

В. О. Гороховатський<sup>1</sup>, А. П. Запорожченко<sup>1</sup>, Т. О. Сірик<sup>1</sup>, О. П. Тарасенко<sup>2</sup>

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

<sup>2</sup> Харківський навчально-науковий інститут ДВНЗ Університет банківської справи, Харків, Україна

## ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ОЗНАК РОЗПОДІЛІВ ДАНИХ ДЛЯ ОБЧИСЛЕННЯ РЕЛЕВАНТНОСТІ ОПИСІВ ЗОБРАЖЕНЬ

**Анотація.** Предметом досліджень статті є моделі ознак розподілів даних дескрипторів ключових точок для вирішення задач розпізнавання та класифікації візуальних об'єктів у системах комп'ютерного зору. **Метою** є дослідження модифікації методу структурної класифікації на підставі зіставлення розподілів даних для фрагментів дескрипторного опису зображення. **Завдання:** розроблення математичних та програмних моделей для ефективного за швидкодією обчислення релевантності описів на підставі розподілів даних, вивчення властивостей цих моделей, оцінювання результативності у задачі класифікації зображень. Застосовані **методи:** детектор ORB для формування дескрипторів ключових точок, статистичний аналіз даних, методи побудови розподілів бітових даних, апарат метричного визначення релевантності, програмне моделювання. Отримані **результати.** Перехід від опису як множини дескрипторів до розподілів фрагментів, побудова та зіставлення розподілів забезпечують достатню результативність класифікації. Класифікація виконується у кілька разів швидше, ніж при використанні безпосередньо множини дескрипторів. **Висновки.** Наукова новизна дослідження полягає в удосконаленні методу структурної класифікації зображень на основі впровадження блочної структури опису із використанням значень розподілу для фрагментів множини дескрипторів. **Практична значущість** – досягнення суттєвого рівня підвищення швидкодії при обчисленні релевантності для класифікації, підтвердження результативності запропонованого простору ознак на прикладах зображень, отримання прикладних програмних моделей для дослідження та впровадження методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

**Ключові слова:** комп'ютерний зір, структурні методи класифікації зображень, ключова точка, детектор ORB, дескриптор, розподіл даних фрагменту, релевантність описів, манхеттенська метрика, швидкодія класифікації.

### Вступ

Процес зіставлення зображень з метою визначення ступеню їх релевантності у сучасних системах комп'ютерного зору потребує вирішення ряду задач та є досить складним як з точки зору коректності критерію для порівняння (пошук результативного способу, підбір параметрів), так і з точки зору ефективності прикладного застосування [1-7]. На цей час результативним є застосування структурного підходу, одним з варіантів якого є апроксимація об'єкта множиною ключових точок (КТ). При суттєвому скороченні обсягу даних можливо забезпечити важливі характеристики розпізнавання, такі як достовірність та стійкість до завад, інваріантність до афінних перетворень об'єктів, можливість розпізнавання в умовах неповного подання [6]. Описи об'єктів тут подаються у вигляді наборів дескрипторів КТ як скінченної множини числових векторів достатньо високої розмірності [7]. Перехід до подання даних у вигляді системи їх складових частин меншої розмірності сприяє спрощенню прикладного застосування [2, 4, 8, 13].

Основними напрямками побудови методів класифікації зображень на підґрунті визначення релевантності є застосування метрик на множинах дескрипторів КТ та голосування, де підраховується кількість або доля елементів опису зображення, що містяться у еталоні.

Викликає інтерес зниження об'єму обчислювальних ресурсів при використанні структурних методів із застосуванням сучасного статистичного аналізу даних, який виявляє знання у даних, а також кількісно описує дані через основні статистичні

показники. У техніках розпізнавання поширеною практикою є формування та зіставлення значень розподілів дескрипторів КТ, а також використання апарату просторово-статистичного аналізу даних, який в аспекті розпізнавання базується на узагальненні опису об'єкта у вигляді обчислення нових ознак для сукупності фрагментів [2, 7].

Метою статті є дослідження ефективності використання статистичних розподілів дескрипторів КТ задля прийняття класифікаційного рішення на підставі обчислення релевантності описів та порівняння результативності застосування розподілів даних з моделями голосування.

Задачами дослідження є розроблення моделі для визначення релевантності зображень на підставі статистики їх структурних описів, ефективних за швидкодією оброблення даних, аналіз властивостей цих моделей, порівняння та оцінювання результативності запропонованих підходів шляхом експериментального оброблення зображень.

### Статистична модель опису у просторі ознак

Бітовий вид дескрипторів КТ у просторі  $B^n$  бінарних векторів ( $n$  – ступінь двійки) дає можливість запровадити оброблення дескриптора як кортежу послідовних елементів, діапазон значень яких відомий. Це дає змогу розглядати наявний структурний опис, що є множиною бінарних векторів, у синтезованому просторі даних та здійснювати статистичний аналіз чи класифікацію зображень з урахуванням властивостей змісту еталонних описів.

Опис  $Z$  розпізнаваного візуального об'єкта визначимо у вигляді скінченної множини

$Z = \{z_v\}_{v=1}^s$ ,  $z_v \in B^n$ ,  $Z \subset B^n$  із  $s$  бінарних дескрипторів КТ, наприклад, сформованих детекторами BRISK, AKAZE, ORB [8, 13-18].

Для фіксованого числа  $n$  опис об'єкту подамо бінарною матрицею  $D = \{\{d_{i,j}\}_{i=1}^s\}_{j=1}^n$ , сформовану послідовністю отриманих детектором  $s$  дескрипторів КТ. Для спрощення аналізу вважаємо значення  $s$  однаковим для всіх еталонів, цього нескладно досягти цілеспрямованим відбором необхідної кількості дескрипторів.

Кожний рядок матриці  $D$ , що є дескриптором КТ, подамо у виді  $m$  непересічних фрагментів (блоків), що послідовно слідуєть один за одним [2, 7]. Отримаємо новий простір даних, перевагою якого є можливість аналізувати внутрішню структуру та статистичні властивості опису, на основі чого його можна буде віднести до одного із еталонних класів.

Застосуємо мережу блоків як основу для класифікації об'єкту. Такий спосіб формування ознак надає додаткову гнучкість при обробленні. Також подання дескрипторів у вигляді розподілів фрагментів дає можливість будувати моделі класифікації на основі голосування, в якому кожна з  $m$  ділянок незалежно голосує за той чи інший клас з бази еталонів [3, 4]. Рішення приймається коаліцією або за досягнення порогу.

Після розбиття  $\forall z_v \in Z$  на  $m$  непересічних блоків для кожного дескриптора  $z_v$  отримуємо фіксовану структуру  $z_v = z_v^1 \& z_v^2 \& \dots \& z_v^m$  «зчеплених» в ланцюжок елементів, де  $z_v^k$  –  $k$ -й блок дескриптора  $z_v$ . Кожний із дескрипторів тепер складається із  $m$  однотипних бінарних даних, значення яких у послідовності можна записати кортежем цілих чисел. У результаті опис  $Z$  набуває виду матриці  $D$  із  $s$  рядків по  $m$  елементів у рядку.

Зважаючи на впроваджену рівноцінність діапазонів для значень кожного із фрагментів та відображення сукупністю дескрипторів властивостей аналізованого об'єкту, побудуємо розподіли даних на підставі аналізу матриці  $D$  [2]. Для цього задамо відображення  $\Omega: Z \rightarrow Q$ ,  $Z \subset B^n$  із множини бінарних векторів у множину  $Q$  цілочисельних векторів потужності  $w < n$ , що містять статистичні розподіли значень фрагментів. Відображення  $\Omega$  забезпечує ідентифікацію та розрізнення об'єктів у просторі значень розподілів.

Визначимо розподіл (рейтинг зустрічальності)  $q \in Q$  як вектор  $q = \{q_1, \dots, q_w\}$  цілих чисел, де  $q_i$  – це число значень для  $k$ -го фрагмента, що дорівнюють  $i$ ,  $i = \overline{1, w}$ , серед відповідних фрагментів усієї множини  $Z$ :

$$q_i = \text{card}\{z_v^k \in z_v, z_v \in Z \mid z_v^k = i\}. \quad (1)$$

Тоді виконується умова  $\sum_i q_i = s$ , так як сума значень ланок для розподілу  $q$  дорівнює числу  $s$

дескрипторів опису  $Z$ . Зауважимо, що  $w$  – це число ланок розподілу, які належать діапазону  $[0, \dots, w-1]$ .

Для кожного із  $m$  фрагментів побудуємо розподіл  $q = \{q_1, \dots, q_w\}$ , величина  $w$  визначена діапазоном значень даних для фрагмента. Наприклад, дескриптор ORB із 256 бітів може представлятися кількома варіантами послідовності із  $m = 2^d$  фрагментів, де  $d = 0,8$ .

Загалом опис  $Z$  під дією відображення  $\Omega$  трансформується у матрицю  $Q = \{\{q_{i,v}\}_{i=1}^m\}_{v=1}^n$ , що містить розподіли. Кожне значення підраховується як кількість потрапляння відповідного значення фрагменту серед множини усіх дескрипторів.

Матриця  $Q$  відтворює статистичні властивості опису  $Z$  у вигляді кортежу розподілів значень його складових. Статистичні розподіли даних узагальнюють знання у відповідності до фундаментальної концепції машинного навчання [6, 14].

### Визначення релевантності зображень за розподілами даних

Опрацюємо матрицю  $D$  опису, обчислимо значення сум вздовж її стовпців, що відповідає аналізу 1-бітового фрагменту, отримаємо вектор:

$$t = (t_1, \dots, t_j, \dots, t_n), t_j = \sum_{i=1}^s d_{i,j}, j = \overline{1, n}. \quad (2)$$

Це будуть ознаки найнижчого рівня, що у повній мірі зберігають інваріантні властивості множини дескрипторів опису  $Z$ .

На базі ознак  $t_j$  можна обчислити ознаки високого рівня  $u_k$  для блоків бітів [7]

$$u_k = \sum_{j=k}^{k+b-1} t_j, \quad (3)$$

де  $b = n/m$  – розмір, а  $k = 1, b+1, 2b+1, \dots, n-b+1$  – номер фрагмента.

Ознаки (3) реалізують крос-кореляційне оброблення матриці  $D$  з прямокутною маскою розміром  $b \times s$  [2]. У результаті обчислення (3) отримуємо цілочисельний вектор  $u_k$  розмірністю  $m$ . Параметр  $m$  характеризує систему фрагментів, зі збільшенням розміру фрагмента від 1 до  $n$  значення  $m$  зменшується від  $n$  до 1. При  $m = 1$  маємо  $b = n$ , тобто кожний дескриптор містить один фрагмент, а величина  $u_1$  визначається одним значенням і дорівнює сумі бітів усього опису. При  $m = n$  маємо іншу граничну ситуацію:  $n$  1-бітових фрагментів, а  $u_k$  обчислюється як сума стовпця матриці  $D$ .

Значення вектора  $u = (u_1, \dots, u_k, \dots, u_m)$  можуть бути використані як самостійні структурні ознаки статистичного виду. Зважаючи на достатньо просту модель обчислення функцій (3), всі вони для довільного розміру фрагмента  $m$  визначаються нескладно (логічно або додаванням цілих чисел), базуючись на 1-бітових значеннях (2).

На основі подання (3) може бути застосовано також ієрархічний спосіб розпізнавання, що використовує для зіставлення з еталонами систему ознак  $u_k$  з різним ступенем інтегрування даних [7].

Діапазон цілих значень для ознак  $u_k$  безпосередньо можна визначити за розміром фрагмента як  $u_k \in \{0, \dots, sb\}$ . Загалом вектор  $u$  є інтегрованою характеристикою, яку можна нормувати за кількістю дескрипторів або розміром фрагменту.

Оброблення виду (3) є різновидом просторового аналізу значень для множини дескрипторів вздовж координат їх компонентів. Іншими варіантами такого оброблення є фільтрація чи розклад дескриптора за системою ортогональних функцій [4, 5].

Для визначення релевантності описів застосовують відстань або міру близькості. Ці поняття відрізняються рівнем вимог: міра близькості повинна бути симетричною, максимальною при порівнянні об'єкта із самим собою, а також монотонно спадати при збільшенні значення відповідної метрики. Відстань також повинна бути симетричною, задовольняти нерівності трикутника та дорівнювати нулю при порівнянні об'єкта з самим собою [1].

Оберемо метрику для обчислення релевантності  $R$  у вигляді відстані між матрицями для описів  $Q$  двох зображень. Вибір метрики найчастіше ґрунтується на основі аналізу простору даних [1]. Найбільш популярні метрики: Евкліда, Махаланобіса, Геммінга, Манхеттенська. Застосуємо Манхеттенську відстань  $r$  для векторів виду (3), що визначають розподіли:

$$r[u(a), u(b)] = \sum_{i=1}^m |u_i(a) - u_i(b)|, \quad (4)$$

де  $a, b$  – однотипні розподіли даних.

Тепер визначимо релевантність  $R$  описів  $A$  та  $B$  на підставі співставлення (4) множини їх розподілів щодо введеної системи фрагментів як відстань між матрицями:  $Q(A)$  та  $Q(B)$ :

$$R[Q(A), Q(B)] = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^m r[q_{i,j}(A), q_{i,j}(B)] \quad (5)$$

Мінімальне значення  $R_{\min}$  дорівнює 0 за ідентичних розподілів. Максимальне обчислюється за формулою  $R_{\max} = 2 * w * m$ .

Особливістю обчислення релевантності (5) є можливість зупинити процес додавання, якщо контрольоване значення  $R$  перевищить деякий поріг  $\delta$ , що фіксує відсутність подібності описів. Також для оцінювання обсягів обчислювальних витрат важливо, що у виразі (5) підсумовуються виключно цілі невід'ємні числа.

Одним із найважливіших параметрів при порівнянні розподілів є довжина фрагменту. При її визначенні потрібно, у першу чергу, забезпечити необхідний рівень розрізнення об'єктів, а у другу – оцінювати загальний обсяг обчислень.

Метрика в (5) обчислюється  $m * w$  разів. Для застосувань з обмеженими ресурсами бажано використовувати як можна менші значення  $m$ . З іншого боку, інформації від розподілів окремих бітів чи пар бітів може не вистачити для досягнення достатнього рівня відмінності описів.

### Результати експериментального дослідження

Для визначення релевантності зображень та оцінювання ефективності запропонованого підходу будемо використовувати тестові зображення чотирьох монет (приклад на рис. 1), змінюючи кількість КТ у описі. Розмір зображень складає 635x640 [12]. Вибрано програмне середовище IntelliJ IDEA 2019. Алгоритм реалізовано мовою Java із використанням засобів бібліотеки Open CV [10-13]. Виміри швидкодії проводились на комп'ютері з процесором Intel Core i5-4510U 2.40 ГГц.

На рис. 2 наведені гістограми розподілів значень біту (0 та 1) для першого зображення рис. 1 (1000 КТ). Значення стовпця відображає кількість дескрипторів з відповідним значенням у  $i$ -му фрагменті. Для фрагментів у один біт – це кількість нулів та одиниць.



Рис. 1. Приклади тестових зображень з виділеними координатами КТ

Рис. 3 демонструє порівняння частоти значення 1 у відповідних фрагментах зображень 1 та 2 (рис. 1) для перших 20 фрагментів. З гістограм рис. 3 видно, що значення розподілів, хоч і дуже схожі, зате у достатній мірі відрізняються майже у кожному біті.

У таблиці 1 наведені нормовані на число КТ від 0 до 1 відстані, що розраховані для пар експериментальних зображень із різною кількістю КТ за формулою (5).

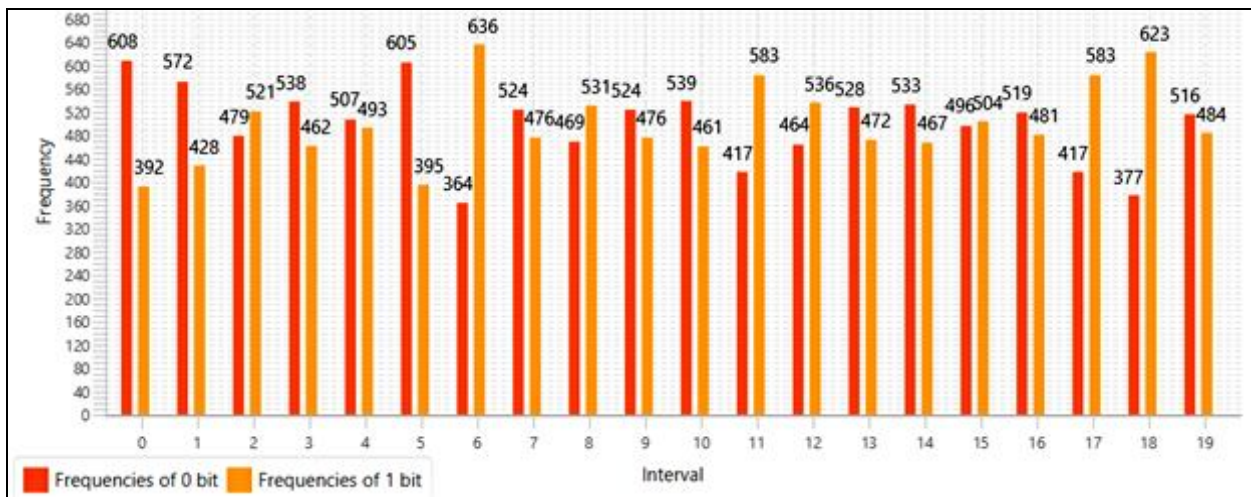


Рис. 2. Розподіл значень 20 однобітових фрагментів

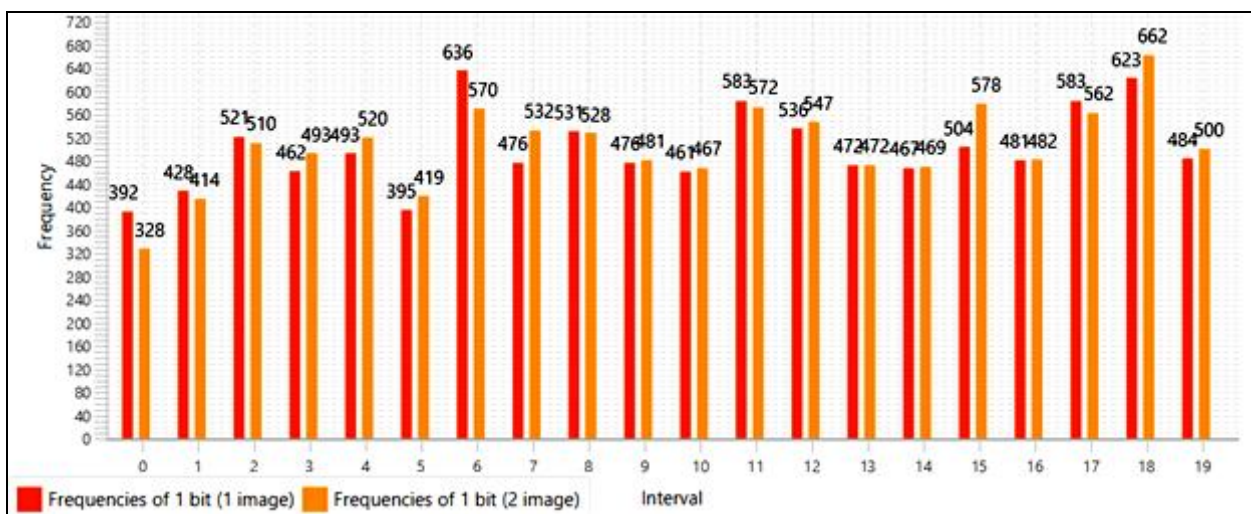


Рис. 3. Розподіли значень для зображень рис. 1

Таблиця 1-Обчислені відстані для пар зображень (1 біт)

КТ	Пари	Відстані					
		1-2	1-3	1-4	2-3	2-4	3-4
100		0.0657	0.0823	0.0731	0.0849	0.0632	0.0813
300		0.0492	0.0518	0.0507	0.0546	0.0502	0.0657
500		0.0408	0.0453	0.0411	0.0407	0.0453	0.0534
1000		0.0275	0.0321	0.0297	0.0316	0.0350	0.0393

Як бачимо, для усіх пар зображень відстань не перевищує 10% від максимальної відстані та зменшується зі збільшенням числа КТ. Такий результат вважаємо прийнятним, оскільки зображення, що порівнюються, візуально доволі схожі (рис. 1). На підставі цього дослідження можна вказати на наявні чіткі позитивні властивості ознак статистичних розподілів щодо завдання розрізнення описів.

Оцінимо, як впливає на значення відстані довжина фрагменту. У таблиці 2 наведені значення відстаней для пар зображень із різною кількістю КТ та довжиною фрагмента 2 біти.

Можна помітити, що відстані для пар зображень у порівнянні з табл. 1 дещо збільшились. Цей

факт свідчить про те, що на підставі 2-бітових розподілів зображення розрізняються краще, ніж із використанням 1-бітових. Зі збільшенням кількості КТ у описі відстань, як і у випадку з фрагментами довжиною 1, зменшується, тобто дані «зближаються».

З аналізу гістограми значень фрагментів для 2 бітів, аналогічної до гістограми на рисунку 3, стає помітним тренд до збільшення різниці значень. Ця властивість стає більш вираженою при збільшенні розміру фрагменту. Таблиці 3 та 4 містять відстані для пар зображень із довжиною 4 та 8 бітів (до 1000 КТ). З цих даних можна вивести, що у порівнянні з 2 бітами відстані у таблицях 3 та 4 збільшились у 2 та 5-6 разів відповідно.

Таблиця 2 – Відстані для пар тестових зображень (2 біти)

Пари КТ	1-2	1-3	1-4	2-3	2-4	3-4
100	0.1095	0.1298	0.1223	0.1316	0.1076	0.1289
300	0.0800	0.0813	0.0811	0.0883	0.0811	0.1043
500	0.0629	0.0707	0.0653	0.0678	0.0693	0.0837
1000	0.0442	0.0507	0.0486	0.0506	0.0543	0.0595

Таблиця 3 – Відстані для пар тестових зображень (4 біти)

Пари КТ	1-2	1-3	1-4	2-3	2-4	3-4
100	0.2328	0.2477	0.2444	0.2491	0.2370	0.2550
300	0.1548	0.1519	0.1515	0.1600	0.1592	0.1830
500	0.1218	0.1291	0.1241	0.1247	0.1307	0.1485
1000	0.0911	0.0956	0.0948	0.0921	0.0962	0.1030

Таблиця 4 – Відстані для пар тестових зображень (8 бітів)

Пари КТ	1-2	1-3	1-4	2-3	2-4	3-4
100	0.6709	0.6691	0.6541	0.6797	0.6750	0.6728
300	0.4793	0.4719	0.4685	0.4843	0.4742	0.4988
500	0.3906	0.3915	0.3864	0.3984	0.3916	0.4049
1000	0.2917	0.2916	0.2954	0.2939	0.2907	0.2945

Як бачимо, використання 8-бітових розподілів суттєво збільшує відстань між описами зображень, бо бінарні значення даних тепер уже «розмазані» у діапазоні від 0 до 255. Як показали проведені нами додаткові експерименти, застосування таких розподілів з досить великою (1000-2000) кількістю КТ дають значні показники відстані для різних зображень та значно менші для однакових зображень з геометричними трансформаціями.

Проаналізувавши отримані таблиці, можна сказати, що для забезпечення ефективного розрізнення зображень з прикладної бази еталонів (рис. 1) найбільш дієвими будуть варіанти з розміром фрагмента 4-8 бітів та 1000-2000 КТ. Для довільних зображень конфігурація фрагментів та число КТ обирається експериментально задля досягнення необхідного ступеню розрізненості.

Проведемо вимірювання швидкодії обчислення релевантності з використанням детектору ORB і фрагментів розміром у 1 та 8 бітів. Будемо фіксувати сумарний час роботи детектора (для двох зображень), побудови розподілів та підрахунку відстані ( $t_{total}$ ,  $t_{dist}$ ), а також окремо час підрахунку відстані ( $t_{dist}$ ). Результатом вважатимемо середнє значення серед трьох запусків програмної моделі. Заміри занесемо у табл. 5.

Таблиця 5 – Виміри швидкодії

1 біт				8 біт			
Число КТ	$t_{dist}$ нс	$t_{total}$ нс	Відстань	Число КТ	$t_{dist}$ нс	$t_{total}$ нс	Відстань
100	65	35699	0.0632	100	29	23433	0.6750
300	59	38966	0.0502	300	45	34934	0.4742
500	48	44001	0.0453	500	50	39757	0.3916
1000	52	54105	0.0350	1000	49	37950	0.2907
2000	47	91111	0.0258	2000	46	44398	0.2144

Згідно з отриманими показниками витрат часу, застосування детектору ORB демонструє достатньо високу швидкодію, яка практично не зменшується при збільшенні кількості КТ в межах від 100 до 2000. Це робить його найліпшим вибором при визначенні релевантності зображень та вирішенні практичних задач, пов'язаних з необхідністю оброблення у реальному часі. При порівнянні половин табл. 5 помітна суттєва різниця між значеннями  $t_{total}$  при тому, що кількість КТ не змінилась, а  $t_{dist}$  змінилась несуттєво. Так трапилось, бо з довжиною фрагменту у 1 біт число фрагментів у 8 разів більше, тому безпосередньо побудова розподілу займає значну частку часу. На величину часу обчислення відстані майже не впливає кількість КТ, а визначну роль відіграє тільки розмір дескриптора.

## Висновки

Дослідження показало, що подання зображень візуальних об'єктів у вигляді статистичних розподілів для фрагментів дескрипторів їх опису та подальше зіставлення цих розподілів у побудованому просторі ознак забезпечує необхідну результативність розпізнавання та дає можливість приймати рішення про релевантність за окремими елементами, що важливо у прикладному сенсі. Таке оброблення реалізується значно швидше, ніж на підставі традиційних процедур голосування.

Оброблення за значеннями згрупованих розподілів формує структуру даних зі змінюваним параметром деталізації та значимими властивостями опису. Ключовим параметром при цьому є розмір фрагменту, що визначає виразність розподілу.

Наукова новизна дослідження полягає в удосконаленні методу класифікації зображень на основі впровадження блочної структури із використанням інтегрованих значень розподілу для системи фрагментів множини дескрипторів опису.

Практична значущість роботи – досягнення суттєвого рівня підвищення швидкодії при обчисленні релевантності, підтвердження результативності запропонованої системи ознак на прикладах зображень, отримання прикладних програмних моделей для дослідження та впровадження методів класифікації в системах комп'ютерного зору.

Перспективи дослідження пов'язані із використанням розробленого методу як підгрунтя при розв'язанні задач класифікації, де на множині фрагментів дескрипторів аналізується структура, у якій підмножини фрагментів можуть підтримувати суперечливі рішення.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гороховатский В.А. (2014) Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении, Харьков, Компания СМІТ, 316 с.
2. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Пономаренко Р.П. (2018) Статистичні розподіли та ланцюжкове подання даних при визначенні релевантності структурних описів візуальних об'єктів. Системи управління, навігації та зв'язку, №6 (52), с. 87–92.
3. Gorokhovatsky, V.O. and Gadetska, S.V. (2019) Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions, Telecommunications and Radio Engineering, 78 (3), pp. 211–220. – doi: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i3.20.
4. Гороховатский В.А., Ересько Ю.Н., Путятин Е.П., Стрельченко В.И. (1990) Локализация объектов на изображениях визуальных сцен. Автоматика, №6, с. 3-7.
5. Gorokhovatsky V.A., Gorokhovatsky A. V., Berestovsky A.Ye. (2016) Intellectual Data Processing and Self-Organization of Structural Features at Recognition of Visual Objects. Telecommunications and Radio Engineering, vol. 75, No 2. – P. 155–168.
6. Gorokhovatskiy V.A. (2011) Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition. Telecommunications and Radio Engineering, vol. 70, No 15. – p. 1363–1371.
7. Гороховатський В.О., Руденко Д.О., Сірик Т.О. (2019) Дослідження системи ієрархічних ознак при блочному поданні опису у складі множини ключових точок зображення. Системи управління, навігації та зв'язку, №2 (54), с. 69–73. – doi: 10.26906/SUNZ.2019.1.003.
8. Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., and Bradski, G., (2011) ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Proceedings, pp. 2564-2571.
9. Вадзинский Р. (2008) Статистические вычисления в среде EXCEL. Библиотека пользователя, СПб., 608 с.
10. Прохоренко Н.А. OpenCV и Java. (2018), Обработка изображений и компьютерное зрение, СПб., БХВ-Петербург, 320 с.
11. OpenCV Open Source Computer Vision [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://docs.opencv.org/master/index.html>.
12. Зображення нових монет Національного банку України [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://telegraf.design/news/natsionalnij-bank-prezentuvav-novi-obigovi-moneti>.
13. Vinay, A., Cholin, A.S., Bhat, A.D., Murthy, K.B., Natarajan, S. (2018) An Efficient ORB based Face Recognition framework for Human-Robot Interaction. Procedia Computer Science 2018, 133, 913–923.
14. Y Zhang, C Li, C Cao et al. (2018) An Improved ORB Feature Point Matching Algorithm. Proceedings of the 2018 2nd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence, pp. 207-211.
15. Bian J, Lin W Y, Matsushita Y et al. (2017) GMS: Grid-Based Motion Statistics for Fast, Ultra-Robust Feature Correspondence. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
16. Мариношенко А. П. (2018) Использование методов особых точек с целью улучшения идентификации и детектирования навигационных сигналов. Молодой ученый. — 2018. — №4.
17. Гороховатский В.А. (2008) Иерархия пространственных отношений структурных признаков в задачах сопоставления визуальных объектов. Системи управління, навігації та зв'язку: зб. наук. пр., 3(7), с. 85–89.
18. Porter, F.C. (2008) Testing Consistency of Two Histograms. ArXiv e-prints, pp. 1–35.

Received (Надійшла) 19.12.2019

Accepted for publication (Прийнята до друку) 29.01.2020

### Investigation of the effectiveness of data features distribution for image relevance estimation

V. Gorokhovatskiy, A. Zaporozhchenko, T. Siryk, O. Tarasenko

**Abstract.** The subjects of the paper are the models of data attributes distribution of key point descriptors for recognition and classification of visual objects in computer vision systems. **The goal** is the investigation of the modification of an image structural classification method based on the matching fragment distributions of image descriptor set. **The tasks** include the development of mathematical and software models of efficient relevance estimation based on the data distribution, investigation of the properties of these models, evaluation of the effectiveness of image classification. **Methods below** are used: an ORB detector to form the key point descriptors, data mining, methods for construction of the bitwise data distribution, a method of metric relevance estimation, software modeling. **The following results** were obtained. The transition from the sets of descriptors to distributions of fragments, the construction and matching of distributions provide the decent classification performance. Classification is performed several times faster compared to the usage of descriptor sets directly. **Conclusion.** The contribution of the paper is the improvement of the structural image classification method with the description of a block structure using distribution values for fragments of the set of key point descriptors. **The practical significance** of the paper is the increase of image relevance calculation speed, verification of the effectiveness of the proposed attribute space with image examples, obtaining of an application software models for research and implementation of classification methods in computer vision systems.

**Keywords:** computer vision, structural image classification methods, key point, ORB detector, descriptor, fragment data distribution, descriptive relevance, Manhattan metric, speed of relevance estimation.