

Номер документа	Познака	Найменування	Прим.					
		<u>Текстові документи</u>						
1	ГЮІК.122022.006ПЗ	Пояснювальна записка	64 с.					
2		Рецензія	1 с.					
3		Науково-технічні публікації (апробація)	33 с.					
4		Сертифікати (диплом) про участь у науково-технічних заходах	1 с.					
		<u>Графічні документи</u>						
5		Презентаційний матеріал	12 с.					
		<u>Електронні матеріали</u>						
6		2022_M_ІНФ_ІНФМ-21-1_Жадан_О_В.docx						
7		2022_M_ІНФ_ІНФМ-21-1_Жадан_О_В.pdf						
8		2022_M_ІНФ_ІНФМ-21-1_Жадан_О_В.pptx						
9		Каталог з програмою – program						
10		2022_M_ІНФ_ІНФМ-21-1_Жадан_О_В.txt (readme)						
11		Оригінальність тексту _____ %						
		Керівник кваліфікаційної роботи						
		проф. Гороховатський В.О. _____						
		ГЮІК.122022.006Д4						
Зм	Арк	№ докум.	Підпис	Дата				
Розроб.		Жадан О.В.			Дослідження класифікатора зображень із використанням ансамблевих засобів аналізу складу структурного опису Відомість кваліфікаційної роботи магістра	Літ	Арк	Аркуш
Перевір.		Гороховатський В.О.						1
Т.контр						ХНУРЕ Кафедра Інформатики		
Н.контр		Творошенко І.С.						
Затв.		Кобилін О.А.						



Національний технічний університет
“Харківський політехнічний інститут”

National Technical University
“Kharkiv Polytechnic Institute”



Сучасні Інформаційні системи

Advanced Information Systems

Sučasni informacijni sistemi

Том 5, № 1

Volume 5, No. 1

**Щоквартальний
науково-технічний журнал**

**Quarterly
scientific and technical journal**

Заснований у березні 2017 року

Founded in March 2017

У журналі публікуються результати досліджень з експлуатації та розробки сучасних інформаційних систем у різних проблемних галузях. Журнал призначений для наукових працівників, викладачів, докторантів, аспірантів, а також студентів старших курсів відповідних спеціальностей.

The journal publishes the research study from the usage and development of advanced information systems in various problem areas. The journal is intended for researchers, lecturers, doctoral students, postgraduate students, and for senior students of the corresponding specialties.

Засновник і видавець:

Національний технічний університет
“Харківський політехнічний інститут”

Founder and publisher:

National Technical University
“Kharkiv Polytechnic Institute”

Кафедра “Обчислювальна техніка та програмування”,
вул. Кирпичова, 2, 61002, м. Харків, Україна

Department of Computer Science and Programming,
61002, Ukraine, Kharkiv, Kyrpychova str., 2

Телефон:

+38 (057) 707-61-65

Phone:

+38 (057) 707-61-65

E-mail редколегії:

kuchuk56@ukr.net

E-mail of the editorial board:

kuchuk56@ukr.net

Інформаційний сайт:

<http://ais.khpi.edu.ua>

Information site:

<http://ais.khpi.edu.ua>

*Затверджений до друку Вченою Радою Національного технічного університету
“Харківський політехнічний інститут” (протокол від 26 лютого 2021 року № 2).*

Свідоцтво про державну реєстрацію КВ № 22522-12422Р від 13.01.2017 р.

*Включений до “Переліку наукових фахових видань України, в яких можуть
публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата наук”
до категорії Б – наказом Міністерства освіти і науки України від 07.05.2019 № 612 (додаток 7, п. 33)*

Харків • 2021

Редакційна колегія

Головний редактор:

СОКОЛ Євген Іванович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*).

Заступник головного редактора:

СЕМЕНОВ Сергій Геннадійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*).

Члени редакційної колегії:

БАЙРАМОВ Азад Агахар огли
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Баку, Азербайджан*);
БЛАУНШТЕЙН Натан Шаєвич
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Беер-Шева, Ізраїль*);
ГНАТЮК Сергій Олександрович
(*д-р техн. наук, доц., Київ, Україна*);
ЗАЙЦЕВА Єлена
(*д-р наук, проф., Жиліна, Словаччина*);
КАРПІНСЬКИЙ Микола Петрович
(*д-р техн. наук, проф., Бельсько-Бяла, Польща*);
КОВАЛЕНКО Андрій Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
КОСТЕНКО Павло Юрійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
КУЧУК Георгій Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
ЛИТВИН Василь Володимирович
(*д-р техн. наук, проф., Львів, Україна*);
ЛУКІН Володимир Васильович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
МАМУЗІЧ Ілля
(*д-р техн. наук, проф., Загреб, Хорватія*);
МИГУЩЕНКО Руслан Павлович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
МОХАММЕД Амін Саліх
(*д-р наук, доц., Ербіль, Ірак*);
ОСТАПОВ Сергій Едуардович
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Чернівці, Україна*);
ПОВОРОЗНЮК Анатолій Іванович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
РАСКІН Лев Григорович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
САРАВАНА Балаї Баласубраманіан
(*PhD, доц., Ербіль, Ірак*);
СЕРКОВ Олександр Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
СМІРНОВ Олексій Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Кропивницький, Україна*);
СТАНКУНАС Йонас
(*д-р техн. наук, проф., Вільнюс, Литва*);
СТЕЦЬКО Юрій
(*канд. фіз.-мат. наук, Тампа, Флоріда, США*);
СУЧКОВ Григорій Михайлович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
УШЕНКО Юрій Олександрович
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Чернівці, Україна*);
ФІЛАТОВА Ганна Євгенівна
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
ХАРЧЕНКО Вячеслав Сергійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
ШВАЧИЧ Геннадій Григорович
(*д-р техн. наук, проф., Дніпро, Україна*);
ШИШАЦЬКИЙ Андрій Володимирович
(*канд. техн. наук, Київ, Україна*);

Відповідальний секретар:

ПОДОРІЖНЯК Андрій Олексійович
(*канд. техн. наук, доц., Харків, Україна*).

Технічний секретар:

ГРЕБЕНЮК Дарина Сергіївна
(*магістр комп. інж., Харків, Україна*).

Editorial board

Editor-in-Chief:

Yevgen SOKOL
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*).

Associate editor:

Serhii SEMENOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*).

Editorial board members:

Azad Agalar oğlu BAYRAMOV
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Baku, Azerbaijan*);
Nathan BLAUNSTEIN
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Beer Sheva, Israel*);
Sergiy GNATYUK
(*Dr. Sc. (Tech.), Ass. Prof., Kyiv, Ukraine*);
Elena ZAITSEVA
(*Dr. (Comp. Eng.), Prof., Zilina, Slovakia*);
Mikolay KARPINSKI
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Bielsko-Biala, Poland*);
Andrii KOVALENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Pavlo KOSTENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Heorhii KUCHUK
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Vasyl LYTVYN
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Lviv, Ukraine*);
Volodymyr LUKIN
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Ilya MAMUZIĆ
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Zagreb, Croatia*);
Ruslan MYGUSHCHENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Amin Salih MOHAMMED
(*Dr. (Comp. Eng.), Ass. Prof., Erbil, Iraq*);
Serhii OSTAPOV
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Chernivtsi, Ukraine*);
Anatoliy POVOROZNYUK
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Lev RASKIN
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Balasubramanian Balaji SARAVANA
(*PhD (Comp. Eng.), Ass. Prof., Erbil, Iraq*);
Aleksandr SERKOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Alexey SMIRNOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kropyvnytskyi, Ukraine*);
Jonas STONKUNAS
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Vilnius, Lithuania*);
Yuri STETSKO
(*PhD (Ph-Math.), Tampa, Florida, USA*);
Hryhorii SUCHKOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Yuri USHENKO
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Chernivtsi, Ukraine*);
Hanna FILATOVA
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Viacheslav KHARCHENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Hennadii SHVACHICH
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Dnipro, Ukraine*);
Andrii SHYSHATSKYI
(*PhD (Tech.), Kyiv, Ukraine*).

Responsible secretary:

Andrii PODOROZHNIAC
(*PhD (Tech.), Ass. Prof., Kharkiv, Ukraine*).

Technical secretary:

Daryna HREBENIUK
(*MSD of Comp. Eng., Kharkiv, Ukraine*).

З М І С Т

ПРОБЛЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

<i>Гороховатський В. О., Гадецька С. В., Жадан О. В., Хвостенко О. В.</i> Дослідження результативності класифікаторів зображень за статистичними розподілами для компонентів структурного опису	5
--	---

МОДЕЛЮВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

<i>Можася М. О., Буслов П. В.</i> Метод моделювання соціального профілю з використанням оптимізації перетворення структур Big Data (eng.)	12
<i>Сальник Ю. П., Волочий Б. Ю.</i> Стохастична модель функціональної поведінки охоронної системи об'єкта критичної інфраструктури ..	18
<i>Ходаковський О. В., Левченко Л. О., Колумбет В. П., Козачук А. Д., Кузавський Д. С.</i> Розрахунковий апарат моделювання поширення електромагнітних полів різномірних джерел	34

МЕТОДИ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ

<i>Бутко І. М.</i> Використання геопросторової інформації органами державної влади для підтримки прийняття управлінських рішень (eng.)	39
<i>Тверитникова О. Є., Демідова Ю. Є., Дроздова Т. В.</i> Система менеджменту безпеки професійної діяльності на підприємствах України: міжнародний та європейський вимір (eng.)	45

МЕТОДИ СИНТЕЗУ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

<i>Іохов О. Ю., Малюк В. Г., Сальников О. М., Новикова О. О.</i> Застосування онтології задачі вибору для опису процесів взаємодії суб'єктів управління	54
<i>Раскін Л. Г., Сіра О. В., Парфенюк Ю. Л.</i> Вибір оптимального маршруту у розподіленій транспортній мережі в умовах невизначеності (eng.) ...	62

ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

<i>Барковська О. Ю., Холєв В. О., Пивоварова Д. І., Іващенко Г. С., Росінський Д. М.</i> Система обміну знаннями молодих науковців із різних країн (eng.)	69
<i>Кобзєв А. В., Мурзін М. В.</i> Показники точності визначення координат джерел радіовипромінювання у пеленгаторній мережі HF діапазону	75
<i>Ковальчук А. О., Олещук М. М., Карлов В. Д., Карпенко О. В., Бєсова О. В., Лукашук О. В.</i> Аналіз чутливості систем супроводження цілей з фіксованими параметрами багатоканальної РЛС до характеристик зовнішніх впливів (eng.)	82

TABLE OF CONTENTS

PROBLEMS OF IDENTIFICATION IN INFORMATION SYSTEMS

<i>Volodymyr Gorokhovatskyi, Svitlana Gadetska, Oleksii Zhadan, Oleksandr Khvostenko</i> Study of the effectiveness of image classifiers by statistical distributions for components of structural description (ukr.)	5
--	---

INFORMATION SYSTEMS MODELING

<i>Mykhailo Mozhaiev, Pavlo Buslov</i> Method of modeling of a social profile using big data structure transformation optimization	12
<i>Yurii Salnyk, Bohdan Volochiy</i> A stochastic model of the security system's functional behavior for a critical infrastructure object (ukr.)	18
<i>Oleksii Khodakovskiy, Larysa Levchenko, Vadym Kolumbet, Anna Kozachuk, Dmytro Kuzhavskiy</i> Calculation apparatus for modeling the distribution of electromagnetic fields of different sources (ukr.)	34

ADAPTIVE CONTROL METHODS

<i>Ihor Butko</i> The use of geospatial information by public authorities to support the decision making of management	39
<i>Elena Tverytnykova, Yulia Demidova, Tatyana Drozdova</i> Management system of occupational safety at Ukrainian enterprises: international and European dimension	45

METHODS OF INFORMATION SYSTEMS SYNTHESIS

<i>Olexandr Iohov, Victor Maliuk, Olexandr Salnikov, Olena Novyкова</i> Application of the ontology of the choice problem to describe the processes of management subject interaction (ukr.)	54
<i>Lev Raskin, Oksana Sira, Yurii Parfeniuk</i> Selection of the optimum route in an extended transportation network under uncertainty	62

INFORMATION SYSTEMS RESEARCH

<i>Olesia Barkovska, Vladyslav Kholiev, Daria Pyvovarova, Heorhii Ivashchenko, Dmytro Rosinskiy</i> International system of knowledge exchange for young scientists	69
<i>Anatolij Kobziev, Mykhailo Murzin</i> Indicators of accuracy for determining the coordinates of radio emission sources in the short wave direction finding network (ukr.)	75
<i>Andrii Kovalchuk, Mykola Oleshchuk, Volodymyr Karlov, Oleh Karpenko, Oksana Biesova, Olena Lukashuk</i> Analysis of sensitivity of target tracking systems to external interference in multichannel radars with fixed parameters	82

Problems of identification in information systems

УДК 932.2:004.93'1

doi: 10.20998/2522-9052.2021.1.01

В. О. Гороховатський¹, С. В. Гадецька², О. В. Жадан¹, О. В. Хвостенко¹¹Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна²Харківський 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 різноманітних 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 видозміненому 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 множину 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 $e_k \sim e_\tau$ для дескрипторів e_k, e_τ визначаємо на підставі порогу δ_ρ для величини метрики: $e_k \sim e_\tau : \rho(e_k, e_\tau) \leq \delta_\rho$.

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 вагомий 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 α 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 на підґрунті 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 μ є дескриптор опису і номер класу.

Функцію належності μ визначимо на підставі основоположної характеристики у data science – співвідношення значень мір, що виражають число сприятливих випадків (подібність 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 ρ 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

$$d = (d(1), d(2), \dots, d(N)), \quad d(i) = \mu(e_v(i)), \sum_{i=1}^N d(i) = 1. \quad (5)$$

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 аналізова-

ного 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 вагомому класу 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 мно-

жині 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 Θ можна подати у виді комбінування скінченної множини локальних рішень θ_v

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

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 δ_d або з найближчим до нього локальним оптимумом d_{m-1} (λ – числовий коефіцієнт):

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

Зауважимо, що поріг δ_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 δ_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. Не-

хай $Z \subset B^n$ – 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

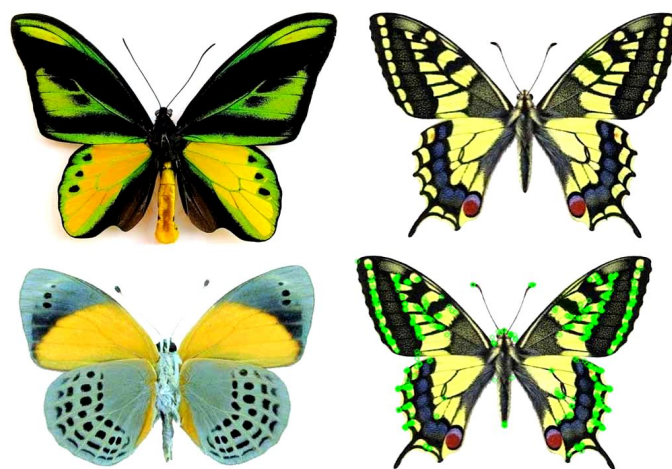


Рис. 1. Еталонні зображення метеликів Химера, Махаон, Давісій та виділені координати КТ
(Fig. 1. Reference images of butterflies Chimera, Mahaon, Davisi and selected key points coordinates)

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 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 вагомий перспективу застосування таких моделей класифікації у порівнянні з моделлю інтегрального аналізу (6).

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.

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 вагомого

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. Флах 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., Путятин 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.
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. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 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, DESERT 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.
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 Gorokhovatskyi – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Computer Science Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;
e-mail: 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; 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; 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; 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.



Національний технічний університет
"Харківський політехнічний інститут"

National Technical University
"Kharkiv Polytechnic Institute"



Сучасні Інформаційні системи

Advanced Information Systems

Sučasni informacijni sistemi

Том 6, № 1

Volume 6, No. 1

**Щоквартальний
науково-технічний журнал**

**Quarterly
scientific and technical journal**

Заснований у березні 2017 року

Founded in March 2017

У журналі публікуються результати досліджень з експлуатації та розробки сучасних інформаційних систем у різних проблемних галузях. Журнал призначений для наукових працівників, викладачів, докторантів, аспірантів, а також студентів старших курсів відповідних спеціальностей.

The journal publishes the research study from the usage and development of advanced information systems in various problem areas. The journal is intended for researchers, lecturers, doctoral students, postgraduate students, and for senior students of the corresponding specialties.

Засновник і видавець:

Національний технічний університет
"Харківський політехнічний інститут"

Founder and publisher:

National Technical University
"Kharkiv Polytechnic Institute"

Кафедра "Обчислювальна техніка та програмування",
вул. Кирпичова, 2, 61002, м. Харків, Україна

Department of Computer Science and Programming,
61002, Ukraine, Kharkiv, Kyrpychova str., 2

Телефон:

+38 (057) 707-61-65

Phone:

+38 (057) 707-61-65

E-mail редколегії:

kuchuk56@ukr.net

E-mail of the editorial board:

kuchuk56@ukr.net

Інформаційний сайт:

<http://ais.khpi.edu.ua>

Information site:

<http://ais.khpi.edu.ua>

*Затверджений до друку Вченою Радою Національного технічного університету
"Харківський політехнічний інститут" (протокол від 04 лютого 2022 року № 2).*

Свідоцтво про державну реєстрацію КВ № 22522-12422Р від 13.01.2017 р.

*Включений до "Переліку наукових фахових видань України, в яких можуть
публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата наук"
до категорії Б – наказом Міністерства освіти і науки України від 07.05.2019 № 612 (додаток 7, п. 33)*

Харків • 2022

Редакційна колегія

Головний редактор:

СОКОЛ Євген Іванович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*).

Заступник головного редактора:

ЗАКОВОРОТНИЙ Олександр Юрійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*).

Члени редакційної колегії:

БАЙРАМОВ Азад Агахар огли
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Баку, Азербайджан*);
БЛАУНШТЕЙН Натан Шаєвич
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Беер-Шева, Ізраїль*);
ГНАТЮК Сергій Олександрович
(*д-р техн. наук, доц., Київ, Україна*);
ЗАЙЦЕВА Єлена
(*д-р наук, проф., Жиліна, Словаччина*);
КАРПІНСЬКИЙ Микола Петрович
(*д-р техн. наук, проф., Бельсько-Бяла, Польща*);
КОВАЛЕНКО Андрій Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
КУЧУК Георгій Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
ЛИТВИН Василь Володимирович
(*д-р техн. наук, проф., Львів, Україна*);
ЛУКІН Володимир Васильович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
МАМУЗІЧ Ілля
(*д-р техн. наук, проф., Загреб, Хорватія*);
МИГУЩЕНКО Руслан Павлович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
МОХАММЕД Амін Саліх
(*д-р наук, доц., Ербіль, Ірак*);
ОСТАПОВ Сергій Едуардович
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Чернівці, Україна*);
ПОВОРОЗНЮК Анатолій Іванович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
РАСКІН Лев Григорович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
САРАВАНА Балаїї Баласубраманіан
(*PhD, доц., Ербіль, Ірак*);
СЕМЕНОВ Сергій Геннадійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
СЕРКОВ Олександр Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
СМІРНОВ Олексій Анатолійович
(*д-р техн. наук, проф., Кропивницький, Україна*);
СТАНКУНАС Йонас
(*д-р техн. наук, проф., Вільнюс, Литва*);
СТЕЦЬКО Юрій
(*канд. фіз.-мат. наук, Тампа, Флоріда, США*);
СУЧКОВ Григорій Михайлович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
УШЕНКО Юрій Олександрович
(*д-р фіз.-мат. наук, проф., Чернівці, Україна*);
ФІЛАТОВА Ганна Євгенівна
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
ХАРЧЕНКО Вячеслав Сергійович
(*д-р техн. наук, проф., Харків, Україна*);
ШВАЧИЧ Геннадій Григорович
(*д-р техн. наук, проф., Дніпро, Україна*);
ШИШАЦЬКИЙ Андрій Володимирович
(*канд. техн. наук, Київ, Україна*);
Відповідальний секретар:
ПОДОРІЖНЯК Андрій Олексійович
(*канд. техн. наук, доц., Харків, Україна*);
Технічний секретар:
ГРЕБЕНЮК Дарина Сергіївна
(*магістр комп. інж., Харків, Україна*).

Editorial board

Editor-in-Chief:

Yevgen SOKOL
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*).

Associate editor:

Oleksandr Zakovorotniy
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*).

Editorial board members:

Azad Agalar oğlu BAYRAMOV
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Baku, Azerbaijan*);
Nathan BLAUNSTEIN
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Beer Sheva, Israel*);
Sergiy GNATYUK
(*Dr. Sc. (Tech.), Ass. Prof., Kyiv, Ukraine*);
Elena ZAITSEVA
(*Dr. (Comp. Eng.), Prof., Zilina, Slovakia*);
Mikolay KARPINSKI
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Bielsko-Biala, Poland*);
Andriy KOVALENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Heorhii KUCHUK
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Vasyl LYTVYN
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Lviv, Ukraine*);
Volodymyr LUKIN
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Ilya MAMUZIC
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Zagreb, Croatia*);
Ruslan MYGUSHCHENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Amin Salih MOHAMMED
(*Dr. (Comp. Eng.), Ass. Prof., Erbil, Iraq*);
Serhii OSTAPOV
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Chernivtsi, Ukraine*);
Anatoliy POVOROZNYUK
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Lev RASKIN
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Balasubramanian Balaji SARAVANA
(*PhD (Comp. Eng.), Ass. Prof., Erbil, Iraq*);
Serhii SEMENOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Aleksandr SERKOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Alexey SMIRNOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kropyvnytskyi, Ukraine*);
Jonas STONKUNAS
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Vilnius, Lithuania*);
Yuri STETSKO
(*PhD (Ph-Math.), Tampa, Florida, USA*);
Hryhorii SUCHKOV
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Yuri USHENKO
(*Dr. Sc. (Ph-Math.), Prof., Chernivtsi, Ukraine*);
Hanna FILATOVA
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Viacheslav KHARCHENKO
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Hennadii SHVACHICH
(*Dr. Sc. (Tech.), Prof., Dnipro, Ukraine*);
Andrii SHYSHATSKYI
(*PhD (Tech.), Kyiv, Ukraine*);
Responsible secretary:
Andrii PODOROZHNIAK
(*PhD (Tech.), Ass. Prof., Kharkiv, Ukraine*);
Technical secretary:
Daryna HREBENIUK
(*MSD of Comp. Eng., Kharkiv, Ukraine*).

З М І С Т

ПРОБЛЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

- Гороховатський В. О., Стяглик Н. І.,
Жадан О. В.*
Застосування багатокомпонентної моделі даних
для описів класів у задачі класифікації зображень 5
- Челак В. В., Гавриленко С. Ю.*
Метод ідентифікації стану комп'ютерної системи
на основі boosting ансамблю з спеціальною
процедурою передобробки даних (eng.) 12

МОДЕЛЮВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

- Барабаш О. В., Бандурка О. І.*
Моделювання лісових пожеж на основі прогностичної
моделі Байєса та геоінформаційних технологій 19
- Проценко А. А., Іванов В. Г.*
Використання додатку E-NetSim при візуальному
моделюванні руху автономних роботів (eng.) 27

МЕТОДИ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ

- Колумбет В. П., Свинчук О. В.*
Мультиагентні методи управління розподіленими
обчисленнями у гібридних кластерах (eng.) 32
- Калінін Є. І., Лисиця Д. О.,
Нечаусов А. С., Криховецький Г. Я.*
Асимптотика системи оптимального управління
з двома малими сингулярно-збуджуючими параметрами 37

МЕТОДИ СИНТЕЗУ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

- Краснобаєв В. А., Кошман С. О.,
Ковальчук Д. М.*
Концепція виконання операції додавання
у системі залишкових класів (eng.) 43

ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

- Барковська О. Ю., Холєв В. О.,
Литвиненко В. С.*
Вивчення методів зниження шуму в звуковому ряді
для вирішення задач перетворення мови в текст (eng.) 48
- Гапон Д. А., Зуєв А. О.,
Качанов П. О., Кубрик Б. І.*
Визначення джерела вищих гармонік у системах
електропостачання зі змішаним навантаженням 55
- Ібрагімов Б. Р., Гашимов Е. Г.,
Талібов А. М., Гасанов А. Г.*
Дослідження та аналіз показників
волоконно-оптичних ліній зв'язку
з використанням спектральних технологій (eng.) 61
- Коваленко А. А., Порошенко А. І.*
Аналіз методів та систем детектування аудіоподій (eng.) 65
- Раскін Л. Г., Святкін Я. В.,
Іванчихін Ю. В., Корсун Р. О.*
Напівмарковські моделі надійності (eng.) 70

TABLE OF CONTENTS

PROBLEMS OF IDENTIFICATION IN INFORMATION SYSTEMS

- Volodymyr Gorokhovatskyi, Natalia Stiahlyk,
Oleksii Zhadan*
Application of multi-component data model for class
descriptions in the image classification problem (ukr) 5
- Viktor Chelak, Svitlana Gavrylenko*
Method of computer system state identification
based on boosting ensemble with special
preprocessing procedure 12

INFORMATION SYSTEMS MODELING

- Oleg Barabash, Olena Bandurka*
Modeling of forest fires based on the Bayesian forecast
model and geoinformation technologies (ukr) 19
- Andrii Protsenko, Valeriy Ivanov*
Using the E-NetSim application for visual simulation
of the movement of the autonomous robots (ukr) 27

ADAPTIVE CONTROL METHODS

- Vadim Kolumbet, Olha Svychnuk*
Multiagent methods of management
of distributed computing in hybrid clusters 32
- Yevhen Kalinin, Dmytro Lysytsia,
Artem Nechausov, Heorhii Krykhovetskyi*
Asymptotic behavior of an optimal control system
with two small singularly excitatory parameters (ukr) 37

METHODS OF INFORMATION SYSTEMS SYNTHESIS

- Victor Krasnobayev, Sergey Koshman,
Dmytro Kovalchuk*
The concept of performing the addition operation
in the system of residual classes 43

INFORMATION SYSTEMS RESEARCH

- Olesia Barkovska, Vladyslav Kholiev,
Vladyslav Lytyynenko*
Study of noise reduction methods in the sound sequence
when solving the speech-to-text problem 48
- Dmytro Gapon, Andrey Zuev,
Petro Kachanov, Boris Kubrik*
Determination of higher harmonics source
in mixed-load power supply systems (ukr) 55
- Bayram Ibrahimov, Elshan Hashimov,
Aziz Talibov, Arif Hasanov*
Research and analysis indicators
fiber-optic communication lines
using spectral technologies 61
- Andriy Kovalenko, Anton Poroshenko*
Analysis of the sound event detection methods and systems 65
- Lev Raskin, Iaroslav Sviatkin,
Yuriy Ivanchikhin, Roman Korsun*
Semi-markov reliability models 70

Problems of identification in information systems

УДК 004.932.2:004.93'1

doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2022.1.01>В. О. Гороховатський¹, Н. І. Стяглик², О. В. Жадан¹¹ Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна² ННІ Каразінський банківський інститут Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна, Харків, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ БАГАТОКОМПОНЕНТНОЇ МОДЕЛІ ДАНИХ ДЛЯ ОПИСІВ КЛАСІВ У ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Предметом досліджень статті є методи класифікації зображень за множиною дескрипторів ключових точок у системах комп'ютерного зору. Метою є підвищення ефективності класифікації шляхом впровадження багатокомпонентної моделі даних на множині дескрипторів для бази еталонних образів. Застосовувані методи: детектор та дескриптори ORB, апарат теорії множин і векторного простору, метричні моделі визначення релевантності для множин багатовимірних векторів, елементи теорії ймовірностей, програмне моделювання. Отримані результати: розроблено модифікований метод класифікації зображень на основі впровадження багатокомпонентної моделі для аналізу даних із системою центрів, визначено способи побудови множини центрів даних, найбільш ефективним є медоїд множини і базовані на ньому центри. Результативність модифікації суттєво залежить від способу формування центрів, застосованої моделі класифікації, а також від самих даних. Найкращі результати показала класифікація з інтегрованим показником окремо для кожного із еталонів у вигляді суми значень розподілів для набору центрів; експериментально перевірена результативність класифікації, підтверджена працездатність запропонованого методу. Практична значущість роботи – побудова моделей класифікації у трансформованому просторі даних, підтвердження працездатності запропонованих модифікацій на прикладах зображень, створення програмного застосунку для впровадження розроблених методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

Ключові слова: комп'ютерний зір; структурні методи класифікації зображень; дескриптор ORB; система центрів даних; багатокомпонентна модель, медоїд множини; результативність класифікації.

Вступ

У структурних методах класифікації зображень прийняття рішення про клас візуального об'єкту здійснюється на підґрунті апарату дескрипторів ключових точок (КТ) [1-4]. При цьому опис візуального об'єкту як множина багатовимірних векторів даних зіставляється із множинами векторів, що відображають інформацію про базу еталонів. У процесі класифікації необхідно здійснити оцінювання ступеня релевантності для об'ємних множин багатовимірних векторів даних об'єкту та еталонів.

У роботах [1-2, 5] запропоновано результативні ансамблеві підходи для обчислення релевантності із використанням значень розподілів для сформованих компонентів даних за параметрами статистичних центрів для еталонних описів, що створюють базу для класифікації. Визначені центри мають статистичний зміст, так як відображають властивості конкретної підмножини даних [1, 4]. Ефективність ансамблевих методів суттєво залежить від структури опису у багатовимірному просторі та обчислених значень еталонних центрів, а тому є вищою для згрупованих даних, що мають згущення у векторному просторі. Але загалом аналізовані дані можуть мати будь-яку структуру, не обов'язково згруповану у кластери [6-8]. Зауважимо, що результативність будь-якої класифікації у значній мірі залежить від складу описів еталонів як представників класів.

У статті [3] з метою покращення апроксимаційних властивостей для системи аналізу даних при

обчисленні релевантності запропоновано впровадження незалежної множини кластерних центрів для кожного із еталонів, що на підставі впровадження багатокомпонентної моделі сприяє підвищенню результативності класифікації за рахунок більш детального подання структури даних і узгодження з еталонною інформацією [6]. Загалом представлення множини дескрипторів зображення не єдиним, а кількома сегментами даних із використанням розподілів на підґрунті системи центрів для сегментів сприяє підвищенню показників розподільної здатності класифікатора.

Таким чином, створення класифікатора на підставі єдиного центру із-за практично необмеженого різноманіття видів даних не завжди може забезпечити необхідну результативність класифікації. У такому випадку можна застосувати модель класифікації з декількома центрами (багатокомпонентне подання), що реалізують поглиблене представлення даних для здійснення ефективного аналізу.

Мета роботи – підвищення результативності структурних методів класифікації зображень шляхом впровадження багатокомпонентної моделі даних на множині дескрипторів для бази еталонних образів. **Завдання дослідження** полягають у побудові та обчисленні параметрів для компонентних моделей структур даних на множині структурних ознак бази еталонів, впровадження цих моделей у процес класифікації, вивчення результативності розроблених модифікацій класифікаторів шляхом програмного моделювання.

Способи формування центрів аналізованих даних

Формально опис візуального об'єкту у структурних методах класифікації зображень представляється скінченною множиною числових векторів – дескрипторів ключових точок [4]. Центри даних шляхом побудови багатокомпонентної моделі для такого опису є інтегрованими характеристиками для окремих підструктур (токенів) у аналізованій множині даних. При цьому у якості фокусів для такої моделі даних можуть бути використані, наприклад, центри кластерів [3, 14], процентильні співвідношення у кортежі відсортованих даних за параметром медоїду множини [4-8], обчислені функції на підставі побітового статистичного аналізу множини дескрипторів [12-14], представники корзин даних з фіксованим значенням хеш-функції [4, 16, 17], вибрані елементи опису за значенням критерію інформативності [21], онлайн визначені центри, що відображають найбільш візуально важливі точки зображення, та ін.

Сформовані центри визначаються за даними і є результатом часткової адаптації класифікатора до даних. Наше дослідження показує [3], що від вибору центрів даних у значній мірі залежить прикладна результативність побудованого класифікатора. Ефективним засобом для формування параметрів центрів може бути оцінювання розподільних властивостей ознак еталонів на підставі критеріїв інформативності [6, 16, 21].

Іншим способом може бути формування опорних точок для множини векторів, де початкова точка вибирається довільно, а решта по черзі формується шляхом вибору найбільш віддаленої точки від уже обраних [20, 24].

Розподіли за системою центрів у багатокомпонентній моделі

Формально маємо деяку базу E описів зображень еталонів розміром N : $E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$. Кожен еталонний опис E_i , $i = \overline{1, N}$, представляє у задачі класифікації окремий 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 [1, 4]. Нехай M – фіксоване число створених центрів даних у кожному еталоні, а $b_{k,i}$ – центр з номером k еталону E_i , $k = \overline{1, M}$. Параметр M тут характеризує число компонентів у моделі даних. Тоді загальне число побудованих центрів у такій моделі даних дорівнює $M * N$, а кожний із центрів відноситься до фіксованого еталону [3].

У відповідності до технології [1, 2] на базі визначеної множини еталонних центрів $\{b_{k,i}\}_{k=1}^M \}_{i=1}^N$ у багатокомпонентній моделі даних впровадимо для довільного дескриптора $z \in Z$ аналізованого опису Z процедуру формування його статистичного розподілу за системою центрів

$$d[z] = \begin{bmatrix} d_{1,1}, d_{2,1}, \dots, d_{M,1}, \\ d_{1,2}, d_{2,2}, \dots, d_{M,2}, \\ \dots, \\ d_{1,N}, d_{2,N}, \dots, d_{M,N} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N d_{k,i} = 1. \quad (2)$$

Зауважимо, що значення $d_{k,i}$ в (1), отримані за технологією [1, 2], відображають відносну ступінь належності елемента $z \in Z$ до компоненти моделі з центром $b_{k,i}$ на підставі обчислення деякої міри подібності $\phi(z, b_{k,i})$ векторів z та $b_{k,i}$, а умова (2) відтворює цю міру у статистичну площину як відношення міри подібності до конкретної компоненти класу та суми значень подібностей до усіх компонентів класів загалом [2, 3, 10].

Із способу обчислення виразів (1), (2) із-за введеної схеми розмивання інформації стає зрозумілим, що число M центрів для кожного із еталонів не може бути занадто великим, і на практиці обмежене значеннями 2...5 [3]. У протилежному випадку при значній кількості компонент та еталонів на результат оброблення суттєво будуть впливати похибки обчислень, що призведе до невпевненості рішення.

Подано дані розподілу (1) у вигляді матриці $d[z] = \{\{d_{k,i}\}_{k=1}^M \}_{i=1}^N$, кожний стовпець якої містить інформацію про статистичну належність ознаки z до фіксованого класу E_i з номером i у складі компоненти із номером k . Структура матриці $d[z]$ містить непересічні блоки-стовпці із M компонентів, що характеризують ступінь належності до фіксованого еталону. Для класифікатора найбільш важливою є лише інформація про належність до еталону, а багатокомпонентна модель сприяє визначенню цього фактору.

За результатом побудови розподілів (1) для усіх елементів $\forall z \in Z$ опису Z маємо сукупність даних у вигляді s матриць виду (1), яку покладемо в основу побудови класифікатора.

Класифікація за розподілами компонентів даних

1. Найбільш зрозуміла і проста з прикладної точки зору схема побудови класифікатора полягає в здійсненні інтеграції θ_i розподілів в межах кожного із класів і подальшому виявленні класу r розпізнаваного об'єкта з найбільшим значенням критерію θ_i :

$$\theta_i = \sum_{z \in Z} \sum_{k=1}^M d_{k,i}(z). \quad (3)$$

Цей спосіб фактично відтворює схему класифікації з єдиним центром [1, 2], але з попередньою побудовою сукупності компонент та їх центрів.

Більш глибокий аналіз реалізується схемами опрацювання за множиною компонентів всередині класів як для окремих дескрипторів опису, так і за їх повною сукупністю. Варіантами оброблення є інтегрування розподілів в межах компонент окремих еталонів з прийняттям класифікаційного рішення за

максимумом серед критеріїв для інтегрованих компонент, сумою критеріїв для компонент окремих класів або шляхом логічного аналізу отриманих інтегрованих критеріїв.

Інші варіанти аналізу множини розподілів полягають у реалізації по-елементної класифікації окремо для кожного із дескрипторів об'єкта із подальшим узагальненням отриманих значень класів за моделлю бустінгу [6].

2. Інтегрування значень розподілів в межах набору компонент. За даними аналізованої сукупності матриць $d[z] = \{\{d_{k,i}\}_{k=1}^M\}_{i=1}^N, \forall z \in Z$ отримаємо гуртові значення критеріїв для об'єкту з описом Z :

$$\theta_{k,i} = \sum_{z \in Z} d_{k,i}(z). \quad (4)$$

Варіанти класифікаційних рішень можуть приймати вигляд

$$r = \arg \max_{i,k} \theta_{k,i},$$

$$r = \arg \max_i \sum_k \theta_{k,i}, \quad (5)$$

$$r = \arg \max_i L[\{\theta_{k,i}\}, k \in E_j],$$

де L – деяка функція на підмножині значень, а позначення $k \in E_j$ означає аналіз набору компонент із класу E_j . Одним із варіантів L є, наприклад, визначення класу за критерієм суми для значень двох найбільших компонент кожного з класів. Правила класифікації (5) можуть бути підсилені шляхом введення додаткового логічного аналізу отриманих екстремумів на предмет їх значущості, щоб знизити рівень помилок 1-го роду [3-6].

3. Формування значення класу окремо для кожного дескриптора з узагальненням числа голосів за описом об'єкту. Цей спосіб отримав назву «класифікація дескриптор об'єкту – еталон» і має перевагу в тому сенсі, що дає можливість відсіяти помилкові дескриптори, що виникають із-за впливу завад.

Варіанти класифікаційного рішення стосовно окремого дескриптора $\forall z \in Z$ матимуть вид

$$r_i = \arg \max_k d_{k,i},$$

$$r_i = \arg \max_j \sum_{k \in E_j} d_{k,i},$$

$$r_i = \arg \max_j L[\{d_{k,i}\}, k \in E_j]$$

За результатом (6) $\forall z \in Z$ виконується інкрементація $\Sigma_i = \Sigma_i + 1$ числа голосів Σ_i визначеного класу, а результуючий клас об'єкту визначається за максимумом отриманого числа голосів як

$$r = \arg \max_i \Sigma_i. \quad (7)$$

Зважаючи на тісний зв'язок статистичних та метричних підходів у класифікації зображень [2-4, 10-12, 19, 24], розглянуті способи можуть базуватися і виключно на обчисленні відстаней між значенням аналізованих даних (дескрипторів об'єкту) та

визначеними еталонними центрами, що в деякій мірі спрощує обчислення, так як дає можливість оброблення у просторі цілих чисел. Для цього моделі (3)-(7) можна модифікувати з використанням лише вимірювань метрики у просторі векторів.

Одним із критеріїв впевненості класифікації можна вибрати відносне значення перевищення максимуму $\theta_{\max 1}$ функціоналу над найближчим його максимумом $\theta_{\max 2}$ для іншого класу

$$\Delta = [\theta_{\max 1} - \theta_{\max 2}] / \theta_{\max 1}. \quad (8)$$

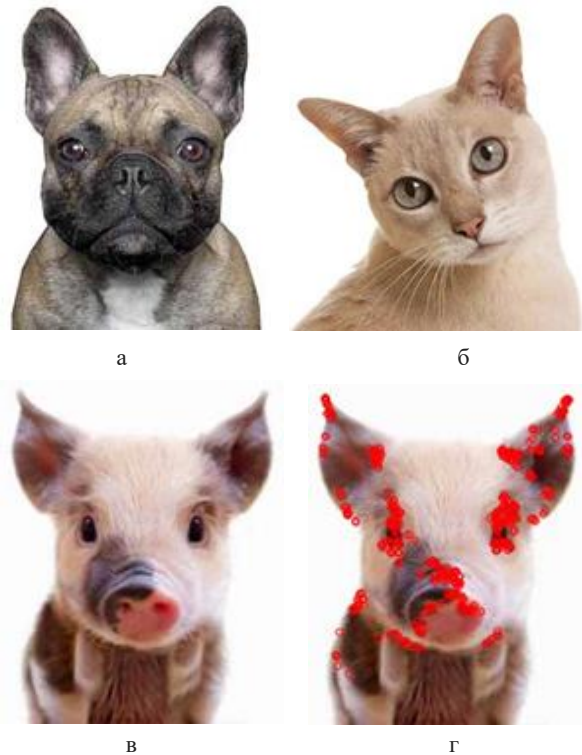


Рис. 1. Еталонні зображення: а, б, в – еталони; г – координати ORB-дескрипторів (**Fig. 1.** Standards images: а, б, в — standards, г – coordinates of ORB descriptors)

Метрикою для зіставлення дескрипторів взято відстань Хемінга, яка обчислює число розбіжностей між двома двійковими послідовностями. Максимально можливе значення відстані складає 256. Для кожного із описів обчислено вектор медоїду. Наведено приклад медоїду для 1-го еталону:

```
011101111001010000001001001010011011001101110
1000101101100100111101100110001101001011011101
1000001100010001111111110010111100011001000111
011011010001111100101001101000110011001011011
000001111111100000001010101100101111100110000
11101111101111000101100001
```

Рис. 2. Вектор медоїду для 1-го еталону (**Fig. 2.** Medoid vector for the 1st standard)

Експериментальні відстані Хемінга між медоїдами еталонів склали: 1-2 – 108 (42% від максимальної відстані 256); 1-3 – 119 (46%); 2-3 – 41 (16%).

Як бачимо, за критерієм відстані між медоїдами описів еталони 2 та 3 досить схожі, а еталон 1 у достатній мірі відрізняється від інших.

Для порівняння обчислено також відстань Хаусдорфа [4, 21] між описами еталонів. Вона склала: 1-2 – 95 (37% від максимуму 256); 1-3 – 101 (40%); 2-3 – 93 (36%). Видно, що відстань Хаусдорфа (типу множина – множина) краще розділяє ці конкретні дані, ніж відстань між їх медоїдами.

Далі дескриптори кожного опису з метою формування набору центрів сортувалися за значенням їх сумарної відстані до решти дескрипторів опису. Як один із варіантів набору центрів вибрано дескриптори з номерами 1 (медоїд), 125, 250 із відсортованого списку.

За виразом (3) побудовано класифікатор, на вхід якого подавались еталонні зображення. Сумарні значення критерію (3) для варіанту з одним та трьома центрами показано у табл. 1, 2.

За результатом аналізу цих конкретних зображень бачимо ефективну класифікацію у обох варіантах (традиційному та запропонованому) з приблизно однаковим показником впевненості Δ . Максимум критерію відповідає «своєму» номеру класу, тобто знаходиться на діагоналі. У той же час значення показника Δ впевненості рішення для обох способів невелике.

Таблиця 1 – Значення критерію (3) з одним центром (медоїд)

	1	2	3	Δ , %
1	171.68	165.45	162.87	3,63
2	156.74	172.32	170.95	0,79
3	152.46	173.07	174.47	0,81

Таблиця 2 – Значення критерію (3) з трьома центрами (1, 125, 250)

	1	2	3	Δ , %
1	169.95	166.55	163.50	2,0
2	157.35	172.3	170.35	1,13
3	154.55	172	173.45	0,84

Зауважимо при цьому, що час класифікації за трьома центрами зріс приблизно на 12% у порівнянні з єдиним центром (1280 мсек та 1460 мсек).

Наш експеримент показав суттєвий вплив способу вибору центрів на результативність багатокomпонентної класифікації, що вказує на необхідність попереднього поглибленого вивчення структури аналізованих даних задля забезпечення ефективного визначення центрів компонентів.

Безпосередній вибір серед різноманіття варіантів трьох центрів із списку дескрипторів в більшості випадків показав неефективність класифікації з кількома центрами для наявних даних. Для формування дієвих центрів необхідно керуватись відповідними критеріями. Найбільшу ефективність при цьому продемонстрував вибір медоїду в якості одного із центрів.

Використання різноманітних варіантів класифікації з моделями виду (5) і різними варіантами вибору центрів для аналізованих зображень показали їх нижчу ефективність у порівнянні з моделлю (3), де здійснюється інтегральне оцінювання за сумою значень розподілів для кожного із еталонів.

За результатами проведених експериментів за ефективністю класифікації можна відзначити моделі (3) та (6), причому (6) найбільш працездатною виявилася у варіанті

$$r_i = \arg \max_j \sum_{k \in E_j} d_{k,j},$$

де голос дескриптора визначається за максимумом суми значень розподілів для набору центрів окремо кожного із еталонів. Значення числа голосів при розділенні пар класів (1 та 3, 2 та 3) з єдиним центром за цією моделлю наведено у табл. 3, 4.

Таблиця 3 – Результат класифікації для класів 1, 3

	Число голосів дескрипторів		
	1	3	Δ , %
1	263	237	9.9
3	142	358	60.3

Таблиця 4 – Результат класифікації для класів 2, 3

	Число голосів дескрипторів		
	2	3	Δ , %
2	266	234	12
3	228	272	16

3 центрами (1, 125, 250) модель (6) теж працездатна приблизно з такими ж показниками Δ . У той же час у сукупності усі три зображення кожна із моделей (3), (6) для обох варіантів вибору центрів не класифікує, так як невпевнено розрізняються дуже схожі між собою зображення 2, 3.

Зауважимо, що модель (6) з єдиним центром успішно застосовувалась нами для класифікації зображень метеликів [5], тобто може бути ефективною для інших зображень.

Із табл. 3, 4 бачимо, що навіть достатньо схожі еталони 2, 3 за різновидом моделі (6) класифікуються правильно і впевнено.

Зауважимо, що у ряді експериментів застосування класифікатора за моделлю (6) показало значно вищий показник впевненості $\Delta > 27$ у порівнянні з моделлю (3), де маємо лише $\Delta > 3$. Цей факт спостерігався для будь-якого застосованого числа центрів (1, 2, 3). Можна зробити висновок про більшу впевненість у прийнятті класифікаційного рішення для моделі (6) у порівнянні з моделлю (3).

Вибір центрів в значній мірі впливає на результат класифікації. Наприклад, зображення 1 та 3 також успішно та впевнено ($\Delta = 27$, $\Delta = 43$) класифікуються за моделями (3), (6) для такого набору із 3-х центрів: медоїд, найвіддаленіший дескриптор від медоїду, 250-й. Ці ж позитивні результати отримано і для набору із двох центрів: медоїд, найвіддаленіший дескриптор від медоїду. У той же час за цими ж моделями із використанням такої ж системи центрів близькі зображення 2 та 3 не розділяються.

Вибір центрів за критерієм інформативності [21], що відображає ступінь розрізнення множин дескрипторів із різних класів (еталонів), показав наступне. Значення інформативності безпосередньо для медоїдів наявних еталонів склало усього 19, 4, 12 і є невеликим у порівнянні з максимально мож-

ливим 256 як різниці між значеннями двох відстаней Хемінга. У деяких дескрипторів ця величина значно більша.

Для аналізованих експериментальних даних окремих еталонів максимальне значення інформативності дорівнює 50, 42, 51, що підтверджує їх суттєву близькість [21]. Застосування найбільш інформативного дескриптора у якості єдиного центру не дало переваги у порівнянні із центром - медоїдом. Вибір трьох найбільш інформативних дескрипторів для кожного із еталонів також не покращив результати класифікації у порівнянні з варіантом центрів (1, 125, 250).

Висновки

Розширення кількості центрів класів може бути дієвим механізмом для більш детального аналізу при класифікації даних. Введення моделі з кількома центрами даних у структурних методах класифікації зображень призводить до покращення класифікаційних властивостей у порівнянні з класифікацією за єдиним центром тільки у випадку впровадження ефективних процедур формування центрів. Результативність класифікації при цьому суттєво залежить від вибору центрів, застосованої моделі класифікації, а також від самих даних. Найкращі результати показали моделі з інтегрованим показником для

кожного із еталонів у вигляді суми значень розподілів для набору центрів. Вибір медоїду множини в якості центру дієво впливає на результат класифікації. Додаткові центри можна визначити на підставі критерію інформативності, що враховує відмінності між класами для значень дескрипторів еталонних описів. Інший спосіб полягає у формуванні опорних точок для множини дескрипторів у багатовимірному просторі даних.

Наукову новизну дослідження складає розроблення модифікованого методу класифікації зображень на основі впровадження структур даних із багатьох компонентів та їх центрів, що забезпечує поглиблений аналіз даних і необхідну ефективність класифікації.

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

Перспективи дослідження можуть бути пов'язані із опрацюванням спеціалізованих або універсальних процедур для формування центрів даних, адаптованих безпосередньо до самих даних, що покращить результативність класифікації.

REFERENCES

1. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and Al-Dhaifallah, M. Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, *IEEE Access*, 2021, 9, pp. 92964-92973, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3093457>.
2. Gorokhovatsky V.O., Gadetska S.V., Stiahlyk N.I., Vlasenko N.V. Classification of images based on an ensemble of statistical distributions by classes of etalons for structural description components. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2020, №4, p. 85–94. DOI <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-4-9>.
3. Gorokhovatskyi, V., Ponomarenko, R. Classification of images based on the formation of independent cluster system within the structural descriptions of etalon dataset. *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, No. 2, pp. 17-23, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.2.04>.
4. Gorokhovatskyi V.O., Gadetska S.V. Statistical processing and data mining in structural image classification methods (monograph), 2020, Kharkiv, FLP Panov A.N., 128 p., DOI: <https://doi.org/10.30837/978-617-7859-69-6>.
5. Gorokhovatskyi, V., Gadetska, S., Zhadan, O., Khvostenko, O. Study of the effectiveness of image classifiers by statistical distributions for components of structural description. *Advanced Information Systems*, 2021, Vol. 5, No. 1, pp. 5-11, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.1.01>.
6. Flach, P. Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2012.
7. Kohonen, T. Self-Organizing Maps. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2001). doi: [book/10.5555/558021](https://doi.org/10.5555/558021).
8. Nasirahmadi, A., Ashtiani, S.H.M.: Bag-of-Feature model for sweet and bitter almond classification. *Biosystems engineering*. 156, 51–60 (2017). doi: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.01.008>.
9. Hietanen, A., et al.: A comparison of feature detectors and descriptors for object class matching. *Neurocomputing*. 184, 3–12 (2016). doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.08.106>.
10. Kim S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature / S. Kim, I.-S. Kweon. – In Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06). – 2006. – P. 305–314.
11. Svyrydov, A., Kuchuk, H., Tsiapa, O. Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study, *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018*, pp. 593-597, doi: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>.
12. Gadetska, S.V., Gorokhovatsky, V.O. Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods. *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2018, Vol. 77 (12), pp. 1041–1053.
13. Nong Ye. Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013.
14. Gorokhovatskyi, O., Gorokhovatskyi, V., and Peredrii, O., Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features, *Data*, 2018, 3(4), 52. – doi: <https://doi.org/10.3390/data3040052>.
15. Yakovleva, O., Nikolaieva, K. “Research of descriptor based image normalization and comparative analysis of SURF, SIFT, BRISK, ORB, KAZE, AKAZE descriptors“, *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, No. 4, pp. 89-101.
16. Oliynyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Blagodariy, O., Zaiko, T. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, №4, pp. 85-96.
17. Leskovets, Yu., Radzharaman, A., Ulman, Dzhaffrey D. (2016) Analyzing large datasets, Moscow, DMC Press, 2016. 498 p.

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, pp. 6818-6826.
19. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification, 2ed., Wiley, 2000.–738 p.
20. Kinoshenko D., Mashtalir V., Yegorova E., Vinarsky V. Hierarchical partitions for content image retrieval from large-scale database. Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition / Perner P., Imlya A. (Eds.). – Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Springer-Verlag. – Vol. 3587 – 2005. – P. 445–455.
21. Gorokhovatskyi, V. & Vlasenko, N. (2021), “The image description reduction in the set of descriptors on informativeness metric criteria base”, *Advanced Information Systems*, Vol. 5, No. 4, pp. 10-16, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.4.02>.
22. Q. Bai, S. Li, J. Yang, Q. Song, Z. Li & X. Zhang (2020), “Object Detection Recognition and Robot Grasping Based on Machine Learning: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 855–879, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3028740>.
23. Celik, C. and Sakir, H. Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study, *Pattern Recognit.*, vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>.
24. Peters, J.F. Foundations of Computer Vision. ISRL, vol. 124. Springer, Cham (2017). <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52483-2>.
25. OpenCV Open Source Computer Vision, Accessed: Jun. 28, 2021. Available: <https://docs.opencv.org/master/index.html>.
26. Emgu CV: OpenCV in .NET (C#, VB, C++ and more), Accessed: Jan. 12, 2022. Available: https://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S. Al-Dhaifallah, M. Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, *IEEE Access*, 2021, 9, pp. 92964-92973, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3093457>.
2. 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. Радіоелектроніка, інформатика, управління, 2020, №4, с. 85–94. doi: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-4-9>.
3. Гороховатський, В.О., Пономаренко, Р.П. Класифікація зображень на підставі формування незалежної системи кластерів у складі структурних описів бази еталонів. Сучасні інформаційні системи, 2020, т. 4, №2, с. 17–23, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.2.04>.
4. 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>.
5. Гороховатський, В.О., Гадецька, С.В., Жадан, О.В., Хвостенко, О.В. Дослідження результативності класифікаторів зображень за статистичними розподілами для компонентів структурного опису. Сучасні інформаційні системи, 2021, т. 5, №1, с. 5–11, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.1.01>.
6. Flach, P. Machine learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2012.
7. Kohonen, T. Self-Organizing Maps. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2001). doi: [book/10.5555/558021](https://doi.org/10.5555/558021).
8. Nasirahmadi, A., Ashtiani, S.H.M.: Bag-of-Feature model for sweet and bitter almond classification. *Biosystems engineering*. 156, 51–60 (2017). doi: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.01.008>.
9. Hietanen, A., et al.: A comparison of feature detectors and descriptors for object class matching. *Neurocomputing*. 184, 3–12 (2016). doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.08.106>.
10. Kim S. Biologically motivated perceptual feature: Generalized robust invariant feature / S. Kim, I.-S. Kweon. – In Asian Conf. of Comp. Vision (ACCV-06). – 2006. – P. 305–314.
11. Svyrydov, A., Kuchuk, H., Tsiapa, O. Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study, *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018*, pp. 593-597, doi: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>.
12. Gadetska, S.V., Gorokhovatsky, V.O. Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods. *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2018, Vol. 77 (12), pp. 1041–1053.
13. Nong Ye. Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples (1st. ed.). CRC Press, Inc., USA – 2013.
14. Gorokhovatskyi, O., Gorokhovatskyi, V., and Peredrii, O., Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features, *Data*, 2018, 3(4), 52. – doi: <https://doi.org/10.3390/data3040052>.
15. Yakovleva, O., Nikolaieva, K. “Research of descriptor based image normalization and comparative analysis of SURF, SIFT, BRISK, ORB, KAZE, AKAZE descriptors”, *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, No. 4, pp. 89-101.
16. Oliinyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Blagodariy, O., Zaiko, T. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2017, №4, pp. 85-96.
17. Leskovets, Yu., Radzharaman, A., Ulman, Dzh Jeffery D. (2016) Analyzing large datasets, Moscow, DMC Press, 2016. 498 p.
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, pp. 6818-6826.
19. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification, 2ed., Wiley, 2000.–738p.
20. Kinoshenko D., Mashtalir V., Yegorova E., Vinarsky V. Hierarchical partitions for content image retrieval from large-scale database. Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition / Perner P., Imlya A. (Eds.). – Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Springer-Verlag. – Vol. 3587 – 2005. – P. 445–455.
21. Гороховатський, В.О., Власенко Н.В. Редукція опису зображення у складі множини дескрипторів на основі метричного критерію інформативності. Сучасні інформаційні системи, 2021, т. 5, №4, с. 10–16, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2021.4.02>.
22. Q. Bai, S. Li, J. Yang, Q. Song, Z. Li, and X. Zhang, “Object Detection Recognition and Robot Grasping Based on Machine Learning: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 181855–181879, Oct. 2020, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3028740>.

23. Celik, C. and Sakir, H. Content based image retrieval with sparse representations and local feature descriptors: A comparative study, Pattern Recognit., vol. 68, pp. 1–13, Aug. 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.03.006>.
24. Peters, J.F. (2017), Foundations of Computer Vision. ISRL, vol. 124. Springer, Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52483-2>.
25. OpenCV Open Source Computer Vision, Accessed: Jun. 28, 2021. Available: <https://docs.opencv.org/master/index.html>.
26. Emgu CV: OpenCV in .NET (C#, VB, C++ and more), Accessed: Jan. 12, 2022. Available: https://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page.

Received (Надійшла) 12.11.2021

Accepted for publication (Прийнята до друку) 19.01.2022

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

Гороховатський Володимир Олексійович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформатики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;

Volodymyr Gorokhovatskyi – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Informatics Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

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

Стяглик Наталя Іванівна – кандидат педагогічних наук, завідувач кафедри інформаційних технологій і математичного моделювання, Навчально-науковий інститут «Каразінський банківський інститут» Харківського національного університету ім. В.Н. Каразіна, Харків, Україна;

Natalia Stiahlyk – Candidate of Pedagogical Sciences, Head of Department of Information Technology and Mathematical Modeling, Educational and Research Institute “Karazin Banking Institute” of V. N. Karazin KNU, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: natastyaglick@gmail.com; ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0001-5938-2013>.

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

Oleksii Zhadan – student of Informatics Department, Kharkiv National University of RadioElectronics, Kharkiv, Ukraine;

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

Применение многокомпонентной модели данных для описания классов в задаче классификации изображений

В. А. Гороховатский, Н. И. Стяглик, А. В. Жадан

Аннотация. Предметом исследований статьи являются методы классификации изображений по множеству дескрипторов ключевых точек в системах компьютерного зрения. Целью является повышение эффективности классификации путем внедрения многокомпонентной модели данных на множестве дескрипторов для базы эталонных образов. Применяемые методы: детектор и дескрипторы ORB, аппарат теории множеств и векторного пространства, метрические модели определения релевантности для множеств многомерных векторов, элементы теории вероятностей, программное моделирование. Полученные результаты: разработан модифицированный метод классификации изображений на основе внедрения многокомпонентной модели для анализа данных с системой центров, определены способы построения множества центров данных, наиболее эффективен медоид множества и базированные на нем центры. Результативность модификации существенно зависит от способа формирования центров, используемой модели классификации, а также от самих данных. Наилучшие результаты показала классификация с интегрированным показателем для каждого из эталонов в виде суммы значений распределений для набора центров; экспериментально проверена результативность классификации, подтверждена работоспособность предлагаемого метода. Практическая значимость работы - построение моделей классификации в трансформированном пространстве данных, подтверждение работоспособности предлагаемых модификаций на примерах изображений, создание программного приложения для внедрения разработанных методов классификации в системах компьютерного зрения.

Ключевые слова: компьютерное зрение; структурные методы классификации изображений; дескриптор ORB; система центров данных; многокомпонентная модель, медоид множественного числа; результативность классификации.

Application of multi-component data model for class descriptions in the image classification problem

Volodymyr Gorokhovatskyi, Natalia Stiahlyk, Oleksii Zhadan

Abstract. The subject of research of the article is the methods of image classification according to the set of descriptors of key points in computer vision systems. The aim is to increase the efficiency of classification by introducing a multicomponent data model on a set of descriptors for the base of reference images. Applied methods: ORB detector and descriptors, apparatus of set theory and vector space, metric models for determining the relevance of sets of multidimensional vectors, elements of probability theory, software modeling. Results are obtained: a modified method of image classification based on the introduction of a multicomponent model for data analysis with a system of centers is developed, methods of constructing a set of data centers are identified, the most effective is the set medoid and centers based on it. The effectiveness of the modification significantly depends on the method of forming the centers, the applied classification model, as well as on the data itself. The best results were shown by the classification with the integrated indicator separately for each of the standards in the form of the sum of the values of the distributions for the set of centers; experimentally tested the effectiveness of the classification, confirmed the efficiency of the proposed method. The practical significance of the work is the construction of classification models in the transformed data space, confirmation of the efficiency of the proposed modifications on the examples of images, the creation of software for the implementation of developed classification methods in computer vision systems.

Keywords: computer vision; structural methods of image classification; ORB descriptor; data center system; multicomponent model, medoid set; effectiveness of classification.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

МАТЕРІАЛИ
XXV МІЖНАРОДНОГО МОЛОДІЖНОГО ФОРУМУ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКА
ТА МОЛОДЬ
У ХХІ СТОЛІТТІ



Том 7/10

Харків 2021

МЕТОД СТИСНЕННЯ МНОЖИНИ КЛЮЧОВИХ ТОЧОК ЗОБРАЖЕННЯ

Жадан О.В.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. інформатики, тел. (095) 688-01-30,

e-mail: oleksii.zhadan@nure.ua

The classification of the image by a set of key points is studied. The task is to implement a method of compressing the description to highlight its most informative subset. The conducted experiments confirmed the effectiveness of the developed approach.

Моделювання виконано у середовищі Visual Studio 2019 із використанням засобів бібліотеки Emgu CV та мови програмування C#. Для визначення дескрипторів КТ застосовано детектор ORB розмірністю 256. Для прикладу взяті три зображення тварин розмірності 512x512.

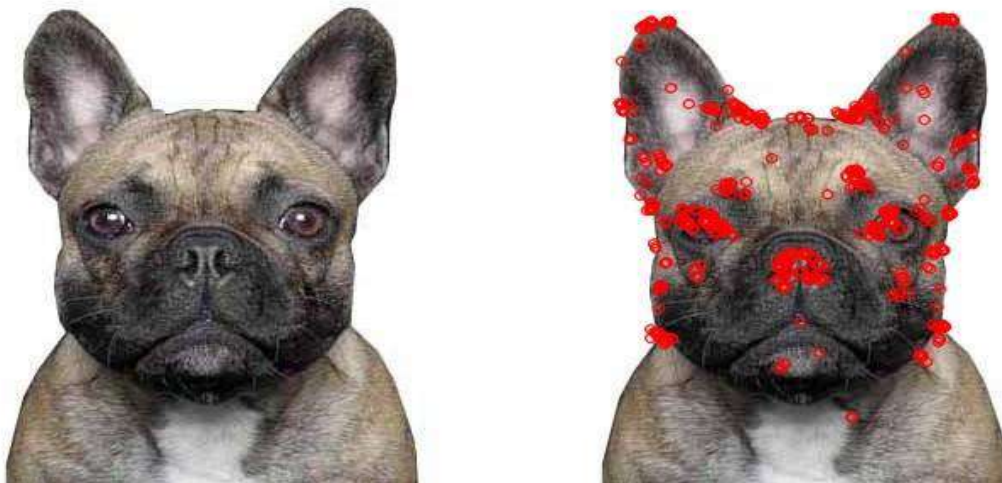


Рисунок 1 – Зображення еталону та виділені координати КТ

Для кожного еталону виділені 500 дескрипторів та застосована модель класифікації, що встановлює агреговану ступінь належності до центрів класів у вигляді медіани m [1].

$$m = \arg \min_{v \in X} D(v), \quad D(v) = \sum_{x(i) \in X} \rho[x(i), v], \quad (1)$$

де $\rho[x(i), v]$ – відстань між елементами множини $X = \{x(i)\}_{i=1}^S$. Отримано значення векторів сум для трьох еталонів: (171,68; 165,45; 162,87), (156,74; 172,32; 170,95), (152,46; 173,07; 174,47).

Розглянемо величину $\Delta = h_1 - h_2$ різниці між максимальним значенням вектору сум та найближчим до нього у відсотках. Значення Δ дорівнюють

3,63%, 0,79%, 0,81%. Низькі значення Δ вказують на суттєву схожість образів у сформованому просторі ознак.

Безпосередня відстань між медіанами класів складає 16%...46%.

Застосуємо метод відбору фіксованого числа найближчих до медіани дескрипторів за відстанню Хемінга. Зменшуючи кількість дескрипторів з 500 до 200, 100 та 50, отримано зростання Δ (рис. 2). Для 50 точок Δ становить 25,4%, 3,89%, 7,34%. Подальше стиснення опису призводить до втрати інформативності даних.

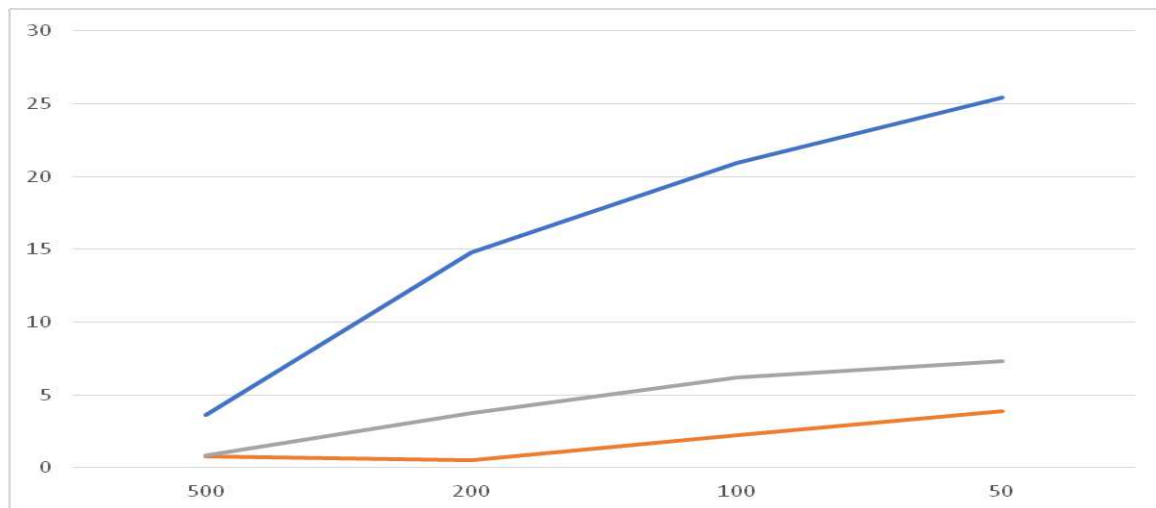


Рисунок 2 – Залежність Δ від числа дескрипторів

З метою порівняльного аналізу проведено експерименти, де стиснена підмножина опису у 100 дескрипторів обиралась випадково, а також за спеціальним алгоритмом формування базових точок множини. Установлено, що обидва ці підходи не мають перспективи, так як результативність методу суттєво погіршується, показник правильної класифікації навіть для вхідних еталонних даних знижується.

Отже, метод з відбором фіксованої кількості найближчих до медіани дескрипторів ключових точок показав найкращу результативність, так як значення Δ у порівнянні з іншими способами у нього найбільші.

Список використаних джерел:

1. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. (2020) Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. Радіoeлектроніка, інформатика, управління, №4, С. 85-94. – DOI 10.15588/1607-3274-2020-4-9
2. Гороховатський В.О., Гадецька С.В. (2020) Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія), Харків, ФОП Панов А.Н., 128 с., DOI: 10.30837/978-617-7859-69-6.

АЛФАВІТНИЙ ПОКАЖЧИК

С

Eze Mathew Chibueze	98
---------------------	----

М

Amadi Chidinma Marlyn	96
-----------------------	----

О

Arisukwu Collins	
Okechukwu	100

Т

Terfas Anas	
Abdulahakim M.	102

И

Игнатенко В.Г.	49
----------------	----

А

Аль-Фахор Ескндер	
Суліаман Салти	158
Алзубі Лайт Абдел	
Карім Мохаммад	180
Андрєєва А.Ю.	32
Антонович В.Д.	124
Ардасов В.А.	38

Б

Бабак О.В.	120
Бакал А.О.	108
Бабочкін О.О.	18
Башкатов Є.О.	81
Бузецька К.І.	201

В

Василишин К.В.	73
Вдовенко В.Д.	79
Вовченко П.А.	55
Воронов Д.С.	136

Г

Гаджиев С.С.	104
Гайдук И.М.	47
Галанов О.Р.	110
Геращенко В.Р.	122
Гриценко А.О.	158
Головко А.С.	91

Д

Давіденко А.І.	168
Деркач О.С.	71, 79
Дзівінська А.О.	166
Добреля А.О.	118

Є

Єрмакова Д.Є.	44
Єрмоменко В.М.	16

Ж

Жадан О.В.	10
Житник О.В.	67

З

Земко П.А.	53
------------	----

К

Калайчев Г.В.	57
Калінін К.М.	154
Картишова К.О.	150
Карповец О.О.	142
Кит М.О.	63
Кісліченко А.П.	182
Ковтуненко А.Р.	14
Корякін І.М.	30
Кравцов О.О.	114
Костін М.Д.	134
Куриленко В.А.	199
Курлов Є.Е.	87



International Science Group

ISG-KONF.COM

XXXVII

**INTERNATIONAL SCIENTIFIC
AND PRACTICAL CONFERENCE**

**"MODERN WAYS OF SOLVING THE LATEST PROBLEMS
IN SCIENCE"**

**Varna, Bulgaria
September 20 - 23, 2022**

ISBN 979-8-88796-809-4

DOI 10.46299/ISG.2022.1.37

MODERN WAYS OF SOLVING THE LATEST PROBLEMS IN SCIENCE

Proceedings of the XXXVII International Scientific and Practical Conference

Varna, Bulgaria
September 20 – 23, 2022

UDC 01.1

The XXXVII International Scientific and Practical Conference «Modern ways of solving the latest problems in science», September 20 – 23, 2022, Varna, Bulgaria. 518 p.

ISBN – 979-8-88796-809-4

DOI – 10.46299/ISG.2022.1.37

EDITORIAL BOARD

<u>Pluzhnik Elena</u>	Professor of the Department of Criminal Law and Criminology Odessa State University of Internal Affairs Candidate of Law, Associate Professor
<u>Liudmyla Polyvana</u>	Department of Accounting and Auditing Kharkiv National Technical University of Agriculture named after Petr Vasilenko, Ukraine
<u>Mushenyk Iryna</u>	Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of Mathematical Disciplines, Informatics and Modeling. Podolsk State Agrarian Technical University
<u>Prudka Liudmyla</u>	Odessa State University of Internal Affairs, Associate Professor of Criminology and Psychology Department
<u>Marchenko Dmytro</u>	PhD, Associate Professor, Lecturer, Deputy Dean on Academic Affairs Faculty of Engineering and Energy
<u>Harchenko Roman</u>	Candidate of Technical Sciences, specialty 05.22.20 - operation and repair of vehicles.
<u>Belei Svitlana</u>	Ph.D., Associate Professor, Department of Economics and Security of Enterprise
<u>Lidiya Parashchuk</u>	PhD in specialty 05.17.11 "Technology of refractory non-metallic materials"
<u>Levon Mariia</u>	Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Scientific direction - morphology of the human digestive system
<u>Hubal Halyna Mykolaivna</u>	Ph.D. in Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor

SOCIOLOGY		
101.	Мачуліна І.І., Сорокіна Л.М., Богомаз К.Ю. РЕЙТИНГУВАННЯ ЯК СОЦІАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЯКОСТІ ВИЩОЇ ОСВІТИ	397
TECHNICAL SCIENCES		
102.	Dauletov A.Y. CREATING ELECTRONIC REPORTS IN ELECTRONIC DOCUMENT CIRCULATION SYSTEMS	401
103.	Deryaev A.R. RECOMMENDATIONS FOR DEALING WITH COMPLICATIONS, ACCIDENTS WHEN DRILLING DIRECTIONAL WELLS	405
104.	Matviiv Y., Andrushchak I. COMPONENTS OF VIRUSES AND ANTI-VIRUS PROGRAMS IN INFORMATION SECURITY	415
105.	Slipchenko V., Poliahushko L., Shatylo V. REVIEW OF HUMAN BIOLOGICAL AGE ESTIMATION METHODS	420
106.	Іващенко О. ОГЛЯД МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НЕРУХОМОСТІ	423
107.	Ардасов В. РОЗРОБКА МЕТОДУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ УЧАСНИКІВ ОН- ЛАЙН КОНФЕРЕНЦІЙ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ВІДЕОПОТОКУ	426
108.	Бабочкін О. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ РЕКВІЗИТІВ БАНКІВСЬКИХ КАРТОК	430
109.	Борисенко Є. ОГЛЯД МЕТОДІВ РОЗРОБЛЕННЯ ІГРОВОГО СВІТУ	435
110.	Жадан О. КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ БАГАТОКОМПОНЕНТНИХ МОДЕЛЕЙ ДАНИХ	438

КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ БАГАТОКОМПОНЕНТНИХ МОДЕЛЕЙ ДАНИХ

Жадан Олексій,
Магістр з інформатики
Харківський національний університет радіоелектроніки

У структурних підходах комп'ютерного зору класифікація здійснюється на основі апарату дескрипторів ключових точок [1–10]. Опис візуального об'єкту визначається як множина багатовимірних векторів даних, яка зіставляється з описами еталонних зображень задля визначення оцінки релевантності у системі класів [11–22]. Ефективність такої класифікації значною мірою залежить від способу формування центрів класів та від значень даних. Впровадження багатокompонентної моделі для опису еталонів дає поглиблене представлення даних задля більш результативних рішень.

Програмне моделювання розроблених методів виконано у середовищі Visual Studio 2022 з використанням інструментарію мови програмування C# та графічної бібліотеки Emgu CV. Структурний опис зображень складають бінарні дескриптори ORB розміром 256 біт. Як еталони використано три зображення домашніх тварин у форматі JPG та розміром 512×512 пікселів. На рисунку 1 приведений приклад зображення з виділеними ключовими точками.

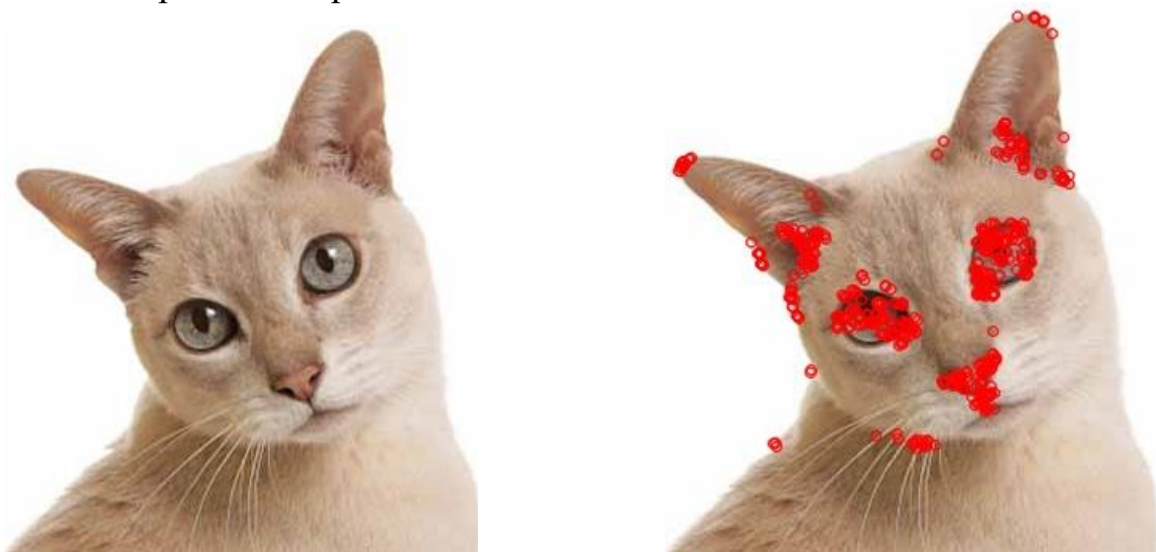


Рисунок 1. Приклад зображення та координати ключових точок

Для дослідження результативності класифікації тестова вибірка складалась з еталонів. Класифікація вважається успішною при вірному визначенні еталона.

Для кожного еталону виділено 500 дескрипторів. Розраховані відстані Хаусдорфа (множина – множина) між цими склалаи: 1-2 – 95 (37% від максимуму 256); 1-3 – 101 (40%); 2-3 – 93 (36%). Для порівняння обчислено відстані Хемінга між медоїдами: 108 (42%), 119 (46%) та 41 (16%) у відповідності до попередніх пар.

Дослідження проведено з використанням двох модифікованих моделей класифікації на основі статистичного розподілу, працездатність яких доведена у

роботах [1–4, 16, 21]. Перший метод побудови класифікатору K полягає у встановленні ступеня належності до класів шляхом інтеграції розподілів у межах одного класу та знаходження максимального значення [4]:

$$K : r = \arg \max_i \sum_{v=1}^s \sum_{k=1}^M d_{v,k}(i), \quad (1)$$

де $i = \overline{1, N}$, N – розмір бази еталонів, s – загальна кількість дескрипторів, M – число центрів, що описують клас.

Другий спосіб класифікації полягає у знаходженні значення класу окремо для кожного дескриптору. Рішення приймається шляхом підрахунку голосів та виявлення найбільшої суми за відповідний еталон. Один із варіантів голосування полягає у знаходженні максимальної суми розподілів у рамках класу:

$$r_v = \arg \max_i \sum_{k=1}^M d_{v,k}(i), \quad (2)$$

де отримані значення складаються $\sum_i = \sum_i + 1$, після чого обирається клас, який набрав найбільшу кількість голосів [3]:

$$K : r = \arg \max_i \sum_i. \quad (3)$$

Для оцінювання ефективності класифікації введено значення Δ , що дорівнює різниці у відсотках між двома найбільшими значеннями критеріїв класифікації: сума розподілів за класом для (1) та сума голосів за класом для (3).

Формування центрів опису відбувалося шляхом сортування множини дескрипторів за сумарною відстанню до інших. Результатом є відсортована множина, де на першому місці знаходиться її медоїд. Досліджено різні комбінації дескрипторів для опису еталонів. Найбільш ефективним виявився ансамбль дескрипторів під номерами 1 (медоїд), 125 та 250 із впорядкованої множини. У таблицях 1 та 2 показано значення критеріїв класифікації для моделі (1) з одним та трьома центрами.

Таблиця 1.
Значення критерію класифікації для моделі (1) з одним центром (медоїд)

	1	2	3	$\Delta, \%$
1	170,111	164,147	165,742	2,57
2	162,14	168,938	168,922	0,01
3	161,994	167,658	170,349	1,58

Таблиця 2.

Значення критерію класифікації для моделі (1) з трьома центрами (1, 125, 250)

	1	2	3	$\Delta, \%$
1	169,562	165,981	164,457	2,29
2	159,371	171,075	169,554	0,89
3	158,097	170,029	171,874	1,07

Порівнюючи результати, можна сказати, що збільшення кількості центрів не дало значного покращення. Значення Δ залишилися майже на однаковому рівні, але 2-й еталон почав більш впевнено виділятися на фоні інших. Якщо повернутися до відстаней Хемінга, то можна побачити відносно малу різницю між медоїдами

2-го та 3-го еталонів. Цим обумовлено не зовсім впевнену класифікацію.

Для моделі (3) при збільшенні кількості центрів ефективність класифікації менша у порівнянні з (1). У отриманих результатах спостерігалось відхилення для 2-го еталону. Наприклад, для центрів (1, 125, 250) 2-й еталон був віднесений до 3-го.

Позитивний результат вдалося отримати під час зменшення кількості досліджуваних зображень з трьох до двох. Результат класифікації був вірним, а, також, спостерігається більша впевненість для 2-го еталону: для пари 1-го та 2-го еталону Δ дорівнює (35%, 41,8%) для одного центру та (28,2%, 60,7%) для трьох.

За експериментами можна зробити висновок, що ефективність класифікації зображень з використання багатокomпонентної моделі даних для опису класів залежить від способів формування центрів та значень даних. За певних умов, в рамках заданого простору ознак, заданий підхід виявився працездатним, але є потреба у додатковому дослідженні способів побудови інформативних центрів. Модель класифікації, що базується на інтеграції статистичних розподілів за класами виявилася більш перспективною щодо збільшення кількості центрів у порівнянні з моделлю, що побудована на підрахунку голосів дескрипторів.

Список літератури:

1. Daradkeh, Y. I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., & Al-Dhaifallah, M. (2021). Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components. *IEEE Access*, 9, pp. 92964–92973.

2. Гороховатський, В.О., Гадецька, С.В., Жадан, О.В., & Хвостенко, О.О. (2021). Дослідження результативності класифікаторів зображень за статистичними розподілами для компонентів структурного опису.

3. Гороховатський, В.О., Стяглик, Н.І., & Жадан, О.В. (2022). Застосування багатокomпонентної моделі даних для описів класів у задачі класифікації зображень.

4. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І. (2019) Вивчення статистичних властивостей моделі блочного подання для множини дескрипторів

ключових точок зображень. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 2, С. 100–107.

5. 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.

6. Gorokhovatsky V.A. Putyatin Y.P. (2009) Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities. *Telecommunications and Radio Engineering*, 68(9), pp. 763–778.

7. Гороховатський В.А. (2003) Распознавание изображений в условиях неполной информации, Харків: ХНУРЭ, 112 с.

8. Gorokhovatskyi V., Putyatin Y., Gorokhovatskyi O, Peredrii O. (2018) Quantization of the Space of Structural Image Features as a Way to Increase Recognition Performance. *The Second IEEE International Conference on DataStream Mining & Processing 21-25 August 2018, Lviv, Ukraine*. pp. 464 – 467.

9. Gorokhovatskyi V.A., Zamula A.A. (2016) Employment of Intelligent Technologies in Multiparametric Control Systems. *Telecommunications and Radio Engineering*, 75(19), pp. 1775–1785.

10. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. (2020) Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 4, С. 85–94.

11. Gorokhovatskyi V., Gadetska S., Ponomarenko R. (2020) Recognition of Visual Objects Based on Statistical Distributions for Blocks of Structural Description of Image. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making. Proceedings of the XV International Scientific Conference “Intellectual Systems of Decision Making and Problems of Computational Intelligence” (ISDMCI'2019)*, Ukraine, May 21–25, 2019, pp. 501–512.

12. Gadetska, S.V., Gorokhovatskyi, V.O., Stiahlyk, N.I., Vlasenko, N.V. Statistical data analysis tools in image classification methods based on the description as a set of binary descriptors of key points. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2021, № 4, pp. 58–68.

13. Gorokhovatskyi, V., Stiahlyk, N., Tsarevska, V. (2021). Combination method of accelerated metric data search in image classification problems. *Advanced Information Systems*, 5(3), pp. 5–12.

14. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Al-Dhaifallah M. Classification of Images Based on a System of Hierarchical Features, *Computers, Materials & Continua*, 2022, 72(1), pp. 1785–1797.

15. Tvoroshenko I., and Gorokhovatskyi V. (2022) The Application of Hybrid Intelligence Systems for Dynamic Data Analysis, *International Journal of Engineering and Information Systems*, 6(2), pp. 40–48.

16. Gadetska S., Gorokhovatskyi V., Stiahlyk N., Vlasenko N. (2022) Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification

Methods. In *CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, 3137, pp. 68–77.

17. Гороховатський В.О., Творошенко І.С. Аналіз багатовимірних даних за описом у формі множини компонент: монографія. Харків, ХНУРЕ, 2022. – 124с.

18. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. Cluster representation of the structural description of images for effective classification, *Computers, Materials & Continua*, 2022, 73(3), pp. 6069–6084.

19. Gorokhovatskyi, V., Vlasenko, N. (2021). Редукція опису зображення у складі множини дескрипторів на основі метричного критерію інформативності. *Advanced Information Systems*, 5(4), pp. 10–16.

20. Гороховатский В.А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении: монография, Харьков, Компания СМІТ, 2014. – 316 с.

21. 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.

22. Гороховатський В.О., Творошенко І.С., Чмутов Ю.В. (2022) Застосування систем ортогональних функцій для формування простору ознак у методах класифікації зображень. *Сучасні інформаційні системи*, 6(3), С. 5–12.

CERTIFICATE



INTERNATIONAL
SCIENCE GROUP

is awarded to



Жадан Олексій

for active participation

XXXVII International Scientific and Practical Conference
“MODERN WAYS OF SOLVING THE LATEST PROBLEMS IN SCIENCE”

20-23 September 2022, Varna, Bulgaria
24 Hours of Participation
(0,8 ECTS credits)

Organizing committee



Ekaterina Zvereva