### Редукция описания изображения в составе множества дескрипторов на основе метрического критерия информативности

В. А. Гороховатский, Н. В. Власенко

**Аннотация.** Предмет исследований статьи – методы классификации изображений на множестве дескрипторов ключевых точек в системах компьютерного зрения. Целью является повышение производительности структурных методов классификации путем внедрения индексированных хэш-структур на множестве дескрипторов базы эталонных образов и согласованного цепного сочетания нескольких этапов анализа данных в процессе классификации. Применяемые методы: детектор и дескрипторы BRISK, средства хэширования данных, методы поиска в больших массивах данных, метрический аппарат определения релевантности векторов, программное моделирование. Полученные результаты: разработан эффективный метод классификации изображений на основе внедрения скоростного поиска с использованием индексированных хэш-структур, что ускоряет вычисления в десятки раз; выигрыш во времени вычислений увеличивается при возрастании числа эталонных и дескрипторов в описаниях; особенность классификатора состоит в том, что осуществляется не точный поиск, а с учетом допустимого отклонения данных от эталона; экспериментально проверена результативность классификации, что указывает на работоспособность и эффективность предложенного метода. Практическая значимость работы – построение моделей классификации в трансформированном пространстве хэш-представления данных, подтверждение работоспособности предложенных модификаций классификаторов на примерах изображений, разработка прикладных программных моделей для внедрения предложенных методов классификации в системах компьютерного зрения.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение; структурные методы классификации изображений; дескриптор BRISK; хэширование с учетом близости; хэш-корзина; быстроедействие классификации.

### The image description reduction in the set of descriptors on informativeness metric criteria base

Volodymyr Gorokhovatskyi, Nataliia Vlasenko

**Annotation.** The subject of the research is the methods of image classification on a set of key point descriptors in computer vision systems. The goal is to improve the performance of structural classification methods by introducing indexed hash structures on the set of the dataset reference images descriptors and a consistent chain combination of several stages of data analysis in the classification process. Applied methods: BRISK detector and descriptors, data hashing tools, search methods in large data arrays, metric models for the vector relevance estimation, software modeling. The obtained results: developed an effective method of image classification based on the introduction of high-speed search using indexed hash structures, that speeds up the calculation dozens of times; the gain in computing time increases with an increase of the number of reference images and descriptors in descriptions; the peculiarity of the classifier is that not an exact search is performed, but taking into account the permissible deviation of data from the reference; experimentally verified the effectiveness of the classification, which indicates the efficiency and effectiveness of the proposed method. The practical significance of the work is the construction of classification models in the transformed space of the hash data representation, the efficiency confirmation of the proposed classifiers modifications on image examples, development of applied software models implementing the proposed classification methods in computer vision systems.

**Keywords:** computer vision; structural methods of image classification; BRISK descriptor; hashing based on proximity; hash; classification performance.