

В. О. Гороховатський, Р. П. Пономаренко

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

## КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ПІДСТАВІ ФОРМУВАННЯ НЕЗАЛЕЖНОЇ СИСТЕМИ КЛАСТЕРІВ У СКЛАДІ СТРУКТУРНИХ ОПИСІВ БАЗИ ЕТАЛОНІВ

**Анотація.** Предметом досліджень статті є структурні методи класифікації зображень у просторі образів як множини дескрипторів ключових точок задля розпізнавання візуальних об'єктів у системах комп'ютерного зору. **Метою** є створення ефективного методу класифікації на підставі впровадження системи незалежних кластерів для бази еталонів. **Завдання:** розроблення моделей класифікації у новоствореному просторі образів, аналіз їх обчислювальної ефективності, оцінювання результативності класифікації засобами програмного моделювання. **Методи:** детектор BRISK для формування дескрипторів ключових точок, інтелектуальний аналіз даних, метод k-середніх для кластеризації даних, програмне моделювання. **Отримані результати:** запропоновано моделі класифікації описів на основі системи самостійних кластерів та їх центрів, які спрощують оброблення даних та підвищують швидкість реалізації, проведено порівняльний аналіз розроблених методів із відомими. Здійснена програмна реалізація впроваджених моделей класифікації, експериментально проведено дослідження їх ефективності та оцінювання часу оброблення. **Висновки.** Наукова новизна – розвинення методу класифікації зображень на основі впровадження системи незалежних кластерів для еталонних описів, що сприяє поглибленому аналізу даних. Метод реалізовано в модифікаціях зіставлення кластерного подання і на основі конкурентного аналізу дескрипторів опису. Практична значимість роботи полягає у побудові моделей класифікації у створеному просторі даних, підтвердженні працездатності запропонованих модифікацій оброблення даних, розробленні програмних моделей для впровадження методів у системах комп'ютерного зору.

**Ключові слова:** комп'ютерний зір; структурне розпізнавання зображень; дескриптор ключових точок; детектор BRISK; кластеризація; метод k-середніх; центр кластеру; релевантність описів; програмне моделювання; база зображень.

### Вступ

Застосування апарату інтелектуального аналізу даних для подання та зіставлення образів візуальних об'єктів у системах комп'ютерного зору націлене на покращення показників їх функціонування за рахунок поглибленого вивчення властивостей, змісту та структури досліджуваних даних [1-3]. Зокрема, кластерний аналіз та подання структурних описів зображень, заданих множиною значень дескрипторів ключових точок (КТ), сприяє виявленню у складі даних опису найбільш суттєвих властивостей/особливостей та значно прискорює прийняття рішення про клас візуального об'єкту [4-6]. Замість традиційного обчислення релевантності описів як відстані між множинами дескрипторів обсягом у 100...1500 елементів-векторів, після застосування кластеризації визначення релевантності зводиться до зіставлення тільки декількох (1..10) числових векторів даних [6]. Такі технології отримали назву «мішок слів» [15].

У ряді публікацій вивчається застосування системи кластерів на повній множині еталонних описів бази зображень [3-6], загалом ідея такої трансформації описів знаходиться у руслі розкладання даних у деякому базисі, що завжди перспективно у плані зниження обсягу обчислень. Склад базису при цьому з точки зору науки про дані визначається безпосередньо на підставі сукупності оброблюваних даних [16-18], у даному випадку – описів еталонів.

Більш ґрунтовний аналіз наявної інформації про описи еталонних даних можна реалізувати процесом оброблення, якщо для кожного еталонного опису формувати окрему від інших локальну систему кластерів. У результаті такого незалежного оброблення можна синтезувати індивідуальні центри

кластерів для кожного еталону, що загалом сприятиме більш глибокому виявленню відмінностей на множині еталонних описів та, як результат, підвищенню ефективності їх класифікації загалом. У роботі [7] вивчаються міри подібності між прецедентом та ситуацією, що задані множиною найбільш значимих факторів, а у монографії [8] розглядаються моделі та процес встановлення релевантності для просторових структур ознак, синтезованих на множині КТ.

Посилення впливу індивідуальних факторів у вигляді сформованої системи незалежних кластерів дає можливість створити систему розпізнавання, у якій класифікаційне рішення незалежно (і можливо паралельно) для кожного еталону приймається комітетом, кожний з елементів якого адаптований виключно до свого еталонного образу [13]. Системи розпізнавання з архітектурою, що включає вибір оптимального представника комітету, за рахунок незалежного і узгодженого оцінювання мають більшу ефективність.

Метою статті є створення на підґрунті системи індивідуальних кластерів для бази еталонів ефективного методу класифікації з використанням нового простору даних, що забезпечує результативне розпізнавання як за кластерним описом візуального об'єкта, так і за множиною його дескрипторів КТ.

Завдання роботи – побудова моделей класифікації у новоствореному просторі образів, аналіз їх обчислювальної ефективності, оцінювання якості класифікації засобами програмного моделювання.

### Незалежне кластерне подання описів

Нехай задано деяку базу  $E$  описів зображень еталонів розміром  $N$ :  $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ . Кожен

еталонний опис  $E_i$  представляє у задачі розпізнавання окремих клас та має вид скінченної множини дескрипторів КТ зображення:  $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$ , де  $s$  – фіксована кількість дескрипторів КТ у описі еталону  $E_i$  [4-6].

Зважимо, що окремих дескриптор  $e_v(i)$  характеризує деякий окіл КТ зображення та є елементом векторного простору  $R^n$  скінченної розмірності  $n$ :  $e_v(i) \in R^n$  з дійсними, цілими або бінарними компонентами. При цьому для спрощення аналізу вважаємо значення параметру  $s$  для кожного опису із множини  $E$  однаковим, тобто

$$\text{card}(E_1) = \text{card}(E_2) = \dots = \text{card}(E_N) = s.$$

Виконання цієї умови завжди можна практично досягти відбором елементів із множини більшого розміру.

Застосуємо відображення  $E \rightarrow T$  із простору образів (множини дескрипторів) у множину  $T$  непересічних кластерів, сформованих за деяким принципом [2-4]. Кластер – це підмножина опису. У результаті кожний образ  $E_i$  еталону трансформується до виду фіксованого числа  $M$  його непересічних підмножин  $T_k(E_i)$ :

$$E_i = T(E_i) = \bigcup_{k=1}^M T_k(E_i), T_k(E_i) \cap T_j(E_i) = \emptyset. \quad (1)$$

Еквівалентність множин у виразі (1) розуміємо як їх по-елементний збіг.

Позначимо  $\beta_{k,i} = \text{card } T_k(E_i)$  – потужність отриманих кластерів для окремих еталонів, де  $k$  – номер кластеру всередині опису. За множиною  $T_k(E_i)$  елементів кожного кластеру визначимо його центр  $b_{k,i}$ ,  $k = \overline{1, M}$ , який наряду із потужністю  $\beta_{k,i}$  є ключовою характеристикою побудованої кластерної системи для аналізованих даних [6]. Зауважимо, що центр  $b_{k,i}$ , а також сама кластеризація незалежно від центру можуть бути визначені на підставі достатньо широкого різноманіття процедур [2, 3, 6, 9-11].

Зважаючи на рівне число  $s$  елементів кожного із описів, будемо мати на увазі також нормовану вагову характеристику

$$\alpha_{k,i} = \beta_{k,i} / s, \quad \sum_k \alpha_{k,i} = 1, \quad (2)$$

яка відображає кількісну вагомість кожного із кластерів у системі  $T(E_i)$ .

Таким чином, у результаті кластерного подання образ  $E_i$  еталону сформовано у вигляді  $M$  непересічних підмножин  $T_k(E_i)$  (кластерів) його елементів з центрами  $b_{k,i}$ ,  $M \cdot N$  – загальне число створених кластерів/центрів для наявної бази еталонів.

Розпізнаваний візуальний об'єкт аналогічно схемі подання еталонів універсально опишемо скінченною множиною  $Z = \{z_v\}_{v=1}^s$ , де  $z_v \in Z$  – елементи (дескриптори КТ),  $s = \text{card } Z$  – її потужність.

Подібно процедурі оброблення еталонів застосуємо кластерне розбиття множини  $Z$  через відображення  $Z \rightarrow T$ , у результаті опис вхідного зображення буде представлено  $M$  кластерами:

$$Z = T(Z) = \{T_k(Z)\}_{k=1}^M, T_k(Z) \cap T_j(Z) = \emptyset.$$

Для кожного кластеру  $T_k(Z)$  опису вхідного зображення визначимо параметри центрів  $b_k(Z)$ , потужностей  $c_k(Z)$ ,  $k = \overline{1, M}$ , та нормованих характеристик  $\alpha_k(Z)$  за (2), які будуть використовуватися у процесі класифікації. При цьому для спрощення схеми класифікації вважаємо число  $M$  кластерів тотожним для вхідного зображення та еталонів.

### Класифікація «об'єкт – еталон»

Розглянемо побудову класифікації виду «об'єкт – еталон» на підставі обчислення значення релевантності їх структурних описів. Замість комплектної множини елементів описів застосуємо прискорену схему класифікації на підставі використання центрів  $b_k$  системи кластерів об'єкту і еталону. Обчислювальна перевага класифікації за множиною центрів кластерів опису у порівнянні з класифікацією безпосередньо за описом обґрунтовується тим, що замість обрахунку релевантності множин ми визначаємо релевантність на основі їх незначного числа характеристик. Якщо потужність інформативного опису із дескрипторів КТ сягає 200-300 (а іноді і до 1000) елементів, то кількість центрів може бути зведена до 2-10 елементів такої ж розмірності. Зважаючи на те, що релевантність обчислюється шляхом аналізу всієї множини еталонів, що у прикладних задачах досягає значень 100-1500, така трансформація суттєво (у тисячі разів) знижує обсяг необхідних обчислень [4, 6]. Відплатою за таке прискорення є необхідність здійснювати кластеризацію даних розпізнаваного об'єкта та деяке зниження ступеня розрізненості за рахунок формування та застосування узагальнених характеристик – центрів опису. Кластеризація ж еталонних даних бази при цьому виконується на підготовчому етапі і на швидкодію класифікації безпосередньо не впливає.

Спосіб обчислення релевантності еталон-об'єкт тепер реалізуємо зіставленням множин центрів об'єкта та еталонів та визначенням найбільш релевантного представника серед еталонів бази.

Введемо у векторному просторі  $R^n$  деяку відстань  $\rho$ . Прикладом може бути евклідова або манхеттенська відстані, а у випадку бінарних векторів – більш ефективна за обсягом обчислень метрика Хемінга [9, 10].

Підрахуємо  $M \times M$  усіх відстаней  $\rho(T_{k1}(Z), T_{k2}(E_i))$ ,  $k1, k2 \in [1, 2, \dots, M]$  між представниками кластерних систем еталонів та розпізнаваного об'єкта шляхом обчислення відстаней  $q = \rho(b_{k1}(Z), b_{k2}(E_i))$  між усіма елементами множин центрів об'єкта та  $i$ -го еталону і означимо їх як  $\{q_a\}$ ,  $a = 1, 2, \dots, M^2$ . На основі значень множини

$\{q_a\}$  можна із застосуванням традиційних підходів обчислити відстані між множинами: середнього зв'язку, ближнього сусіда, далекого сусіда, Хаусдорфа та ін., або їх численних модифікацій, пов'язаних із логічним аналізом чи обробленням значень  $q_a$  [5, 9, 10]. Так відстань середнього зв'язку тут має вид:

$$\rho_{av}(T_k(Z), T_k(E_i)) = \frac{1}{M^2} \sum_{a=1}^{M^2} q_a. \quad (3)$$

Звернемо увагу на одну із важливих модифікацій для визначення результуючої відстані, що обчислюється шляхом додавання трьох найменших елементів попередньо ранжируваної вибірки  $q^* = q_1 \leq q_2 \leq \dots \leq q_{M^2}$  для набору відстаней [7]:

$$\rho_{3m}(T_k(Z), T_k(E_i)) = \sum_{a=1}^3 q_a^*. \quad (4)$$

Відстань (4) одночасно має властивості як диференційних, так і інтегральних метрик, так як отримана у результаті додавання трьох незалежних мінімумів [10].

Як альтернативу (4) розглянемо додавання трьох відстаней найближчого сусіда окремо для кожного з центрів об'єкту

$$\begin{aligned} \rho_{3NN}(T_k(Z), T_k(E_i)) &= \\ &= \sum_{a=1}^3 f_a \left[ \min_{j=1, \dots, M} \rho(b_k(Z), b_j(E_i)) \right], \end{aligned} \quad (5)$$

де  $f_a$  – функція визначення трьох найменших значень. Моделі відстаней (4), (5) загалом не гарантують, що кожному центру об'єкту буде відповідати єдиний центр еталону. Варіантом визначення центру з такими властивостями є застосування угорського методу для оптимального призначення кожному центру об'єкту найбільш придатного центру еталону [8]. Зважаючи на те, що загальна кількість центрів невелика (3...5), оптимальні методи можна вдало застосувати з незначними вимогами щодо швидкодії.

Зауважимо, що зазначені загальноприйняті відстані та вирази (4), (5) для множин векторів можна було б застосувати і безпосередньо до описів  $E_i$  та  $Z$ , однак, із суттєво значнішим обсягом обчислень.

Класифікацію об'єкту за описом  $Z$  на підставі обчислених відстаней (3)-(5) між центрами аналізованих даних здійснюємо традиційно шляхом визначення найменшого серед значень для різноманіття еталонів

$$Z \rightarrow E_a : a = \arg \min_{i=1 \dots N} \rho(T_k(Z), T_k(E_i)). \quad (6)$$

### Класифікація «deskриптор об'єкту – еталон»

Незалежне кластерне подання для описів у базі еталонів сприяє також і спрощенню реалізації процедур класифікації виду «deskриптор об'єкту – еталон» стосовно окремих елементів опису розпізнаваного об'єкту. Цей підхід є більш універсальним в аспекті забезпечення врахування можливої дії завад на зображенні та фільтрації у процесі класифікації появи хибних КТ, викликаних впливом завад. При цьому кластеризацію аналізованого опису об'єкта не

застосовуємо (це також скорочує обчислювальні витрати), а кожний deskриптор опису знаходить «свій клас» шляхом конкурентного зіставлення зі сформованою множиною еталонних центрів  $\{b_j(E_i)\}$  кластерів.

Для кожного deskриптора  $z_v \in Z$  об'єкту визначаємо найближчий серед усіх еталонних центрів  $\{b_j(E_i)\}$  за процедурою ближнього сусіда:

$$d = \arg \min_{j, i} \rho(z_v, b_j(E_i)), \quad d \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (7)$$

де  $\rho$  – відстань між deskриптором об'єкту та центром  $b_j(E_i)$  із системи кластерів для еталонів,  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, M \times N\}$ .

Фактично (7) можна розглядати як багатозначну характеристичну функцію  $d: R^n \rightarrow \{1, 2, \dots, N\}$  для визначення еталонного класу щодо окремого deskриптора із опису об'єкта.

За результатом оброблення (7)  $\forall z_v \in Z$  підраховуються кількості  $r_1, r_2, \dots, r_N$  голосів елементів  $z_v \in Z$ , віднесених до одного із еталонних центрів  $\{b_j(E_i)\}$  опису  $E_i$ :

$$r_i = \sum_{k=1}^M f_k [z_v \rightarrow \{b_j(E_i)\}] \quad (8)$$

де  $f_k$  – логічна функція, що визначає віднесення елемента  $z_v$  до відповідного центру з номером  $j$  кластера еталону  $E_i$ . Зрозуміло, що процедура реалізації функції  $f_k$  задля забезпечення фільтрації завад повинна спиратися на значення порогу  $\delta_f$  для величини мінімуму серед відстаней, обчислених до кожного з наявних центрів  $\{b_j(E_i)\}$  кластерів для усіх еталонів [1].

За отриманими значеннями  $r_1, r_2, \dots, r_N$  голосів для усіх  $z_v$  склад об'єкту класифікується як

$$Z \rightarrow E_j : j = \arg \max_i r_i. \quad (9)$$

Вхідне зображення за класифікацією (7) – (9) буде віднесено до того еталону, який набере найбільше число голосів deskрипторів його КТ. Із врахуванням вагових коефіцієнтів  $\alpha_{k,i}$ , що характеризують важливість кожного із кластерів всередині окремого опису, за результатом (9) можна визначити також накопичені ваги  $\alpha_i = \sum_k \alpha_{k,i}$  щодо значимості кожного із кластерів. Класифікація за накопиченими значеннями  $\alpha_i$  реалізується правилом:

$$Z \rightarrow E_j : j = \arg \max_i \alpha_i. \quad (10)$$

За правилом (10) об'єкт класифікується відповідно до величини найбільшої суми ваг коефіцієнтів для визначених кластерів.

Важливим моментом дослідження є порівняння результативності запропонованих способів класифікації (час оброблення та ступінь розрізненості) із

підходом, коли кластеризація виконується на множині усіх дескрипторів для бази еталонів [4, 6]. У цьому випадку попередньо здійснюємо кластерний аналіз на множині  $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ . У результаті отримаємо  $E = T(E) = \bigcup_{v=1}^V T_v(E)$ , де  $V$  – число побудованих кластерів для  $E$ . За результатом кластеризації отримаємо проєкції  $C(E_i)$  для кожного еталону  $E_i$ :  $C(E_i) = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iV})$ , де цілі числа

$$c_{iv} = \text{card} \{e_v(i) | e_v(i) \in E_i \& e_v(i) \in T_v(E)\} \quad (11)$$

означають число дескрипторів еталону  $E_i$ , що належать кластеру  $T_v$ . Належність до кластеру визначається процедурою конкурентного віднесення дескриптора  $e_v(i)$  за мінімумом відстані [6]. Кожний із кластерів  $T_v$  характеризуємо його центром  $b_v$ ,  $v=1, \dots, V$ , який будемо застосовувати для класифікації описів об'єктів.

Опис  $Z = \{z_v\}$  аналізованого об'єкту проектуємо аналогічно (11) на систему кластерів  $T_v(E)$  бази, у результаті отримуємо проєкцію  $C(Z) = (c_1^*, c_2^*, \dots, c_V^*)$  об'єкта, яку шляхом конкурентного віднесення за величиною відстані  $\rho$  класифікуємо до одного із класів

$$Z \rightarrow E_a : a = \arg \min_{i=1, \dots, N} \rho(C(Z), C(E_i)). \quad (12)$$

У (12) може бути застосована манхеттенська відстань. Зрозуміло, що ефективність обговорюваних підходів повністю залежить від застосованого методу кластеризації. У експериментальному дослідженні ми застосували метод к-середніх [2, 3] з модифікацією для визначення центрів, де кожний біт для центру кластеру на черговій ітерації обчислюється шляхом підрахунку переважаючого числа бітів дескрипторів, що формують кластер [5, 12]. Зупинення процесу кластеризації на черговій ітерації здійснювалось, якщо загальна відстань між кластерними центрами не перевищувала 3% від максимально можливого значення (для дескриптора BRISK це число склало 15 як 3% від 512).

### Результати моделювання

Зображеннями бази еталонів взято портрети поетів та вчених (рис. 1) із сформованим числом дескрипторів опису  $s = 750$ . Для визначення дескрипторів КТ використано детектор ключових точок BRISK [14].



Рис. 1. Зображення бази даних

У відповідності до моделей (4), (5) обчислені матриці значень релевантностей для пар описів при

$M=3$ . Величина релевантності для аналізованих даних знаходиться у межах відрізка  $[0, \dots, 1536]$ , так як є сумою трьох відстаней для векторів розміром 512 з компонентами у межах від 0 до 1.

Вид відстані  $\rho$  між центрами визначається процедурою кластеризації: для традиційного методу к-середніх треба застосовувати, наприклад, манхеттенську відстань, а для моделі статистичного центру [5, 12] – менш вимогливу до обсягу обчислень відстань Хемінга. Кластеризація у нашому експерименті виконувалася із використанням модифікації статистичного центру, де на відмінність від традиційного усереднення елементів кластеру на черговій ітерації кожний біт центру визначався як найбільш поширене значення серед бітів для усіх елементів кластеру. Це дещо спрощує обчислення за рахунок використання виключно бінарних даних.

Табл. 1 містить експериментальні величини релевантності (5) для кластерних центрів, значення для моделі (4) незначно відрізняються. За результатом моделювання бачимо, що застосування моделей (4), (5) забезпечує впевнену класифікацію у аналізованій базі, так як діагональні елементи є найменшими у рядку та стовпці, це підтверджує працездатність моделей релевантності. При цьому модель (5) показала трохи кращі результати.

Таблиця 1 – Значення релевантності для моделі (5)

Еталони	1	2	3
1	201	396	422
2	368	327	424
3	366	403	321

Більш детальний аналіз табл. 1 показує, що значення подібностей на діагоналі незначно відхиляються від найближчого до них, це відхилення у 2 та 3 рядках не перевищує 15%. З одного боку, це вказує на близькість зображень 2 та 3 у розглянутому просторі ознак, а з іншого – про необхідність більш детального вивчення ефективності методів для конкретних баз зображень в реальних умовах дії завад.

За результатами моделювання процес класифікації об'єкту з використанням моделі (5) потребує часу оброблення 15 мсек, а для моделі (4) – 10 мсек. Можна вважати, що різниця в часі програмної реалізації цих моделей незначна, так як кожна із них реалізує практично однаковий обсяг обчислень та пошук мінімуму на одній і тій же множині векторів.

Одним із моментів, що ускладнює класифікацію (4), (5) у цьому експерименті – це неоднаковий результат кластеризації вхідного і еталонного зображень. Маємо, що одне і те ж зображення у відповідності до різного кластерного подання має досить великі значення на діагоналі у табл. 1.

Щоб уникнути цього факту, проведемо моделювання для класифікації «дескриптор об'єкту – еталон», де еталонні зображення кластеризуються, а кожний дескриптор аналізованого об'єкту класифікується віднесенням до відповідного кластеру.

Проведемо експериментально порівняльний аналіз запропонованого методу та розробленого раніше, заснованого на створенні мережі кластерів

на комплектній базі дескрипторів усіх еталонів [4, 6]. Візьмемо в якості вхідного об'єкту зображення, отримане поворотом еталону 3 (рис. 2). Кожний еталон  $E_i$  представимо у вигляді 3-х кластерних центрів  $b_j(E_i)$ ,  $j=1, \dots, 3$ . У відповідності до моделі (8) отримано кількості голосів  $r_i$ :  $r_1=212$ ,  $r_2=183$ ,  $r_3=355$ , що підтверджує працездатність запропонованих методів, зображення рис. 2 впевнено віднесено до 3-го еталону.



Рис. 2. Аналізований об'єкт

Для повної бази зображень здійснимо кластеризацію на  $M=3$  центри, і для спільного числа дескрипторів  $s=750$  отримаємо проекції (11) для еталонів і вхідного зображення (табл. 2).

Таблиця 2 – Проекції експериментальних описів

Об'єкт	Проекція
Еталон 1	365; 278; 107
Еталон 2	470; 237; 43
Еталон 3	296; 354; 100
Вхідний об'єкт	287; 369; 94

Відстані між проекціями описів вхідного зображення і еталонів складають 182, 366, 30, що за правилом (12) впевнено класифікує об'єкт як еталон під номером 3.

Експерименти, проведені для більшого числа кластерних центрів бази,  $M=9$  показали деяке зниження рівня розрізненості аналізованих даних. Так для  $M=6$  відстані дорівнюють 82, 118, 38, а для  $M=9$  – 98, 162, 48. Як бачимо, відстань зі «своїм» еталоном збільшується, а з рештою – зменшується.

Збіжність модифікованого методу к-середніх, застосованого нами для кластеризації описів бази, залежала від числа кластерів і склала 5-12 ітерацій.

Оцінка часу оброблення для запропонованої моделі класифікації з використанням мережі кластерів ( $M=3$ ) на основі комплексної бази дескрипторів усіх еталонів з використанням проекцій (11) потребує близько 150 мсек. Цей час включає процеси проектування зображення у вектор (11) на основі обчислених еталонних центрів, а також пошук мінімуму (12) серед набору еталонних проекцій.

Процес класифікації для програмної моделі методу (7)-(9) «дескриптор об'єкту – еталон» займає 425 мсек. Час обчислення включає віднесення дескрипторів зображення до кластерного центру одного з еталонів (7)-(8) та визначення еталону з найбільшою кількістю голосів (9). Дещо більше значення часу можна пояснити зростанням числа порівнюва-

них ознак пропорційно збільшенню числа центрів кластерів. Зрозуміло, що обсяг обчислень для аналізованих способів класифікації зростає пропорційно числу  $M$  кластерів.

Як бачимо, результати моделювання показали однаково високий рівень правильної класифікації для розроблених моделей незалежної кластеризації у порівнянні з методом побудови кластерних центрів для комплектної бази еталонів. Але незалежна кластеризація, як показали експерименти, потребує дещо більшого часу оброблення. Цей метод буде більш ефективний за якістю класифікації у складних задачах, де розпізнавані зображення можуть бути досить схожими між собою.

## Висновки

Із загальних міркувань зрозуміло, що для запропонованої моделі оброблення даних вираш у обсязі обчислювальних витрат на класифікацію зростає зі збільшенням числа КТ у описах, збільшенням числа еталонів та зменшується із зниженням числа побудованих кластерів. Взагалі результат кластеризації відображає ступінь узагальнення даних, внаслідок чого об'єм структурного опису для візуальних об'єктів може змінюватися у діапазоні від кількісної множини векторів до єдиного вектору, що відтворює сутність даних усього опису.

Застосування системи самостійних кластерів і їх центрів у порівнянні зі спільним кластерним поданням для усієї бази еталонів дає змогу детальніше апроксимувати дані, але при здійсненні класифікації викликає потребу додаткового встановлення відповідності центрів кластерів на порівнюваних зображеннях, що призводить до збільшення часу оброблення.

Більш практичним і ефективним із врахуванням дії завад виглядає застосування класифікатора типу «дескриптор об'єкту – еталон», так як він не потребує кластеризації даних вхідного зображення. Запровадження порогу при віднесенні до кластеру сприятиме відсіюванню хибних елементів опису.

Наукову новизну дослідження складає розроблення ефективного методу класифікації зображень на основі впровадження системи незалежних кластерів для бази еталонів, що сприяє більш поглибленому аналізу даних описів. Метод реалізовано у варіантах зіставлення кластерного подання описів і на підставі аналізу голосування дескрипторів КТ.

Практична значущість роботи полягає у побудові моделей класифікації у новоствореному просторі даних, підтвердженні працездатності запропонованих модифікацій оброблення даних на прикладах зображень, розробленні програмних моделей для впровадження описаних методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

Перспективи дослідження пов'язані із впровадженням оптимальних методів встановлення відповідності кластерних центрів об'єкта та еталонів, вивченням моделей дольового аналізу подання класів всередині кластерів, а також використанням логічного оброблення задля боротьби із завадами.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гороховатский В. А. Распознавание изображений в условиях неполной информации. Харьков: ХНУРЕ, 2003, 112 с.
2. Xu R., Wunsch D.C. Clustering. IEEE Press Series on Computational Intelligence. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2009, 358 p.
3. Aggarwal C. C., Reddy C. K. Data Clustering. Algorithms and Application, Boca Raton: CRC Press, 2014. 652 p.
4. Гороховатский В.А., Пугятин Е.П., Столяров В.С. Исследование результативности структурных методов классификации изображений с применением кластерной модели данных. *Радиоэлектроника, информатика, управление*. 2017. №3 (42). С. 78–85.
5. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Пономаренко Р.П. Статистичні розподіли та ланцюжкове подання даних при визначенні релевантності структурних описів візуальних об'єктів. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Полтава: ПНТУ, 2018. № 6 (52). С. 87–92.
6. Gorokhovatskyi O., Gorokhovatskyi V., Peredrii O. Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features. *Data*. 2018. 3(4). P. 52. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/data3040052>
7. Литвин В., Крайовський В. Моделювання діяльності раціонального агента на основі адаптивних технологій. Комп'ютерні науки та інформаційні технології (CSIT 2009). *Матеріали 4 міжн. нак.-техн. конф.*, Львів, 15-17 жовтня, 2009. С. 308-310.
8. Гороховатский В.А., Полякова Т.В. () рименение пространственных структур признаков для классификации изображений в компьютерном зрении. Харьков: ФОП Панов А.Н., 2018. 120 с.
9. Елисеєва И.И., Рукавишников В.О. Группировка, корреляция, распознавание образов (Статистические методы классификации и измерения связей). Москва: Статистика, 1977. 144 с.
10. Гороховатський В.А. Метрики на множествах ключевых точек изображений. *Бионика интеллекта*. 2008. № 2 (69). С. 45–50.
11. Kohonen T. Self-Organizing Maps. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 655 p.
12. Гороховатський В.О., Солодченко К.Г. Застосування апарату аналізу та оброблення бітових даних у методах класифікації зображень за множиною ключових точок. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Полтава: ПНТУ, 2018. № 2 (48). С. 63–67.
13. Медиковський М. О., Цмоць І. Г., Ткаченко Р. О., Цимбал Ю. В., Дорошенко А. В. Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2015. 280 с.
14. Leutenegger, S., Chli, M., Siegwart, R.Y. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints. *Computer Vision (ICCV)*. 2011. P. 2548-2555.
15. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. London: Springer, 2010. 979 p.
16. Гороховатський, В.О., Пупченко, Д.В., Стяглик, Н.І. Дослідження трансформацій простору даних при навчанні мережі Кохонена у методах структурної класифікації зображень. *Сучасні інформаційні системи*. 2020. Т. 4, № 1. С. 113–118, DOI: <http://dx.doi.org/10.20998/2522-9052.2020.1.17>
17. 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*. 2018. P. 593-597. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>
18. Xu Zhang, Felix X. Yu, Svebor Karaman, Shih-Fu Chang. Learning Discriminative and Transformation Covariant Local Feature Detectors. *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. P. 6818-6826.

## REFERENCES

1. Gorokhovatskyi, V.A. (2003), *Recognition of images in conditions of incomplete "information*, KNURE, Kharkov, 112 p.
2. Xu, R. and Wunsch, D. (2009), *Clustering*, Wiley-IEEE Press, Hoboken, 358 p.
3. Aggarwa, C. and Reddy, C. (2014), *Data Clustering. Algorithms and Application*, CRC Press, Boca Raton, 652 p.
4. Gorokhovatskyi, V., Putyatin, E. and Stolyarov, V. (2017), "The study of the effectiveness of structural methods for classifying images using a cluster data model", *Radio Electronics, Computer Science, Control*, No. 3 (42), pp. 78–85.
5. Gorokhovatskyi, V., Gadetska, S. and Ponomarenko, R. (2018), "Statistical distributions and chain representation of data when determining the relevance of structural descriptions of visual objects", *Control, navigation and communication systems*, No. 6 (52), pp. 87–92.
6. Gorokhovatskyi O., Gorokhovatskyi V., and Peredrii, O. (2018), "Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features", *Data*, No. 3 (4), p. 52, DOI: <http://doi.org/10.3390/data3040052>
7. Litvin, V. and Kravovskiy, V. (2009), "Modeling of rational agent activity based on adaptive technologies", *4th International Scientific and Technical Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, pp. 308-310.
8. Gorokhovatskyi, V. and Polyakova, T. (2018), *The use of spatial structures of signs for the classification of images in computer vision*, FLP Panov A.N., Kharkov, 120 p.
9. Eliseeva, I. and Rukavishnikov, V. (1977), *Grouping, correlation, pattern recognition (Statistical methods for classifying and measuring relationships)*, Statistics, Moscow, 144 p.
10. Gorokhovatskyi, V.A. (2008), "Metrics on sets of key image points", *Bionics of intelligence*, № 2 (69), pp. 45-50.
11. Kohonen, T. (2013), *Self-organizing maps*, BINOM. Laboratory of Knowledge, Moscow, 655 p.
12. Gorokhovatskyi, V. and Solodchenko, K. (2018), "The application system analysis and processing of the data bit in the methods of image classification for multiple key points", *Control, navigation and communication systems*, No. 2 (48), pp. 63–67.
13. Medikovskiy, M., Tsmots, I., Tkachenko, R., Tsimbal, Yu. and Doroshenko, A. (2015), *Intellectual components of integrated automation control systems*, Vydavnytstvo L'vivs'koyi Politekhniky, Lviv, 280 p.
14. Leutenegger, S., Chli, M. and Siegwart, R. (2011), "BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints", *2011 International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 2548-2555.
15. Szeliski, R. (2010), *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer, London, 979 p.
16. Gorokhovatskyi, V., Pupchenko, D. and Stahlyk, N. (2020), "Research of data space transformation in Kohonen network training for methods of structural classification of images", *Advanced Information Systems*, Vol. 4, No. 1, pp. 113-118, DOI: <http://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.1.17>



17. Svyrydov, A., Kuchuk, H. and Tsiapa, O. (2018), "Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study", *Proceedings in 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, pp. 593-597, DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>
18. Zhang, X., Felix, X. Yu, Chang, S.-F. and Karaman, S. (2017), "Learning Discriminative and Transformation Covariant Local Feature Detectors", *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 6818-6826.

Надійшла (received) 14.02.2020

Прийнята до друку (accepted for publication) 15.04.2020

#### ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

**Гороховатський Володимир Олексійович** – доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;  
**Volodymyr Gorokhovatsky** – 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>.

**Пономаренко Роман Петрович** – аспірант кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;  
**Roman Ponomarenko** – Doctoral Student of Computer Science Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;  
 e-mail: [roman.ponomarenko@nure.ua](mailto:roman.ponomarenko@nure.ua); ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0003-0709-601X>.

#### Классификация изображений на основании формирования независимой системы кластеров в составе структурных описаний базы эталонов

В. А. Гороховатский, Р. П. Пономаренко

**Аннотация.** Предмет исследования статьи – структурные методы классификации изображений в пространстве образов как множества дескрипторов ключевых точек для распознавания визуальных объектов в системах компьютерного зрения. **Цель** – создание эффективного метода классификации на основании внедрения системы независимых кластеров для базы эталонов. **Задания:** разработка моделей классификации в пространстве образов, анализ их вычислительной эффективности, оценка результативности классификации средствами программного моделирования. **Методы:** детектор BRISK для формирования дескрипторов ключевых точек, интеллектуальный анализ данных, метод k-средних для кластеризации данных, программное моделирование. Получены такие **результаты:** предложены модели классификации описаний объектов на основе системы самостоятельных кластеров и их центров, которые упрощают обработку данных и повышают быстродействие реализации, проведен сравнительный анализ разработанных методов с известными. Осуществлена программная реализация внедренных моделей классификации, экспериментально проведено исследование их эффективности и оценки времени обработки. **Выводы.** Научная новизна исследования состоит в развитии метода классификации изображений на основе внедрения системы независимых кластеров для эталонных описаний, что способствует углубленному анализу данных. Метод реализован в модификациях сопоставления кластерного представления и на основе конкурентного анализа дескрипторов описания. **Практическая значимость** работы заключается в построении моделей классификации в созданном пространстве данных, подтверждении работоспособности предложенных модификаций обработки данных, разработке программных моделей для внедрения методов в системах компьютерного зрения.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение; структурное распознавание изображений; дескриптор ключевых точек; детектор BRISK; кластеризация; метод k-средних; центр кластера; релевантность описаний; программное моделирование; база изображений.

#### Classification of images based on the formation of independent cluster system within the structural descriptions of etalon dataset

V. Gorokhovatskyi, R. Ponomarenko

**Abstract.** The subject of this article is the structural methods for image classification in the space of images as a set of descriptors of key points for recognizing visual objects in computer vision systems. **The goal** is the creation of an effective classification method based on the embedding of a system of independent clusters for the etalon dataset. **Task:** the development of classification models in the newly created space of images, analysis of their computational efficiency, the evaluation of classification efficiency with software modeling. **The methods** are: BRISK detector for generating key point descriptors, data mining, k-means method for data clustering, software modeling. The following **results** were obtained: models for classifying object descriptions based on a system of independent clusters and their centers are proposed that simplify data processing and increase implementation speed, a comparative analysis of the developed methods with known methods was performed. The software implementation of the embedded classification models has been performed, an experiment to explore their effectiveness and evaluate the processing time has been conducted. **Conclusions.** The contribution of the research is the development of an image classification method based on the implementation of a system of independent clusters for reference descriptions, which contributes to an in-depth data analysis. The method has been implemented in modifications of cluster representation matching and based on competitive analysis of descriptors. **The practical importance** of the work is the constructing of the classification models in the created data space, confirming the efficiency of the proposed modifications to data processing, developing software models for implementing methods in computer vision systems.

**Keywords:** computer vision; structural image recognition; key point descriptor; BRISK detector; clustering; k-means method; cluster center; description relevance; software modeling; image database.