

# Problems of identification in information systems

УДК 932.2:004.93'1

doi: 10.20998/2522-9052.2021.1.01

В. О. Гороховатський<sup>1</sup>, С. В. Гадецька<sup>2</sup>, О. В. Жадан<sup>1</sup>, О. В. Хвостенко<sup>1</sup><sup>1</sup>Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна<sup>2</sup>Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Харків, Україна

## ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТІ КЛАСИФІКАТОРІВ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА СТАТИСТИЧНИМИ РОЗПОДІЛАМИ ДЛЯ КОМПОНЕНТІВ СТРУКТУРНОГО ОПИСУ

**Анотація.** Предметом досліджень є моделі для побудови класифікаторів зображень у просторі описів як множини дескрипторів ключових точок при розпізнаванні візуальних об'єктів у системах комп'ютерного зору. **Метою** є створення та вивчення властивостей класифікатора зображень на підґрунті побудови ансамблю розподілів для компонентів структурного опису із використанням різноманітних моделей прийняття класифікаційних рішень, що забезпечує результативну класифікацію. **Завдання:** побудова моделей класифікації у синтезованому просторі образів ймовірнісних розподілів, аналіз параметрів, що впливають на їх ефективність, експериментальне оцінювання результативності класифікаторів засобами програмного моделювання за наслідками оброблення експериментальної бази зображень. Застосованими **методами** є: детектор ORB для формування дескрипторів ключових точок, інтелектуальний аналіз даних, математична статистика, засоби визначення релевантності для множин векторів даних, програмне моделювання. Отримані **результати:** Розроблений метод класифікації підтверджує свою працездатність та ефективність для класифікації зображень. Результативність методу може бути посилена введенням різноманіття видів метрик та мір подібності між центрами та дескрипторами, вибором способу формування центрів для еталонних описів, введенням логічного оброблення та стиснення структурного опису. Найкращі результати класифікації показала модель з використанням найбільш вагомому класу за вектором розподілів для кожного дескриптора, що відповідає параметру моди. Використання концентрованої частки даних опису дає можливість покращити його розрізнення з іншими описами. Застосування медіани як центру опису має перевагу над середнім значенням. **Висновки.** Наукова новизна – розроблення ефективного методу класифікації зображень на основі впровадження системи ймовірнісних розподілів для компонентів даних, що сприяє поглибленому аналізу у просторі даних та підвищує результативність класифікації. Класифікатор реалізовано у варіантах зіставлення інтегрального подання розподілів за класами і на підставі аналізу моди для розподілів окремих компонент. **Практична значущість** роботи – побудова моделей класифікації у видозміненному просторі даних, підтвердження працездатності запропонованих модифікацій аналізу даних на прикладах зображень, розроблення програмних моделей для впровадження запропонованих методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

**Ключові слова:** комп'ютерний зір; класифікація зображень; ключова точка; детектор ORB; дескриптор; центр опису; статистичний розподіл; релевантність описів; результативність класифікації.

### Вступ

Впровадження статистичних методів як апарату інтелектуального аналізу даних з метою побудови класифікаторів для образів візуальних об'єктів у системах комп'ютерного зору націлене на забезпечення результативності вирішення прикладних задач на підставі вивчення змісту, структури еталонних даних та впровадження цих знань у процес класифікації [1-5]. Елементом простору образів при впровадженні структурних методів розпізнавання у середовищі векторних даних є скінченна множина дескрипторів ключових точок (КТ) зображення [4, 11].

Статистичні розподіли останнього часу стали першорядним засобом аналізу даних у системах розпізнавання образів [1, 2]. Якщо опис розпізнаваного об'єкту подано множиною векторів, статистичний апарат стає ключовим способом прийняття рішення про клас візуального об'єкту. Ймовірнісні розподіли даних описів у складі системи блоків для дескрипторів КТ показали свою

високу результативність у аспекті якості класифікації та швидкодії оброблення.

Виникає нагальна необхідність впровадження апарату розподілів у загальному виді для системи багатовимірних дескрипторів опису за встановленими класами даних, що визначаються заданою базою еталонів [3, 6, 8].

Навчання класифікатора в межах фіксованої бази зображень еталонів виступає у процесі класифікації як спосіб передачі інформації від нижніх рівнів ієрархії даних (описи еталонів як множина дескрипторів КТ) до верхніх (класифікація), що здатні узагальнювати знання нижніх рівнів [3, 9, 19-21].

**Метою статті** є створення та вивчення властивостей класифікатора зображень на підґрунті побудови ансамблю розподілів для компонентів структурного опису з використанням різноманітних моделей прийняття класифікаційних рішень, що забезпечує результативну класифікацію за множиною дескрипторів ключових точок.

Завдання роботи – побудова моделей класифікації у новоствореному просторі образів, аналіз параметрів, що впливають на їх ефективність, експериментальне оцінювання результативності класифікаторів засобами програмного моделювання.

### Формалізація задачі класифікації

Розглянемо багатовимірний простір  $B^n$  усяких бінарних векторів розмірністю  $n$ , де будемо конструювати образи об'єкту і еталонів. Зафіксуємо мультимножину векторів  $E_i \subseteq B^n$  як опис візуального об'єкту (зображення) у просторі множин дескрипторів КТ,  $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$ ,  $s = \text{card } E_i$  – число дескрипторів у множині [1, 4]. Ознаки – це вектори  $e_k \in B^n$ , скінченна множина яких створює опис об'єкту.

Задамо  $\forall(e_k, e_\tau), e_k \in B^n, e_\tau \in B^n$  відстань  $\rho: B^n \times B^n \rightarrow [0, \infty]$  у векторному просторі  $B^n$ . Прикладом є Хемінгова метрика, для бінарних даних діапазон значень цієї метрики фіксований –  $[0, n]$ . Відстань є фундаментальним критерієм еквівалентності на множині  $\{e_k\}$ , так як віддзеркалює візуальну схожість піксельних околів КТ для функції яскравості зображення, яку відображає дескриптор. Еквівалентність  $e_k \sqsubseteq e_\tau$  для дескрипторів  $e_k, e_\tau$  визначаємо на підставі порогу  $\delta_\rho$  для величини метрики:  $e_k \sqsubseteq e_\tau : \rho(e_k, e_\tau) \leq \delta_\rho$ .

Класифікація передбачає наявність деякої бази  $E$  описів еталонних зображень розмірністю  $N: E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ . Кожен еталонний опис  $E_i$  репрезентує для класифікатора окремий клас та має вид скінченної множини дескрипторів КТ із  $B^n$ .

Задачею дослідження є побудова класифікатора  $K: B^n \rightarrow [1, 2, \dots, N]$  на основі конструювання ймовірнісної системи ознак за результатом навчання на матеріалі бази еталонів  $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$  [1, 21].

Провідна ідея побудови класифікатора: для кожного дескриптора об'єкту чи еталонів встановити ступінь належності до встановлених класів у вигляді статистичного розподілу, а потім на підставі сформованої системи компонентних розподілів побудувати інтегровану ансамблеву міру релевантності щодо опису аналізованого об'єкту, а далі застосувати її у класифікаторі шляхом оптимізації значення релевантності у системі класів.

На підставі наявної бази описів еталонів шляхом навчання створюємо новий простір образів компонентних даних класифікації у складі значень їх ймовірнісної міри належності до класів. Впровадження такого підходу із використанням рішень ансамблю компонентів забезпечує універсальність і вагому результативність класифікації.

### Побудова ансамблю розподілів для компонентів

Трансформуємо опис еталону  $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$  із бази  $E$  у  $n$ -мірному векторному просторі у деякий «центр опису» – агрегований вектор ( $i$  – номер еталону) [4, 11]  $\alpha(i) = (\alpha_1(i), \alpha_2(i), \dots, \alpha_n(i))$ , який обчислюємо на підставі множини  $E_i$ . Центр опису  $\alpha$  можна визначити, наприклад, шляхом обчислення середнього значення чи медіани для фіксованої множини векторів [3, 18].

Обчислимо вектори  $\alpha(i)$  як статистичні характеристики для кожного із еталонів і покладемо їх в підґрунтя класифікації.

Окремий вектор  $e_v(i) \in E_i$  еталону, як і будь-який дескриптор об'єкту, можна формально розглядати як елемент ансамблю  $n$ -компонентних векторів

$$e_v(i) = (e_{v,1}(i), e_{v,2}(i), \dots, e_{v,n}(i)). \quad (1)$$

Розглянемо спектр аналізованих даних у аспекті віднесення складового елементу опису до системи еталонних класів на підставі визначення деякої функції належності зі значеннями із діапазону  $0 \dots 1$  [5, 6, 10]:

$$\mu: B^n \rightarrow [0, 1], \mu(e_v(i)) \in [0, 1], \quad (2)$$

аргументами функції  $\mu$  є дескриптор опису і номер класу.

Функцію належності  $\mu$  визначимо на підставі основоположної характеристики у data science – співвідношення значень мір, що виражають число сприятливих випадків (подібності до конкретного класу) та загального числа  $N$  випадків (сума подібностей до усіх класів) [3, 6, 7]:

$$\mu(e_v(i)) = \eta(e_v, i) / \sum_{i=1}^N \eta(e_v, i). \quad (3)$$

Загальне число випадків задається кількістю  $N$  класів. Міра подібності  $\eta(e_v, i)$  елемента до класу може бути задана через відстань  $\rho$  у векторному просторі до центра класу, наприклад, через манхетенську метрику

$$\rho(e_v, i) = \sum_{k=1}^n |e_{v,k}(i) - \alpha_k(i)|. \quad (4)$$

Для випадку, якщо  $\alpha(i) \in B^n, e_v(i) \in B^n$  замість (4) можна застосувати відстань  $\chi(e_v, i)$  Хемінга (число не співпадаючих бітів) у просторі  $B^n$ , тоді подібність  $\eta(e_v, i)$  буде визначена як  $\eta(e_v, i) = n - \chi(e_v, i)$ .

Для кожного елемента  $e_v(i)$  за виразом (3) обчислимо значення вектора  $d$  його статистичного розподілу за множиною  $N$  класів

$$d = (d(1), d(2), \dots, d(N)),$$

$$d(i) = \mu(e_v(i)), \sum_{i=1}^N d(i) = 1. \quad (5)$$

Зі статистичної точки зору вектор  $d$  для довільного дескриптору еталону (об'єкту) виражає ступінь близькості дескриптора до класу.

Будемо розглядати матрицю

$$D = \{ \{d_k(i)\}_{k=1}^s \}_{i=1}^N,$$

що аналогічно нечіткому поданню задає значення міри належності (3) для всіх компонентів аналізованого опису. Фактично  $D$  визначає розподіл сукупностей даних за визначеними апіорі класами.

Значення матриці  $D$  дають можливість запровадити логічне оброблення вхідних даних на предмет видалення можливих завад (тобто хибних дескрипторів) шляхом аналізу значень відстаней (4) чи значень (5) з використанням порогу. У той же час цей аналіз може бути безпосередньо впроваджено на етапі класифікації.

### Моделі класифікатора

На основі матриці  $D$  побудуємо класифікатор  $K$ , який для структурного опису довільного об'єкта реалізує відображення

$$K : D \rightarrow [1, 2, \dots, N]$$

із множини розподілів компонентів даних у множині класів.

На першому етапі збудуємо розподіли (5) за класами даних для множини еталонів бази. Зрозуміло, що для кожного представника  $E_i \in E$  класифікатор  $K$  повинен отримати номер відповідного еталону, опис якого поступає на вхід класифікатора. Це є першочерговим принципом адекватності функціонування класифікатора, який повинен впевнено розрізняти описи із множини еталонів. Наприклад, у розподілі даних для 1-го еталону (1-й стовпець матриці  $D$ ) перша компонента повинна домінувати над іншими. Аналогічно для 2-го еталону домінуючим елементом розподілу повинен бути 2-й і т.д.

Розглянемо способи побудови класифікатора.

1. Визначення стовпця матриці  $D$  з максимальною сумою елементів

$$K : j = \arg \max_i \sum_{v=1}^s d_v(i), \quad (6)$$

що встановлює клас  $j$  об'єкту через агрегацію розподілів кожного із класів (окремий стовпець) за всією множиною складових опису. Класифікація (6) відповідає найбільш правдоподібному рішення, так як побудована на додаванні значень однотипних розподілів [1, 2, 8, 9].

2. Обчислення максимального значення для кожного рядка матриці  $D$

$$c_v = \arg \max_{i=1, \dots, N} \{d_v(i)\}, \quad (7)$$

тобто шляхом визначення для кожного дескриптора опису найбільш вагомий клас за вектором розподілів, що відповідає параметру моди [2, 10,

12]. За результатом (7) для всієї множини дескрипторів опису отримуємо вектор голосів

$$h = (h_1, h_2, \dots, h_N), h_b = \sum_{v=1}^s c_v, b = \overline{1, N}, \quad (8)$$

на підставі якого визначимо номер класу

$$r = \arg \max_b h_b, \quad (9)$$

що набрав максимальне значення серед голосів дескрипторів об'єкту. Це метод голосування на множині дескрипторів, де клас визначається на підґрунті моди розподілу [8, 17].

Розглянуті варіанти (6)-(9) побудови класифікатора природно можна трактувати в рамках теорії ансамблевих моделей [8-14], де за рахунок створення та агрегування відгуків компонентних класифікаторів (локальних рішень) синтезується «сильний» класифікатор із гарантовано вищою результативністю прийняття рішень. Найбільше розглянуті підходи відповідають моделі бустінгу [7, 13].

За результатами досліджень ансамбль класифікаторів у більшості випадків забезпечує кращу точність аналізу даних чи навчання, однак, викликає необхідність вирішування ряду проблем, таких як суттєве збільшення часових та обчислювальних витрат, складність інтерпретації результатів, обґрунтування та вибір способів комбінування локальних рішень [1, 7, 11, 13]. У нашому випадку гурт локальних класифікаторів складається із базових моделей одного типу, тобто є однорідним. Загалом ансамблеве класифікаційне рішення  $\Theta$  можна подати у виді комбінування скінченної множини локальних рішень  $\theta_v$

$$K : j = \arg \max_i \Theta \{ \{ \theta_v(d_v(i)) \}_{v=1}^s \}. \quad (10)$$

Зазначимо, що у ансамблевих моделях аналізу зображень з метою врахування тільки значимих локальних рішень часто застосовують систему параметрів порогів [1-4, 8], яка забезпечує відділення завад і загалом підвищує надійність. Наприклад, у модифікації класифікатора (7)-(9) клас

$$d_m = \max_{i=1, \dots, N} \{d_v(i)\}$$

для локального рішення визначається тільки у випадку, якщо виконується умова, що порівнює значення оптимуму  $d_m$  з порогом  $\delta_d$  або з найближчим до нього локальним оптимумом  $d_{m-1}$  ( $\lambda$  – числовий коефіцієнт):

$$d_m > \delta_d, \text{ або } d_m > \lambda d_{m-1}. \quad (11)$$

Зауважимо, що поріг  $\delta_d$  можна встановити за результатами навчання із вчителем на множині дескрипторів для еталонів, тобто результативне значення моди має бути не меншим від його значення для «свого» еталону. Цей аналіз на етапі навчання класифікатора треба проробити для усіх

еталонів і у якості порогу  $\delta_d$  обрати серед усіх отриманих мод найбільше [18, 21].

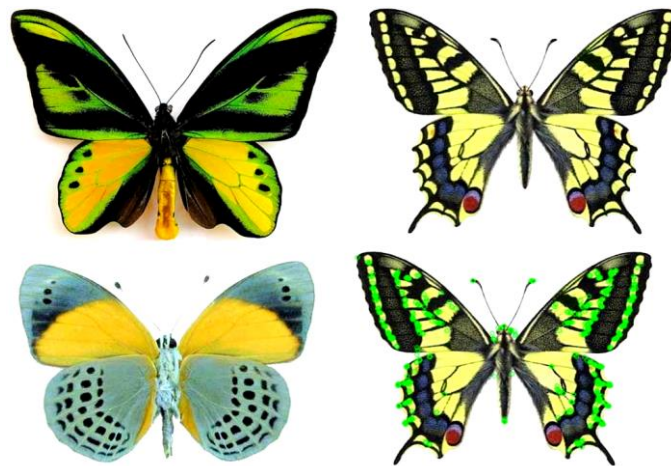
Один із засобів підвищення результативності ансамблевих методів класифікації шляхом адаптації до наявних даних полягає в тому, щоб на підставі введення логічних процедур відібрати деяку концентровану (або найбільш інформативну) підмножину елементів, які стануть підґрунтям для класифікаційного рішення [11, 18]. Стосовно опису як множини дескрипторів КТ така процедура може полягати у відборі підмножини елементів, що знаходяться в межах заданої відстані від центру, або фіксованого числа елементів, найближчих до центру опису. Нехай  $Z \subset B^n$  – опис,  $s = \text{card } Z$  – його потужність, тоді введемо процедуру

$$\begin{aligned} L(Z) \rightarrow Z^*, Z^* \subset B^n, \\ \text{card } Z^* = s^*, s^* < s. \end{aligned} \quad (12)$$

Застосування (12) не тільки значно скорочує час обчислень але й часто сприяє покращенню показників класифікації [18]. Процедура  $L$  реалізується на етапі попереднього оброблення, тому на час здійснення класифікації не впливає.

### Результати комп'ютерного моделювання

Моделювання виконано у середовищі PyCharm 2020 із використанням засобів бібліотеки Open CV та мови програмування Python [5, 11, 15]. Для визначення дескрипторів КТ застосовано детектор ключових точок ORB [4, 15] розмірністю  $n=256$ . Розроблені моделі класифікатора вжито на прикладі



**Рис. 1.** Еталонні зображення метеликів Химера, Махаон, Давісій та виділені координати КТ  
(Fig. 1. Reference images of butterflies Chimera, Mahaon, Davisi and selected key points coordinates)

У відповідності до моделі класифікації (6) отримано значення векторів сум у виразі (6), які склали відповідно: для 1-го еталону (173,01; 165,44; 161,51), для 2-го еталону (165,45; 170,94; 163,65), для 3-го еталону (164, 97; 163,69; 171,18). Бачимо, що еталони за методом (6) класифікуються вірно (максимум спостерігається у відповідній компоненті), але різниця між максимумом інтегрованого розподілу і найближчим до нього значенням досить незначна (у межах 3,5-4,5%). Це

зображень метеликів із бази даних Leeds Butterfly [16, 17]. Розмір зображень склав 600x600 пікселів. Ілюстрація класів еталонних зображень та сформовані координати КТ показані на рис. 1. Кількість обчислених дескрипторів у описі кожного із еталонів складає  $s=500$ .

Шляхом підрахунку числа одиничних бітів у кожному розряді опису еталонів отримано вектори  $\alpha(i)$ ,  $i=1,2,3$ , які логічним обробленням приведено до бінарного виду задля подальшого застосування метрики Хемінга. У цьому випадку центри  $\alpha(i)$  фактично визначались за усередненням значень дескрипторів опису. Обчислені значення відстаней між центрами еталонів склали 56, 72, 72, що говорить про суттєву їх близькість у даному аспекті (28% від максимальної відстані), так як загалом значення відстані Хемінга для аналізованих даних належать діапазону 0,...,256.

вказує на суттєву схожість образів у сформованому просторі ознак із використанням моделі (6).

За другою моделлю класифікатора (7)-(9) отримано трійки накопичених голосів  $(h_1, h_2, h_3)$  дескрипторів для кожного із еталонів: (281, 111, 108), (144, 249, 107), (140, 86, 274). Із отриманих числових значень бачимо, що цей класифікатор впевнено здійснює розпізнавання зображень за множиною КТ, так як різниця між максимумом голосів та його найближчим конкурентом

перевищує 42%, а для окремих еталонів (1 та 2) досягає 60%. Це вказує на вагому перспективу застосування таких моделей класифікації у порівнянні з моделлю інтегрального аналізу (6).

Наші експерименти показали, що запропонована процедура аналізу даних цілком залежить від способу формування центрів  $\alpha(i)$ . Окреме дослідження проведено для визначення центрів за значенням медіани для множини детекторів опису [11, 12]. Отримано, що відстань між медіанами різних еталонів коливається в більшому діапазоні, ніж відстань між центрами-середніми значеннями. У нашому експерименті спостерігалось відхилення від максимальної відстані для медіан еталонів 16%...46%. Медіани виявилися більш чутливими до змісту опису, що сприяє якості класифікації.

Проведені експерименти з метою відбору ансамблю дескрипторів опису, найближчих до сформованого центру (медіани чи середнього) з використанням моделі логічного оброблення (12) [11]. Такий спосіб суттєво скорочує час оброблення. Отримані модифіковані описи еталонів шляхом відбору 100 та 200 дескрипторів із загальної кількості 500.

Дослідження показало, що для запропонованої модифікації усі еталонні описи класифікуються вірно, а вагові показники класів для зображень еталонів певною мірою покращуються зі зниженням числа компонентів.

Зі зменшенням числа дескрипторів в описі спостерігається відповідна концентрація значень розподілів навколо центрів, що виливається у збільшення показників, що відповідають «правильному» класу. А це, в свою чергу, сприяє підвищенню результативності класифікації, так як клас об'єкта визначається більш впевнено. Різниця між максимальним значенням розподілу та найближчим до нього за величиною збільшилась для різних еталонів від 3% для повного опису до 15% (200 дескрипторів) і 21% (100 дескрипторів) для модифікованого. Подальше стиснення опису за моделлю (12) призводить до втрати інформативності складу аналізованих даних. Зауважимо, що

розглянутий спосіб стиснення множини дескрипторів не змінює значення медіани як центру опису.

## Висновки

Розроблений метод класифікації підтверджує свою працездатність та ефективність при класифікації зображень. Його результативність для об'ємних баз зображень може бути посилена введенням інших видів метрик та мір подібності, вибором способу формування центрів для еталонних описів, введенням логічного оброблення та стиснення структурного опису. Найкращі результати класифікації показала модель із використанням найбільш вагового класу за вектором розподілів для кожного дескриптора, що відповідає параметру моди. Використання концентрованої частки даних опису дає можливість покращити його розрізнення з іншими описами.

Наукову новизну дослідження складає розроблення ефективного методу класифікації зображень на основі впровадження системи ймовірнісних розподілів для компонентів даних, що сприяє поглибленому аналізу у просторі даних та підвищує результативність класифікації. Класифікатор реалізовано у варіантах зіставлення інтегрального подання розподілів за класами і на підставі аналізу моди для розподілів окремих компонент. Застосування медіани як центру опису має перевагу над середнім значенням.

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

Перспектива дослідження може бути пов'язана із вивченням завадостійкості розроблених методів та оцінювання їх прикладної результативності стосовно об'ємних колекцій зображень, де коефіцієнти розподілів можуть приймати невеликі значення.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гороховатський В.О., Гадецька С.В. Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія). Харків : ФОП Панов А.Н., 2020. 128 с. DOI: <https://doi.org/10.30837/978-617-7859-69-6>.
2. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification. 2ed. Wiley. 2000. 738 p.
3. Флаха П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. Москва: ДМК Пресс, 2015. 400 с.
4. Гороховатський В.О., Пупченко Д.В., Солодченко К.Г. Аналіз властивостей, характеристик та результатів застосування новітніх детекторів для визначення особливих точок зображення. *Системи управління, навігації та зв'язку*, 2018. № 1 (47). С. 93–98.
5. Tvoroshenko I.S., Gorokhovatsky V.O. Intelligent Classification of Biophysical System States using Fuzzy Interval Logic. *Telecommunications and Radio Engineering*, 2019. Vol. 78 (14). P. 1303-1315. DOI: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i14.80>.
6. Kim S., Kweon I.-S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature. *Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06)*. 2006. P. 305-314
7. Nong Ye. Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013.
8. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications, London: Springer, 2010. 979 p.

9. 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>.
10. Porter F.C. Testing Consistency of Two Histograms. ArXiv e-prints. 2008. P. 1-35.
11. Гороховатський, В.О., Пономаренко, Р.П. Класифікація зображень на підставі формування незалежної системи кластерів у складі структурних описів бази еталонів. *Сучасні інформаційні системи*, 2020. Vol. 4, № 2. С. 17–23. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.2.04>.
12. Kohonen, T. *Self-Organizing Maps*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2001. DOI: <https://doi.org/10.5555/558021>.
13. Паклин Н.Б., Орешков В.И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям: учеб. пособ. СПб.: Питер, 2013, 704 с.
14. Гороховатський В.А., Пуятин 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.
15. (2020), ORB feature detector and binary descriptor, URL: [https://scikit-image.org/docs/dev/auto\\_examples/features\\_detection/plot\\_orb.html](https://scikit-image.org/docs/dev/auto_examples/features_detection/plot_orb.html).
16. Wang J; Markert K.; Everingham M. Learning Models for Object Recognition from Natural Language Descriptions. *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC-2009)*. London, UK, 7-10 September 2009. P. 1-11.
17. Josiah Wang, Katja Markert, Mark Everingham. Learning Models for Object Recognition from Natural Language Descriptions. 2013. URL: <http://www.josiahwang.com/projects/leedsbutterfly>.
18. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Пономаренко Р.П. Логічний аналіз та оброблення даних задля класифікації зображень на підставі формування статистичного центру опису. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2019. № 4(56). С. 43-48. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2019.4.043>.
19. Celik C., Sakir, H. Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study, *Pattern Recognition*. 2017. **68**. P. 1-13. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>.
20. 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.
21. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. () Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. *Радиоэлектроника, информатика, управления*. 2020. №4. С. 85-94. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-4-9>.

## REFERENCES

1. Gorokhovatskyi, V.O. & Gadetska, S.V. (2020), *Statistical processing and data mining in structural image classification methods*, monograph, FLP Panov A.N., Kharkiv, 128 p., DOI: <https://doi.org/10.30837/978-617-7859-69-6>.
2. Duda, R.O., Hart, P.E. & Stork, D.G. (2000), *Pattern classification*, 2ed., Wiley, 738 p.
3. Flach, P. (2015), *Machine learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data*, DMK Press, Moscow, 400 p.
4. Gorokhovatskyi, V.O., Pupchenko, D.V. & Solodchenko, K.G (2018), “Analysis of properties, characteristics and results of application of the newest detectors for definition of special points of the image”, *Control, navigation and communication systems*, No.1 (47), pp. 93-98.
5. Tvoroshenko, I.S. & Gorokhovatskyi, V.O. (2019), “Intelligent Classification of Biophysical System States using Fuzzy Interval Logic”, *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 78 (14), pp. 1303-1315, DOI: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i14.80>.
6. Kim, S. & Kweon I.-S. (2006), “Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature”, *Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06)*, pp. 305-314.
7. Nong, Ye. (2013), *Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples*, 1st. ed., CRC Press, Inc., USA.
8. Szeliski, R. (2010), *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer, London, 979 p.
9. Svyrydov, A., Kuchuk, H. & 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, DESSERT 2018*, pp. 593-597, DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>.
10. Porter, F.C. (2008), *Testing Consistency of Two Histograms*, ArXiv e-prints, pp. 1–35.
11. Gorokhovatskyi, V.O. & Ponomarenko, R.P. (2020), “Classification of images based on the formation of an independent system of clusters in the structural descriptions of the base of standards”, *Advanced Information Systems*, vol. 4, No. 2, pp. 17-23, DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.2.04>.
12. Kohonen, T. (2001), *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, DOI: <https://doi.org/10.5555/558021>.
13. Paklin, N.B. & Oreshkov, V.I. (2013), *Business analytics: from data to knowledge*, textbook, Peter, St. Petersburg, 704 p.
14. Gorokhovatskyi, V.A., Putyatin, E.P. & Stolyarov, V.S. (2017), “Study of the effectiveness of structural methods of image classification using a cluster data model”, *Radioelectronics, informatics, management*, No. 3 (42), pp. 78–85.
15. (2020), ORB feature detector and binary descriptor, available at: [https://scikit-image.org/docs/dev/auto\\_examples/features\\_detection/plot\\_orb.html](https://scikit-image.org/docs/dev/auto_examples/features_detection/plot_orb.html).
16. Wang, J, Markert, K. & Everingham, M. (2009), “Learning Models for Object Recognition from Natural Language Descriptions”, *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC-2009)*, London, UK, pp. 1-11.
17. Josiah, Wang, Katja, Markert and Mark, Everingham (2013), *Learning Models for Object Recognition from Natural Language Descriptions*, available at: <http://www.josiahwang.com/projects/leedsbutterfly>.
18. Gorokhovatskyi, V.O., Gadetska, S.V. & Ponomarenko, R.P. (2019), “Logical analysis and data processing for image classification based on the formation of a statistical description center”, *Control, navigation and communication systems*, No. 4(56), pp. 43–48, DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2019.4.043>.
19. Celik, C. and Sakir, H. (2017), “Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study”, *Pattern Recognition*, Issue 68, pp. 1-13, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>.

20. Xu, Zhang, Felix, X. Yu, Svebor Karaman, & Shih-Fu. Chang (2017), "Learning Discriminative and Transformation Covariant Local Feature Detectors", *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 6818-6826.
21. Gorokhovatskyi, V.O, Gadetska, S.V., Styahlyk, N.I. & Vlasenko, N.V. (2020), "Classification of images based on an ensemble of statistical distributions by standard classes for structural description components", *Radio Electronics, Computer Science, Control*, No. 4, pp. 85–94, DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-4-9>.

Received (Надійшла) 24.12.2020

Accepted for publication (Прийнята до друку) 10.02.2021

ABOUT THE AUTHORS / ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ

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

**Гадецька Світлана Вікторівна** – кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри вищої математики, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Харків, Україна;

**Svitlana Gadetska** – Candidate of physical and mathematical Sciences, Associate Professor of Higher Mathematics Department, Kharkiv National Automobile and Road University, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: [svgadetska@ukr.net](mailto:svgadetska@ukr.net); ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9125-2363>.

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

**Oleksii Zhadan** – student of Computer Science Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

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

**Хвостенко Олександр Олександрович** – студент кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;

**Oleksandr Khvostenko** – student of Computer Science Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: [oleksandr.khvostenko@nure.ua](mailto:oleksandr.khvostenko@nure.ua); ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-1272-4634>.

**Исследование-результативности классификаторов изображений  
на основе статистических распределений для компонентов структурного описания**

В. А. Гороховатский, С. В. Гадецкая, А. В. Жадан, А. А. Хвостенко

**Аннотация.** Предметом исследования являются модели для построения классификаторов изображений в пространстве описаний как множества дескрипторов ключевых точек при распознавании визуальных объектов в системах компьютерного зрения. **Целью** является создание и изучение свойств классификатора изображений на основе построения ансамбля распределений для компонентов структурного описания с использованием различных моделей принятия классификационных решений, что обеспечивает результативную классификацию. **Задача:** построение моделей классификации в синтезированном пространстве образов вероятностных распределений, анализ параметров, что воздействуют на их эффективность, экспериментальное оценивание результативности классификаторов средствами программного моделирования по результатам обработки экспериментальной базы изображений. Применяемыми **методами** являются: детектор ORB для формирования дескрипторов ключевых точек, интеллектуальный анализ данных, математическая статистика, средства определения релевантности для множеств векторов данных, программное моделирование. Полученные **результаты:** Разработанный метод классификации подтверждает свою работоспособность и эффективность для классификации изображений. Результативность метода может быть усилена введением многообразия видов метрик и мер сходства между центрами и дескрипторами, выбором способа формирования центров для эталонных описаний, введением логической обработки и сжатия структурного описания. Наилучшие результаты классификации показала модель с использованием наиболее весомого класса по вектору распределений для каждого дескриптора, что соответствует параметру моды. Использование концентрированной доли данных описания дает возможность улучшить его отличимость от других описаний. Применение медианы как центра описания имеет преимущество над средним значением. **Выводы.** **Научная новизна** - разработка эффективного метода классификации изображений на основе внедрения системы вероятностных распределений для компонентов данных, что способствует углубленному анализу в пространстве данных и повышает результативность классификации. Классификатор реализован в вариантах сопоставления интегрального представления распределений по классам и на основании анализа моды для распределений отдельных компонентов. **Практическая значимость** работы - построение моделей классификации в видоизмененном пространстве данных, подтверждение работоспособности предложенных модификаций анализа данных на примерах изображений, разработка программных моделей для внедрения предложенных методов классификации в системах компьютерного зрения.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение; классификация изображений; ключевая точка; детектор ORB; дескриптор; центр описания; статистическое распределение; релевантность описаний; результативность классификации.

**Study of the effectiveness of image classifiers by statistical distributions for components of structural description**

Volodymyr Gorokhovatskyi, Svitlana Gadetska, Oleksii Zhadan, Oleksandr Khvostenko

**Abstract.** The subject of research is models for constructing image classifiers in the description space as a set of descriptors of key points in the recognition of visual objects in computer vision systems. **The goal** is to create and study the properties of the image classifier based on the construction of an ensemble of distributions for the components of the structural description using various models of classification decisions, which provides effective classification. **Tasks:** construction of classification models in the synthesized space of images of probability distributions, analysis of parameters influencing their efficiency, experimental evaluation of the effectiveness of classifiers by means of software modeling based on the results of processing the experimental image base. The applied **methods** are: ORB detector for formation of keypoint descriptors, data mining, mathematical statistics, means of determining relevance for sets of data vectors, software modeling. The obtained **results:** The developed method of classification confirms its efficiency and effectiveness for image classification. The effectiveness of the method can be enhanced by the introduction of a variety of types of metrics and measures of similarity between centers and descriptors, by the choice of method of forming centers for reference etalon descriptions, by the introduction of logical processing and compression of the structural description. The best results of the classification were shown by the model using the most important class by the distribution vector for each descriptor corresponding to the mode parameter. The use of a concentrated part of the description data makes it possible to improve its distinction from other descriptions. The use of the median as the center of description has an advantage over the mean. **Conclusions.** Scientific novelty is the development of an effective method of image classification based on the introduction of a system of probability distributions for data components, which contributes to in-depth analysis in the data space and increases in classification effectiveness. The classifier is implemented in the variants of comparing the integrated representation of distributions by classes and on the basis of mode analysis for the distributions of individual components. **The practical importance** of the work is the construction of classification models in the modified data space, confirmation of the efficiency of the proposed modifications of data analysis on examples of images, development of software models for implementation of the proposed classification methods in computer vision systems.

**Keywords:** computer vision; image classification; key point; ORB detector; descriptor; description center; statistical distribution; description relevance; classification effectiveness.