

Problems of identification in information systems

УДК 004. 932.2:004.93'1

doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2023.1.01>В. О. Гороховатський¹, О. О. Передрій², І. С. Творошенко¹, Т. Є. Марков¹¹Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна²Харківський національний економічний університет імені С. Кузнеця, Харків, Україна

МАТРИЦЯ ВІДСТАНЕЙ ДЛЯ МНОЖИНИ КОМПОНЕНТІВ СТРУКТУРНОГО ОПИСУ ЯК ІНСТРУМЕНТ ДЛЯ СТВОРЕННЯ КЛАСИФІКАТОРА ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Предметом досліджень статті є методи класифікації зображень у системах комп'ютерного зору. **Мета** – розвинути структурні методи класифікації в аспекті впровадження системи класифікаційних ознак на підґрунті значень матриці відстаней для багатовимірних компонентів опису. **Застосовувані методи:** детектор ключових точок AKAZE, апарат теорії множин і векторних просторів, метричні моделі визначення релевантності для множин багатовимірних векторів, теорія формування розподілів даних, елементи теорії ймовірностей, програмне моделювання. **Отримані результати:** розроблено модифікації методу класифікації зображень на основі впровадження формалізму матриць відстаней для множини компонентів опису, запропоновано інтеграційні моделі для формування класифікаційних ознак та здійснення дій над множинами векторів на основі матриці відстаней, встановлено метричні особливості множин багатовимірних векторів як ознак класифікації. Результативність розроблених модифікацій класифікатора залежить від вибору підмножини та числа дескрипторів у описі, міри для зіставлення описів. На підставі впровадження апарату матриці відстаней вдалося сформулювати інтегровані ознаки у вигляді одновимірних розподілів даних і скоротити обчислювальні витрати при забезпеченні результативності класифікації на навчальній вибірці даних. **Практична значущість роботи** полягає у побудові моделей класифікації на підставі матриці відстаней, підтвердженні працездатності запропонованих модифікацій на прикладах зображень, створенні програмного застосування для впровадження розроблених класифікаторів у комп'ютерному баченні.

Ключові слова: комп'ютерний зір; структурні методи класифікації; дескриптор AKAZE; матриця відстаней; розподіл даних; результативність класифікації.

Вступ. Аналіз джерел

Сьогодні наукові напрямки Data Science та Big Data отримують все більше сфер впровадження, в тому числі і в системах комп'ютерного зору [1-9]. Актуальними темами новітніх досліджень є методи здобування даних у формі структур, створення адаптованих моделей чи ефективного простору даних для здійснення результативних прикладних рішень [4, 8].

У задачах класифікації зображень систему ознак часто формують як множину однотипних багатовимірних векторів, що у достатній мірі відображає класифікаційні властивості візуального об'єкту. Описом об'єкту може бути скінченна множина дескрипторів ключових точок (КТ) зображення. Дескриптор – це багатокомпонентний числовий вектор, що відображає властивості околиці кожної КТ [10-13]. Методи з використанням дескрипторів КТ фізично базуються на особливостях самого зображення. Застосування описів у вигляді набору бінарних дескрипторів є особливо ефективним для вбудованих систем: безпілотних літальних апаратів, мобільних пристроїв, роботизованих та супутникових систем [1, 4-6].

Значення міри релевантності для пари зображень оцінюють як близькість чи віддаленість між двома множинами векторів приблизно однакової потужності [9, 12]. Підґрунтям для визначення такої міри є матриця відстаней, яка містить величину метрики між парами елементів двох множин за

правилом «кожний з кожним». Релевантність множин за принципом голосування еквівалентних елементів теж обчислюється з використанням інформації матриці відстаней [4, 8, 14].

Матрицю відстаней відносять до структурних метричних моделей даних, вона є похідною від набору значень аналізованих даних (в тому числі множин векторів) і містить більш змістовну класифікаційну інформацію про відмінності сукупностей даних, ніж безпосередні значення елементів цих множин. Статистика відстаней навіть всередині однієї множини (опису) суттєво відображає властивості даних і самостійно може бути підставою для здійснення класифікації. Одним із результативних застосувань матриці відстаней є здійснення кластеризації для множини даних чи визначення параметру медоїду множини [2, 15-18].

Матриця відстаней містить повноцінну інформацію про метричні зв'язки між елементами описів. Комплектна інформація може бути підґрунтям для забезпечення максимальної результативності класифікації. Розроблені швидкісні методи [8, 12, 16], засновані на поданні еталонних описів «центрами» даних, але їх результативність може бути недостатньою, так як у значній мірі залежить від узгодження способу вибору центрів та змісту даних.

Матриця відстаней є основою для виявлення підмножин рівноцінних дескрипторів. Такий аналіз може здійснюватися на підготовчому етапі, результатом чого є дія по скороченню опису або врахування дескрипторів з відповідними ваговими коефіцієнтами

тами при здійсненні класифікації. Ці способи сприяють підвищенню продуктивності класифікації [18].

Зважаючи на те, що відстані у багатовимірному просторі ознак подають об'єкти досить близькими між собою, при аналізі матриці відстаней часто буває доцільним аналізувати тільки діапазони значень, що зменшує обчислювальну складність [4, 19].

Відомі застосування матриці попарних відстаней в задачах візуалізації багатовимірних об'єктів на основі карт Кохонена [15], у системах пошуку інформації [3, 19], при оцінюванні результативності класифікації [4, 14]. Інструмент матриці відстаней може бути впроваджено і на множині класів зображень, що відповідає критерію класифікації у виді матриці неточностей [4, 20, 21].

У нашій статті [14] пропонується використання матриці відстаней на множині класів як критерій якості класифікації, що заснований на апараті голосування елементів опису. Результатом дослідження є модель щодо оптимального визначення порогу для визнання еквівалентними двох елементів опису, що є рішенням двокритеріальної задачі оптимізації. Отриманий експериментально для бази зображень домашніх тварин поріг еквівалентності, що забезпечує мінімум агрегованому критерію для дескрипторів surf розмірності 64, має значення 0,32. Проведені експерименти під дією шуму підтвердили результативність такого вибору порогу.

Компоненти опису мають свої характеристики, серед яких виділяють такі як інформативність та метричні співвідношення з представниками класів. Значення цих параметрів оцінюють за допомогою спеціальних критеріїв як на етапі навчання, так і за результатом вимірювання. На підставі цих критеріїв здійснюється редукція описів задля прискорення процесу класифікації, а також приймається апостеріорне рішення про визначення класу розпізнаваного об'єкта [8, 12, 18].

Робимо висновок, що концептуально формалізм матриці відстаней для складу компонентів описів класів досліджено ще недостатньо. Особливо це стосується можливості його застосування у моделях класифікації. На цей час матриця відстаней тільки апріорі використовується як проміжна модель даних при обчисленні ступеня релевантності описів.

Мета роботи – розвинення структурних методів класифікації зображень в аспекті впровадження системи класифікаційних ознак на підґрунті значень матриці відстаней для багатовимірних компонентів опису.

Завдання дослідження полягають у застосуванні апарату матриці відстаней для отримання інтегральних характеристик структурного опису, створення і вивчення моделей класифікації, аналіз результативності розроблених модифікацій класифікаторів шляхом програмного моделювання.

Формалізм матриці відстаней для множин дескрипторів

Нехай $A = \{a_i\}_{i=1}^s$, $B = \{b_j\}_{j=1}^s$ – дві скінченні множини n -мірних векторів з рівнозначною поту-

жністю s , $A \subset R^n$, $B \subset R^n$, $card A = s$, $card B = s$, R^n – простір числових векторів розмірності n . Вибір рівноцінної потужності для аналізованих множин дещо спрощує здійснення аналізу і може бути досягнутий направленим корегуванням потужності множин. Конкретні множини A , B дескрипторів КТ для зображень на практиці відносять до класу мультимножин, тому що вони часто містять близькі і навіть еквівалентні елементи [9].

Розглянемо формалізм матриці відстаней M розміром $s \times s$ для складу елементів двох множин A та B :

$$M[A, B] = \{\{m_{i,j}\}_{i=1}^s\}_{j=1}^s, m_{i,j} = \rho(a_i, b_j), \quad (1)$$

де $\rho(a_i, b_j)$ – деяка відстань у векторному просторі R^n , $a_i \in A$, $b_j \in B$. Для бінарних векторів у якості ρ може бути застосована ефективна у обчислювальному аспекті відстань Хемінга [4, 18].

Формалізм (1) відповідає встановленню метричного відношення Θ для елементів пари множин: $\Theta[A, B] \rightarrow M$, де кожній двійці елементів $a_i \in A$, $b_j \in B$ ставиться у відповідність значення відстані ρ . Як відомо, відстань між об'єктами безпосередньо пов'язана із ймовірністю їх близькості (еквівалентності) в рамках метрично-статистичної теорії класифікації образів [3, 20, 22].

Кожний i -й рядок матриці M відповідає i -й компоненті опису і містить набір відстаней від i -го елемента множини A до всіх елементів множини B . Зважаючи на властивість симетричності для метрики $\rho(a_i, b_j) = \rho(b_j, a_i)$, квадратна матриця M теж буде симетричною. Однак у задачі класифікації одна із множин часто вважається еталоном (наприклад, A), тому аналіз доцільно здійснювати за рядками чи стовпцями M .

Окремим випадком для M є варіант відношення $\Theta[A, A]$, коли вхідні множини співпадають. Тоді матриця M буде відображати спектр значень відстаней для елементів всередині множини A , що теж може бути значимою ознакою для класифікації.

Важлива для класифікації відзнака матриці відстаней полягає в тому, що матриця M зберігає інваріантність до геометричних перетворень зображення. Ця властивість безпосередньо впливає із інваріантності значень дескрипторів. Якщо значення дескриптора зберігається при геометричних перетвореннях, то і відстані до інших дескрипторів теж не змінюються. Зрозуміло, що в реальних умовах функціонування систем комп'ютерного зору як інваріантність дескрипторів, так і інваріантність матриці відстаней фіксується і перевіряється наближено.

На підставі матриці M відстаней із введенням відповідних граничних значень для метрики щодо еквівалентності двох довільних векторів можуть бути визначені такі експериментальні результати дій над множинами, як перетин, об'єднання, різниця,

симетрична різниця та ін. [4, 9, 24]. Потужність множин, отриманих у результаті цих дій, також є класифікаційною ознакою.

Наприклад, якщо елементи a_i, b_j у прикладному аспекті вважати еквівалентними ($a_i \sim b_j$) при виконанні деякої граничної умови для відстані між ними

$$a_i \sim b_j \mid \rho(a_i, b_j) \leq \delta_\rho, \quad (2)$$

де δ_ρ – задане лімітоване значення для метрики ρ , то перетин $A \cap B$ можна визначити як множину елементів A , для яких у відповідному рядку матриці M виконана хоча б одна умова (2). Визначення перетину, різниці та об'єднання множин векторів потрібно, наприклад, для обчислення значення відстані Танімото між описами зображень для класифікації [4]. Відстань Танімото / Жаккара формально визначається відношенням потужностей симетричної різниці та об'єднання множин і чисельно враховує кількісні показники для подібних і несхожих елементів.

За значеннями матриці (1) можна обчислити одну із евристичних мір подібності між описами зображень, що визначається різницею

$$\omega = s_l - s_{nl}, \quad (3)$$

де s_l – число подібних, а s_{nl} – число розбіжних елементів (дескрипторів), що у термінах дій над множинами означає розбіжність потужностей перетину та різниці множин. Якщо значення (3) нормувати на число елементів s множин, то нормована міра (3) буде змінюватися в межах відрізка $[-1, +1]$.

Міра (3) оснований на тому факті, що в ідеальному випадку (повний збіг, $s_l = s$, $s_{nl} = 0$, $\omega = 1$) усі точки множин будуть вважатися подібними. Протилежна ситуація – повна відмінність множин ($s_l = 0$, $s_{nl} = s$, $\omega = -1$). При обчисленні виразу (3) кожна подібна точка через інкрементацію збільшує оцінку релевантності ω порівнюваних множин (описів), а кожна несхожа точка її зменшує.

Застосування для редукції опису

Одне із безпосередніх застосувань апарату матриці відстаней полягає у здійсненні редукції (відбору) найбільш ефективних для класифікації елементів множин на підставі введеного критерію [18]. При цьому реалізується мета скорочення опису зі збереженням необхідної результативності класифікації.

Із експериментальних досліджень відомо, що значна частина дескрипторів КТ для різних класів і всередині класу незначно різняться між собою [4, 7, 14]. Для бінарних векторів – дескрипторів КТ за результатами досліджень можна вважати еквівалентними між собою два вектори у межах відстані Хемінга в 25% від максимуму відстані. Наприклад, для бінарних векторів AKAZE [13, 30] розмірністю 488 два дескриптори вважаються рівноцінними, якщо відстань Хемінга для них не перевищує значення $\delta_\rho = 122$.

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, яка одночасно є підґрунтям для здійснення класифікації методом порівняння з еталоном [9]. Кожний еталонний опис $E_k \subset E$ у формалізмі класифікатора репрезентує окремий клас. Опис еталону $E_k = \{e_v(k)\}_{v=1}^s$ – це скінченна множина дескрипторів КТ у просторі B^n бінарних векторів, $e_v(k) \in B^n$, $s = \text{card } E_k$ – число дескрипторів у множині [12]. Кожний дескриптор $e_v(k)$ бази E має параметр k номеру класу, а загальне число ознак – дескрипторів у базовій множині E складає $\text{card } E = sN$.

Для вектора $z \in E$ як складового елемента $z \in E_k$ у системі класів E впровадимо критерій інформативності $V(z, E)$ [18]:

$$V(z, E) = \rho_m(z, \bar{E}_k) - \rho_m(z, E_k), \quad (4)$$

де $\rho_m(z, \bar{E}_k) = \min_{v, i \neq k} \rho(z, e_v(i))$ – відстань від z до множини елементів бази, що не належать класу E_k , $e_v(i) \in E \setminus E_k$, $\rho_m(z, E_k) = \min_{v, i=k} \rho(z, e_v(i))$ – відстань від z до найближчого елемента із класу E_k . При впровадженні нормованої відстані $0 \leq \rho \leq 1$ значення критерію (4) знаходяться в інтервалі $-1 \leq V \leq 1$. Як бачимо, інформативність (4) – це значимість елемента даних, оснований на відстанях.

На підставі значень матриць відстаней $M[E_k, E_k]$ та $M[E_k, E_j]$, $\forall j \neq k$ визначимо значення критерію (4) для всіх елементів бази E .

На основі значень критерію (4) можна ефективно здійснити редукцію кожної множини E_k , що суттєво скоротить обсяги еталонних описів задля зменшення обчислювальних витрат (часу класифікації).

Дескриптори з невисоким значенням критерію відсіюються як не значимі.

Класифікація здійснюється із використанням відфільтрованої підмножини інформативних дескрипторів опису. Редукція здійснюється на етапі попереднього оброблення даних, і її впровадження безпосередньо ніяк не впливає на часові затрати під час класифікації.

Зрозуміло, що після стиснення множини ознак необхідно в експерименті підтвердити результативність класифікатора на підґрунті новоствореної стисненої системи ознак.

Наряду із впровадженням наведеного критерію інформативності можна застосувати інші схеми редукції системи ознак, що базуються безпосередньо на значеннях матриці відстаней. Один із підходів може базуватися на видаленні із опису підмножин ознак з найбільшими чи найменшими відстанями. Це зводиться до видалення із матриці відповідних рядків і стовпців.

Моделі класифікації

Матриця відстаней між компонентами може бути покладена в основу процедури кластеризації у просторі ознак з подальшою побудовою моделі класифікатора в рамках технології «мішок слів» [5–7]. Як правило, кластеризацію компонентів здійснюють в межах повної множини E , в результаті чого кожний еталон E_k отримує модифікований опис $E_k = (d_1, \dots, d_u)_k$ у виді кількісного подання за системою із u сформованих кластерів. Класифікація при цьому здійснюється шляхом зіставлення вектору кластерного подання об'єкту і еталонів або конкурентним віднесенням елементів опису розпізнаваного об'єкту до системи кластерних центрів бази E [12, 16, 20].

Ще одним застосуванням значень матриці відстаней є обчислення визначних класифікаційних характеристик самого опису. Таким параметром є медоїд множини, що у задачі класифікації застосовується як деякий центр опису. Медоїд – це елемент множини з найменшою сумарною відстанню до решти елементів [2, 4, 19]. Значення медоїду та здійснення ранжирування елементів за агрегованою відстанню покладено в побудову новітніх модифікацій класифікатора на підставі стисненого опису [8].

Медоїд $med A$ для множини A на основі матриці $M[A, A]$ визначається як дескриптор з найменшим значенням суми у рядку (стовпці) матриці

$$z = med A \mid z \in A,$$

$$z = \arg \min_i \sum_{j=1}^s m_{i,j}. \quad (5)$$

Значення матриць $M[A, A]$, $M[A, B]$, $B \neq A$, $B \subset E$ можуть бути покладені в основу оцінювання результативності класифікації в рамках бази E на підставі наявних дескрипторних описів. Це можна здійснити з використанням таких параметрів, як точність класифікації відносно складу компонентів. Точність класифікації оцінюється відношенням кількості правильно ідентифікованих компонентів множини A до загального їх числа s [4, 20]. Факт правильності класифікації для $z \in E_k$ встановлюється предикатом $right(z)$:

$$right(z, M) = 1 \mid z \in E_k, ,$$

$$k = \arg \min_{i,j} \{m_{i,j}\}_{j=1}^{Ns} \quad (6)$$

тобто якщо мінімум у рядку матриць відстаней для бази еталонів E досягається для еталону, якому апріорно належить аналізований дескриптор.

На основі такого попереднього критеріального аналізу сукупності матриць відстаней $M[E_k, E_j]$, $j, k = 1, \dots, s$ формально можна встановити гарантований рівень класифікаційної працездатності для будь-якої новоствореної системи ознак, не проводячи додаткового експериментального дослідження.

Такий заснований на матриці відстаней аналіз конкретних даних бази еталонів може бути підставою для необхідності удосконалення вибраної системи ознак задля забезпечення потрібного рівня результативності класифікації у базі зображень.

Розглянемо набір матриць відстаней для усієї бази еталонів. Якщо образи $M[Z, Z]$ аналізованого об'єкту Z чи еталонних класів E_k задати у вигляді матриць $M[E_k, E_k]$, $k = \overline{1, s}$ то обчислення ступеня релевантності для пари описів можна буде подати як встановлення нового відношення між метричними відношеннями, які відображаються матрицями $\{M[E_k, E_k]\}_{k=1}^N$ та $M[Z, Z]$.

Таке відношення можна створити на підставі статистики значень $M[E_k, E_k]$, $k = \overline{1, s}$. Відомо, що застосування розподілів замість значень даних суттєво знижує обчислювальні витрати на класифікацію [9, 12, 20]. Зважаючи на відомий діапазон величини метрики, що містять матриці, побудуємо для кожної матриці гістограму (розподіл) як число елементів, що приймають фіксоване значення x відстані:

$$q_k[x] = \text{card} \{m_{i,j} \mid m_{i,j} = x\}. \quad (7)$$

Тепер класифікацію можна здійснити у просторі векторів з цілими компонентами, до яких відносяться обчислені значення гістограм $q_k[x]$. Конкретно для метрики Хемінга, застосованої для бінарних дескрипторів розміром 512, маємо діапазон аргументу гістограми $x \in [0, \dots, 512]$.

Тепер класифікацію можна здійснити на підставі метрико-статистичного підходу шляхом обчислення і оптимізації на множині еталонів відстані (наприклад, манхеттенської) між розподілами об'єкту та еталону

$$\rho(M[Z, Z], M[E_k, E_k]) = \rho(q_Z[x], q_k[x]), \quad (8)$$

де $q_Z[x]$ – гістограма значень відстаней для об'єкту.

Зважаючи на те, що при геометричних перетвореннях порядок слідування дескрипторів у описі змінюється, ступінь релевантності двох матриць $M[A, A]$ можна встановити лише за інтегральними критеріями, в тому числі і за розподілами. Крім того, це може бути, наприклад, сума значень стовпців (рядків) матриці, так як вона інваріантна до зміни порядку при аналізі елементів множини.

Для класифікатора, заснованого на елементному аналізі опису, для довільного дескриптора $z \in Z$ об'єкта отримуємо набір даних матриці відстаней з усіма компонентами для повної множини еталонів у вигляді

$$M(z) = \left\{ \begin{array}{c} m_{1,1}, \dots, m_{1,s} \\ m_{2,1}, \dots, m_{2,s} \\ \dots \\ m_{N,1}, \dots, m_{N,s} \end{array} \right\}, \quad (9)$$

де перший індекс є номер еталону, а другий – номер дескриптора у складі еталону. Список (9) може бути основою для побудови класифікатора K , що відносить аналізований дескриптор z до одного із класів $K : z \rightarrow \{1, \dots, N\}$.

Клас k розпізнаваного дескриптора визначимо як аргумент оптимуму на множині класів для функції F матричного аргументу (9)

$$k = \arg \underset{i=1, \dots, N}{opt} F [M(z)]. \quad (10)$$

Результат визначається застосованою формою функції F . У (10) може бути організовано визначення мінімуму або за всім списком розміром $N \times s$, або роздільно для кожного із еталонів (рядок матриці M) з наступним визначенням класу-переможця.

Введемо вектор $\{h_i\}_{i=1}^N$ з цілими значеннями для накопичення голосів класів. На підставі впровадження K для кожного дескриптора $z \in Z$ відповідно до (8) визначимо номер класу k , а потім інкрементуємо акумулятор $h_k = h_k + 1$ для відповідного номеру класу.

За результатом оброблення усього опису Z об'єкту накопичуємо вектор $\{h_i\}_{i=1}^N$.

Клас об'єкту визначимо як аргумент максимуму числа голосів

$$k = \arg \underset{i=1, \dots, N}{max} h_i \parallel h_k \geq \delta_h, \quad (11)$$

де δ_h – деякий поріг для мінімального числа голосів, який можна встановити експериментально для заданої бази. Якщо нерівність у (11) не виконується, клас об'єкту не встановлюється (відмова від класифікації).

Результати комп'ютерного моделювання

Для здійснення моделювання вибрано детектор КТ Kaze у покращеному варіанті AKAZE, що формує дескриптори розміром 488 бітів. Оброблення даних здійснювалося по-бітowo.

Створено програмне забезпечення на основі мови програмування java та бібліотеки алгоритмів комп'ютерного зору OpenCV, для кожного зображення сформовано 40 дескрипторів AKAZE типу MLDB, який дає можливість змінювати розмір дескриптора [30]. Експерименти здійснювалися для трьох класів зображень коней розміром: 300x200 пікселів.

Приклад зображення і виділених координат КТ показано на рис. 1.



Рис. 1. Приклад зображення і координати сформованих КТ

Зважаючи на те, що об'єм даних у матриці відстаней залежить від числа сформованих КТ, для моделювання взято число КТ $s = 40$ в кожному із трьох еталонів. Вибір КТ є параметром, що впливає на результат класифікації, так як на практиці для різних еталонів отримано різне число КТ. Конкретно в експерименті взято 40 перших точок з кожного еталону.

Нами побудовано експериментальні розподіли (7) значень відстаней окремо для кожного з еталонів, що показано різними кольорами на рис. 2. Як бачимо, візуально розподіли у достатній мірі різняться, хоча практично всі їх значення знаходяться у обмеженому діапазоні $0 \dots 320$. Манхетенська відстань (8) складає: еталони (1-2) – 888, (1-3) – 1016, (2-3) – 988. Зважаючи на те, що формально діапазон зміни відстані (8) складає $0 \dots 3200$ ($2s^2$), можна стверджувати, що інтегральні ознаки розподілів (7) для значень матриці можна впровадити для класифі-

кації, так як відмінність між ними для різних еталонів досягає 30% від максимально можливої.

У той же час середня відстань всередині кожного з описів складає значення 182, 190, 194. Якщо орієнтуватися на ці значення, то відносна вага отриманих відстаней у відсотковому плані буде ще вагомішою.

Якщо проаналізувати укрупнене квантоване подання значень еталонних матриць відстаней у інтервальної системі дискретних діапазонів $0 \dots 50$, $51 \dots 100, \dots$, $401 \dots 488$, то отримаємо стиснену розмірність 10 для кожного із розподілів $q_k[x]$ (рис. 3).

У цьому квантованому просторі можна візуально побачити суттєву різницю між аналізованими розподілами в межах діапазону $100 \dots 300$ і приблизно однакові значення для класів у решті діапазонів. Це дає можливість зосередитися на здійсненні аналізу і обчислень лише у скороченому діапазоні відстаней $100 \dots 300$.

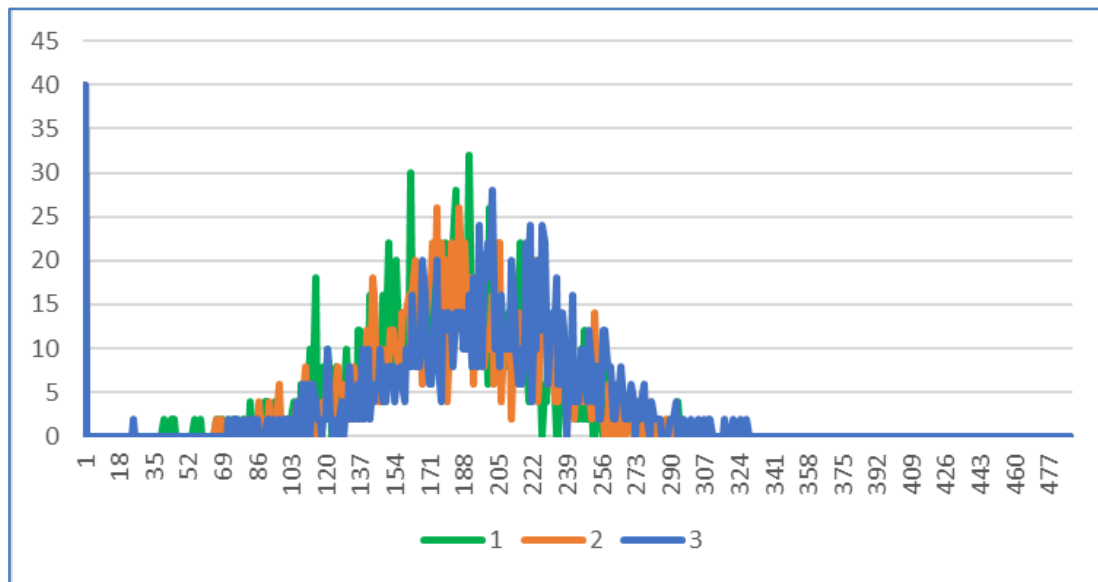


Рис. 2. Розподіли значень матриць відстаней для трьох еталонів

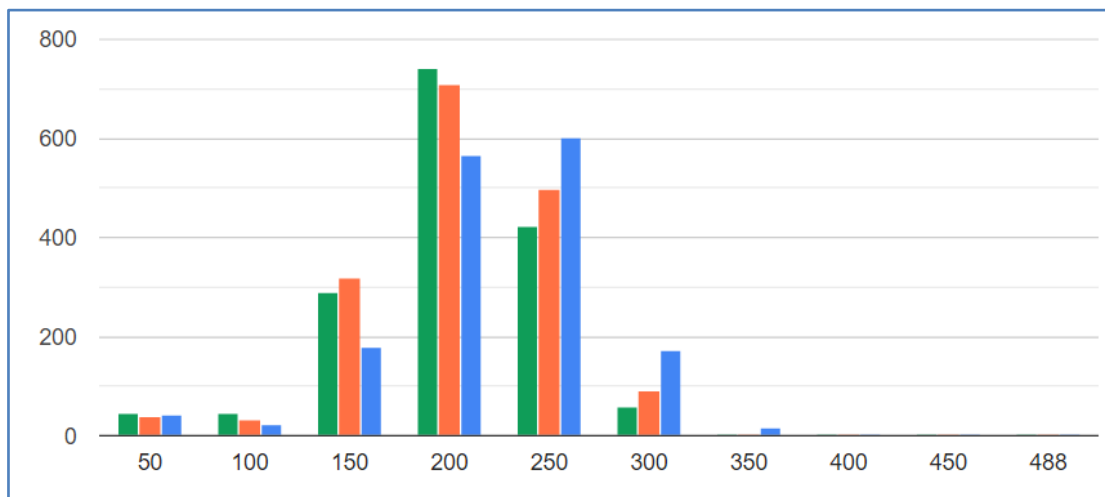


Рис. 3. Розподіли значень матриць відстаней у діапазонах

Нами експериментально перевірено, що цей факт дійсний і для інших зображень, що розширює можливості спрощення для прискорення обчислень у процесі класифікації.

На рис. 3 бачимо підтвердження відомого факту суттєвої близькості між собою у просторі багатовимірних векторів, що помічено дослідниками раніше [4, 9, 12]. Крім цього, на рис. 3 візуально можна помітити істотну відмінність опису зображення 3 від інших, в той час як для зображень 1 та 2 спостерігається деяка близькість. У значеннях метрики це склало: (1-2) – 216, (1-3) – 620, (2-3) – 408. Природно відстані між образами у квантованому просторі дещо зменшилися, але принципова здатність розрізняти зображення збереглась.

Експериментально обчислені відстані між векторами сум для стовпців еталонних матриць відстаней склали: (1-2) – 30524, (1-3) – 44452, (2-3) – 28694. Зважаючи на середні експериментальні значення матриць для еталонів у межах 182-194, можна вважати і вектори сум достатньо значимими класифікаційними ознаками.

Подальше інтегрування значень відстаней шляхом розширення діапазонів показало, що відмінності між розподілами еталонів природно зменшуються. Уже для 5-ти рівноцінних діапазонів класифікація для аналізованих зображень ускладнюється.

Розрахунок точності класифікації за виразом (6) показав, що для множини дескрипторів навчальної вибірки (120 векторів) усі дескриптори класифіковані правильно. Показник точності стосовно множини компонентів склав 1. У матрицях відстаней нулі зустрічаються тільки для «свого» еталону. Це можна пояснити великою розмірністю даних (488), що практично виключає випадкові збіги бітів у багатовимірних векторах. У той же час для реальних ситуацій під дією завад чи перетворень зображення показник точності природно може бути нижчим.

Зважаючи на той факт, що відстань Танімото для використаних у експерименті описів склали 0,5...0,57, бачимо, що, незважаючи на значну подібність аналізованих даних, запропоновані спрощені моделі класифікації забезпечують достатній рівень їх розрізненості на практиці.

Висновки

Матриці відстаней містять важливу класифікаційну інформацію про властивості опису як множини векторів. Для класифікації більш вагомим є аналіз значень матриці відстаней між об'єктом та еталонами. Матрицю відстаней можна побудувати на редукованій підмножині компонентів опису, сформованій за критерієм інформативності.

Інтегральні ознаки у вигляді розподілів значень матриць відстаней та суми елементів їх стовпців дають можливість впевнено здійснити класифікацію, що підтвердило проведення моделювання для навчальної вибірки. Квантоване подання розподілів дає можливість виявити суттєві розбіжності чи подібності між описами.

Виявлена суттєва розбіжність між сформованими розподілами в межах діапазону 100...300 дає

можливість прискорити обчислення у процесі класифікації.

Новизну складає дослідження апарату і моделей формування ознак на основі матриць відстаней у просторі дескрипторів ключових точок з метою здійснення аналізу багатовимірних даних для ефективною класифікації зображень, що сприяє спрощенню процесу оброблення і знижує обчислювальні витрати на класифікацію.

Практична значущість роботи полягає у побудові моделей класифікації на підставі матриць відстаней, підтвердженні працездатності запропонованих модифікацій на прикладах зображень, створенні програмних застосунків для впровадження розроблених класифікаторів у системах комп'ютерного зору. Перспективи дослідження можуть бути пов'язані із опрацюванням різноманіття моделей класифікації на основі формування стиснених описів.

REFERENCES

1. Tymchyshyn, R., Volkov, O., Gospodarchuk, O. and Bogachuk, Yu. (2018), "Modern Approaches to Computer Vision", *Control systems and computers*, No. 6, pp. 46-73, doi: <https://doi.org/10.15407/usim.2018.06.046>
2. Kohonen, T. (2001), *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, available at: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-56927-2>
3. Manning, C.D., Raghavan, P. and Schütze, H. (2008), *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge, University Press, 528 p., available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-39314-3_1
4. Flach, P. (2012), *Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*, Cambridge University Press, New York, USA, 409 p., available at: <http://www.cs.put.poznan.pl/tpawlak/files/ZMIO/W02.pdf>
5. Celik, C. and Sakir, H. (2017), "Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study", *Pattern Recognit.*, Vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>
6. Svyrydov, A., Kuchuk, H. and Tsiapa, O. (2018), "Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study", *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESERT*, pp. 593-597, doi: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>
7. Kuchuk, H., Kovalenko, A., Ibrahim, B.F. and Ruban, I. (2019), "Adaptive compression method for video information", *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, Vol. 8(1), pp. 66–69, doi: <http://dx.doi.org/10.30534/ijatcse/2019/1181.22019>
8. Gorokhovatskiy, V.A. (2011), "Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition", *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 70, No. 15, pp. 1363–1371, doi: <http://dx.doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v70.i15.60>
9. Gorokhovatsky, V. (2014), *Structural Analysis and Intellectual Data Processing in Computer Vision*, SMIT, Kharkiv.
10. By, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Gool, L. (2008), "SURF: Speeded Up Robust Features", *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, Vol. 110, No. 3, pp. 346–359, available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/11744023_32
11. Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., and Bradski, G. (2011), "ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF", *Proceedings IEEE Int. Conference in Computer Vision (ICCV)*, pp. 2564-2571, doi: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>
12. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskiy, V., Tvoroshenko, I. and Zeghid, M. (2022), "Tools for Fast Metric Data Search in Structural Methods for Image Classification", *IEEE Access*, 10, pp. 124738–124746, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3225077>
13. Alcantarilla, P.F., Bartoli, A. and Davison, A.J. (2012), "Kaze features", *Computer Vision – ECCV*, Springer, pp. 214–227, available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-33783-3_16
14. 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, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v73.i18.50>
15. Shklovets, A.V. and Axak, N.G. (2012), "Distance determination between points on the piecewise-smooth Kohonen maps", *Bionics of Intelligense*, Sci. Mag., Vol. 1 (78), pp. 63-67, available at: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/93a5de99-9130-4d12-be94-bc9b48deab74/content>
16. 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: <https://doi.org/10.3390/data3040052>
17. Putyatin, E.P., Gorokhovatskiy, V.O. and Matat, O.O. (2006), *Methods and algorithms of computer vision: training*. manual.: SMITH Company, Kharkiv, 236 p.
18. Gorokhovatskiy, V. and Vlasenko, N. (2021), "The image description reduction in the set of descriptors on informativeness metric criteria base", *Advanced Information Systems*, Vol. 5, Is. 4, pp. 10–16, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.4.02>
19. Gorokhovatskiy, V., Stiahlyk, N. and Tsarevska, V. (2021), "Combination method of accelerated metric data search in image classification problems", *Advanced Information Systems*, Vol. 5, Is. 3, pp. 5–12, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.3.01>
20. Gadetska, S., Gorokhovatskiy, V., Stiahlyk, N. and Vlasenko, N. (2022), "Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification Methods", *CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, 3137, pp. 68-77, doi: <https://doi.org/10.32782/cmisis/3137-6>

21. Szeliski, R. (2010), *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer, 979 p.
22. Duda, R.O., Hart, P.E. and Stork, D.G. (2000), *Pattern classification*, Wiley, 738 p.
23. Bishop, C. M. (2006), *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, 738 p., available at: <https://link.springer.com/book/9780387310732>
24. Mashtalir, S. and Mashtalir, V. (2020), "Spatio-Temporal Video Segmentation", In: Mashtalir V., Ruban I., Levashenko V. (eds) *Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data. Studies in Computational Intelligence*, vol 876. Springer, Cham. pp. 161-210, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-35480-0_4
25. Koval, M., Sova, O., Orlov, O., Shyshatskyi, A., Artabaiev, Y., Shknai, O., Veretnov, A., Koshlan, O., Zhyvylo, Y. & Zhyvylo, I. (2022), "Improvement of complex resource management of special-purpose communication systems", *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, Vol. 5(9(119)), pp. 34–44, doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.266009>
26. Zhou, X., Yu, K., Zhang, T. and Huang, T. (2016), "Image Classification Using Super-Vector Coding of Local Image Descriptors", *European Conference on Computer Vision*, pp. 141–154, available at: http://tongzhang-ml.org/papers/eccv10_supervect.pdf
27. Riffo, V. and Mery, D. (2016), "Automated Detection of Threat Objects Using Adapted Implicit Shape Model", *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.*, Vol. 46, Is. 4, pp. 472–482, doi: <https://doi.org/10.1109/TSMC.2015.2439233>
28. Ramesh, B., Xiang, C. and Lee, T.H. (2015), "Shape classification using invariant features and contextual information in the bag-of-words model", *Pattern Recognition*, Vol. 48, pp. 894-906, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2014.09.019>
29. Gorokhovatskyi, V.A. and Zamula, A.A. (2016), "Employment of Intelligent Technologies in Multiparametric Control Systems", *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 75, No 19, pp. 1775–1785, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v75.i19.60>
30. (2022), *OpenCV Java documentation* (4.7.0-1-g9208dcb07c0), Accessed: Generated on Thu Dec 29 2022, available at: <https://docs.opencv.org/4.x/javadoc/index.html>

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Tymchyshyn R., Volkov O., Gospodarchuk O., Bogachuk Yu. Modern Approaches to Computer Vision. *Control systems and computers*. 2018. № 6. P. 46-73. DOI: <https://doi.org/10.15407/usim.2018.06.046>
2. Kohonen T. Self-Organizing Maps, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2001. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-56927-2>
3. Manning C.D., Raghavan, P., Schütze H. Introduction to Information Retrieval, Cambridge, University Press, 2008. 528 p. URL: <https://nlp.stanford.edu/IR-book/pdf/irbookonlinereading.pdf>
4. Flach P. Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. New York, USA, Cambridge University Press, 2012. 409 p. URL: <http://www.cs.put.poznan.pl/tpawlak/files/ZMIO/W02.pdf>
5. Celik C., Sakir H. Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study. *Pattern Recognit.* Aug. 2017. Vol. 68. P. 1–13. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>
6. 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*. P. 593-597. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>
7. Kuchuk H., Kovalenko A., Ibrahim B.F., Ruban I. Adaptive compression method for video information. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2019. Vol. 8 (1). P. 66–69. DOI: <http://dx.doi.org/10.30534/ijatcse/2019/1181.22019>
8. Gorokhovatskyi V.A. Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2011. Vol. 70, No. 15. P. 1363–1371. DOI: <http://dx.doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v70.i15.60>
9. Гороховатський В.А. Структурний аналіз і інтелектуальна обробка даних в комп'ютерному зренні: монографія. Харків: Компанія СМІТ, 2014. 316 с.
10. By H., Ess A., Tuytelaars T., Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features. *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*. 2008. Vol. 110, No. 3. P. 346–359. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/11744023_32
11. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. Proc. IEEE International Conference in Computer Vision (ICCV). 2011. P. 2564-2571. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>
12. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Zeghid M. Tools for Fast Metric Data Search in Structural Methods for Image Classification, *IEEE Access*. 2022. 10. P. 124738-124746. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3225077>
13. Alcantarilla P.F., Bartoli, A., Davison, A.J. Kaze features. *Computer Vision – ECCV 2012*. Springer. P. 214–227.
14. 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. DOI: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v73.i18.50>
15. Shklovets A.V., Axak N.G. Distance determination between points on the piecewise-smooth Kohonen maps. *Bionics of Intelligense: Sci. Mag.* 2012. 1 (78). P. 63-67. URL: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/93a5de99-9130-4d12-be94-bc9b48deab74/content>
16. Gorokhovatskyi O., Gorokhovatskyi V., Peredrii O. Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features. *Data*. 2018. Vol. 3(4), 52. DOI: <https://doi.org/10.3390/data3040052>
17. Путятін Є.П., Гороховатський В.О., Матат О.О. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посібник. Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. 236 с.
18. Gorokhovatskyi V., Vlasenko N. The image description reduction in the set of descriptors on informativeness metric criteria base. *Advanced Information Systems*. 2021. Vol. 5, Is. 4. P. 10–16. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.4.02>
19. Gorokhovatskyi V., Stiahlyk N., Tsarevska V. Combination method of accelerated metric data search in image classification problems. *Advanced Information Systems*. 2021. Vol. 5, Is. 3. P. 5–12. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.3.01>
20. Gadetska S., Gorokhovatskyi V., Stiahlyk N., Vlasenko, N. Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification Methods. *CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, 2022. P. 68–77. DOI: <https://doi.org/10.32782/cmisis/3137-6>

21. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2010. 979 p.
22. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification, Wiley, 2000. 738 p.
23. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. 2006. 738 p. URL: <https://link.springer.com/book/9780387310732>
24. Mashtalir S., Mashtalir V. Spatio-Temporal Video Segmentation. In: Mashtalir V., Ruban I., Levashenko V. (eds) Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data. Studies in Computational Intelligence, 2020. Vol. 876. Springer, Cham. P. 161–210. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-35480-0_4
25. Koval M., Sova O., Orlov O., Shyshatskyi A., Artabaiev Y., Shknaï O., Veretnov A., Koshlan O., Zhyvylo Y., Zhyvylo I. Improvement of complex resource management of special-purpose communication systems *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. Vol. 5(9(119)). P. 34–44. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.266009>
26. Zhou X., Yu K., Zhang T., Huang T. Image Classification Using Super-Vector Coding of Local Image Descriptors. *European Conference on Computer Vision*. 2010. P. 141–154. URL: http://tongzhang-ml.org/papers/eccv10_supervect.pdf
27. Riffo V., Mery D. Automated Detection of Threat Objects Using Adapted Implicit Shape Model. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.* 2016. Vol. 46, Is. 4. P. 472–482. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSMC.2015.2439233>
28. Ramesh B., Xiang C., Lee T.H. Shape classification using invariant features and contextual information in the bag-of-words model. *Pattern Recognition*. 2015. Vol. 48. P. 894–906. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2014.09.019>
29. Gorokhovatskyi V.A., Zamula A.A. Employment of Intelligent Technologies in Multiparametric Control Systems. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2016. Vol. 75, No 19, pp. 1775–1785. DOI: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v75.i19.60>
30. OpenCV Java documentation (4.7.0-1-g9208dcb07c0). Accessed: Generated on Thu Dec 29 2022, 2022. URL: <https://docs.opencv.org/4.x/javadoc/index.html>

Received (Надійшла) 30.11.2022

Accepted for publication (Прийнята до друку) 22.02.2023

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 Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;

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

Передрій Олена Олегівна – кандидат технічних наук, доцент кафедри інформатики та комп'ютерної техніки, Харківський національний економічний університет ім. С. Кузнеця, Харків, Україна;

Olena Peredrïi – PhD in Technical Sciences, associate professor of the Department of Informatics and Computer Engineering, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: elena.peredrïi@ukr.net; ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0003-0390-1931>.

Творошенко Ірина Сергіївна – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;

Iryna Tvoroshenko – PhD in Technical Sciences, associate professor, associate professor of the Department of Informatics, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: iryna.tvoroshenko@nure.ua; ORCID ID: <http://orcid.org/000-0002-7184-8143>.

Марков Тарас Євгенович – студент кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;

Taras Markov – student of Informatics Department, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: taras.markov@nure.ua; ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0002-0256-8367>.

Distance matrix for a set of structural description components as a tool for image classifier creating

Volodymyr Gorokhovatskyi, Olena Peredrïi, Iryna Tvoroshenko, Taras Markov

Abstract. The subject of the paper is the methods of image classification in computer vision systems. The goal is the further development of structural classification methods in terms of introducing a system of classification features based on the values of the distance matrix for multidimensional description components. Applied methods: AKAZE keypoint detector, set theory and vector spaces methods, metric models for determining relevance for a set of multidimensional vectors, theory of data distribution formation, elements of probability theory, software modeling. Results: modifications of the image classification method based on the implementation of the formalism of distance matrices for a set of description components have been developed, integration models for the formation of classification features and actions on sets of vectors based on the distance matrix have been proposed, metric features of a set of multidimensional vectors as classification features have been established. The effectiveness of the developed modifications of the classifier depends on the choice of a subset and the number of descriptors in the description, a measure for comparing descriptions. Based on the introduction of the distance matrix, it was possible to form built-in features in the form of one-dimensional data distributions and reduce computational costs while ensuring the effectiveness of classification on the training data set. The practical significance of the work is the formation of classification models based on the distance matrix, confirming the performance of the proposed modifications using image examples, and creating a software application that applies the proposed classifiers in computer vision.

Keywords: computer vision; structural image classification methods; AKAZE descriptor; distance matrix; data distribution; effectiveness of classification.