

Problems of identification in information systems

УДК 004.932.2:004.93'1

doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2022.3.01>

В. О. Гороховатський, І. С. Творошенко, Ю. В. Чмутов

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ СИСТЕМ ОРТОГОНАЛЬНИХ ФУНКЦІЙ ДЛЯ ФОРМУВАННЯ ПРОСТОРУ ОЗНАК У МЕТОДАХ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Предметом досліджень статті є удосконалення структурних методів класифікації зображень у системах комп'ютерного зору. Метою є скорочення обчислювальних витрат на класифікацію шляхом впровадження апарату розкладання компонентів опису зображення за системою ортогональних функцій та впровадження моделей стиснення простору ознак. Застосовувані методи: детектор ключових точок ORB, апарат теорії множин і векторних просторів, метричні моделі для визначення релевантності щодо множин багатовимірних векторів, теорія ортогонального розкладання векторів, елементи теорії ймовірностей, програмне моделювання. Отримані результати: розроблено модифікації методу класифікації зображень на основі впровадження ортогонального розкладання даних у векторному просторі, запропоновано моделі для стиснення даних у трансформованому просторі ознак, введено метрику Танімото для зіставлення образів, встановлено спосіб вибору порогу для визначення еквівалентних компонентів опису. Результативність розроблених модифікацій класифікатора залежить від вибору підмножини функцій для розкладання, метрики для зіставлення описів, способу визначення порогу еквівалентності. Впровадженням апарату ортогональних функцій вдалося не тільки у десятки разів скоротити обчислювальні витрати, але і забезпечити достатньо високі показники результативності та завадостійкості класифікації. Практична значущість роботи – побудова нових моделей класифікатора зображень у трансформованому просторі ознак, підтвердження працездатності, швидкодії та завадостійкості 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; ортогональне розкладання; функції Уолша; швидкодія оброблення; результативність класифікації.

Вступ

Формування продуктивної системи інформативних ознак задля забезпечення результативної класифікації зображень у комп'ютерному зорі є одним із ключових завдань теорії розпізнавання даних [1-5]. Найбільш пріоритетним напрямком новітніх досліджень є вивчення природи аналізованих даних з метою встановлення в їх складі наявних чи скритих закономірностей, наприклад, спільних чи відмінних характеристик, кластерів тощо [6, 7], і впровадження отриманих знань у процес розпізнавання [8-10].

У той же час розвивається інша група методів, у яких аналіз базується на проектуванні довільних вхідних даних на фіксований простір ортогональних функцій і використанні значень отриманих проєкцій як ознак для розпізнавання [1-3]. Такі методи носять суто формалізований характер і здатні у відповідності до встановленої процедури універсально опрацьовувати будь-які дані у заданому просторі. Ефективність цих підходів залежить від ступеня розподільної здатності вибраної системи функцій стосовно аналізованих даних [6, 11].

Часто при опрацьованні систем функцій стосовно заданої бази ознак зображень є можливість дещо скоротити повну множину елементів розкладання з метою створення підмножини, що задовольняє потребам продуктивної класифікації. У такому випадку пропорційно ступеню скорочення вдається досягти і суттєвого зменшення обчислювальних затрат за рахунок стиснення модифікованого простору ознак [4].

Для методів класифікації на підставі розкладання базова множина для проектування аналізованих описів зображень уже задана, тому її не треба формувати у процесі навчання класифікатора. Технологія навчання тут може полягати як у адаптації до еталонної інформації, так і у формуванні ефективною підмножини, яка дає можливість у заданий часовий діапазон здійснювати результативну класифікацію [12, 13, 27, 28].

У структурних методах класифікації образ об'єкта подається скінченною множиною векторів, що є дескрипторами ключових точок (КТ) зображення [15- 18]. Варіант ефективного подання може бути пов'язаний із перетворенням образу, тобто наявної множини дескрипторів, до ортогонального простору. Прикладний інтерес через достатньо просту програмну та апаратну реалізацію має застосування системи функцій Уолша (ФУ) та перетворень, пов'язаних з ними [1, 4, 14, 22]. Впровадження кусково-постійних базисних функцій Уолша характеризується незначними обчислювальними затратами, так як не пов'язано з діями множення і реалізується у просторі цілих чисел.

Система функцій Уолша (Адамара) дає можливість здійснити розкладання вхідного сигналу (окремо кожного дескриптора КТ) за сімейством прямокутних базисних функцій. Отримана множина цілочисельних векторів-ознак є ґрунтовною підставою для побудови класифікатора.

Мета роботи – удосконалення структурних методів класифікації зображень в аспекті скорочення

обчислювальних витрат шляхом впровадження апарату розкладання компонентів опису за системою ортогональних функцій та застосування моделей стиснення простору ознак.

Завдання дослідження полягають у здійсненні ортогонального розкладання еталонних та вхідних образів, побудові метричного класифікатора у трансформованому просторі ознак, визначення параметрів порогу для еквівалентності компонентів опису у різних метриках, вивчення результативності розроблених модифікацій класифікаторів (працездатності, швидкодії, завадостійкості) шляхом імітаційного моделювання.

Подання опису у ортогональному базисі та класифікація

У просторі структурних ознак опис $Z = \{z_i\}_{i=1}^s$ зображення маємо як скінченну множину із s векторів z_i , $s = \text{card } Z$, $z_i \in B^n$, $z_i = \{z_{i,j}\}_{j=1}^n$, B^n – векторний простір розмірності n з бінарними компонентами $\{0,1\}$ [15]. Дескриптор КТ зображення тут можна розглядати як точку n -мірного дискретного сигналу. Зважимо на те, що у будь-якому скінченному векторному просторі існує хоча б одна ортогональна система векторів $W = \{w_{j,b}\}_{j=1}^n$, така, що будь-який вектор $z \in B^n$, $z = \{z_b\}_{b=1}^n$ може бути поданий у ній кортежем коефіцієнтів $\alpha = \{\alpha_j\}_{j=1}^n$, де

$$\alpha_j = (z \cdot w_j) = \sum_{b=1}^n z_b w_{j,b}. \quad (1)$$

Кожний коефіцієнт (1) визначається як скалярний добуток вектору z на вектор w_j ортогональної системи [14-16]. Коефіцієнти α_j називають координатами вектору у базисі W . Для кожного $z_i \in Z$ таким способом отримаємо значення вектору розкладання α_i . Із впровадження математичної моделі векторного простору до класифікації впливає, що будь-який дескриптор $z_i \in Z$ образу зображення можна обернено єдиним способом подати як лінійну комбінацію базисних векторів, а вибраний базис складає при цьому точно n векторів, тобто

$$z_i = (\alpha_i \cdot w_j) = \sum_{b=1}^n \alpha_{i,b} w_{j,b}. \quad (2)$$

Зауважимо, що у n -вимірному просторі векторів теоретично існує множина різних ортогональних базисів [1, 14].

Зважаючи на те, що ФУ формально приймають значення $\{1, -1\}$ та безпосередньо не входять у векторний простір B^n , перетворення (1) фактично відображає трансформацію $B^n \rightarrow C^n$ у простір C^n векторів з цілими компонентами. У той же час простір $B^n \subset C^n$ є підпростором для простору C^n , тому із загальних позицій можна вважати, що перетворення (1), (2) здійснюються у просторі C^n . Коефіці-

єнт нормування для ФУ до ортонормальної системи, який забезпечує зворотність перетворень (1), (2), є константою при заданому n , тому при обчисленнях його можна не враховувати.

У результаті застосування по-елементної трансформації $z_i \rightarrow \alpha_i$ опис Z отримає вид $\alpha(Z) = \{\alpha_i\}_{i=1}^s$, тобто множина $\{z_i\}_{i=1}^s$, $z_i \in B^n$, дескрипторів КТ трансформується у множину векторів $\{\alpha_i\}_{i=1}^s$, $\alpha_i \in C^n$, тієї ж розмірності та чисельності. Множину α_i називають розподіленням потужності сигналу z_i [1, 21]. Виникає питання про результативність здійснення такої трансформації для подання даних у новому просторі ознак при здійсненні класифікації зображень.

Векторні простори B^n, C^n відносять до евклідових, де для будь-якого вектору z можна ввести норму

$$\|z\| = \sqrt{(z \cdot z)} = \sqrt{\sum_{j=1}^n z_j z_j}, \quad (3)$$

а наявність поняття скалярного добутку дає можливість визначити кут між векторами y, z як

$$\cos \varphi = \frac{(y \cdot z)}{\|y\| \cdot \|z\|}. \quad (4)$$

Вираз (4) наряду із визначенням метрики $\rho(y, z)$ для векторів часто використовують у системах розпізнавання даних [5, 11, 12], при цьому виконується умова $|\cos \varphi| \leq 1$. Квадрат норми (3) у просторі B^n відповідає числу одиничних бітів.

Перетворення (1), (2) також можна записати у векторній формі. Застосуємо розкладання опису у базисі сімейства прямокутних базисних функцій – дискретних ФУ, які є векторами цілих чисел (значення $+1, -1$) скінченної розмірності (як правило – степінь двійки). Повний набір ФУ розмірності n утворює ортогональну матрицю Адамара A розміром $n \times n$, яка складається із n векторів ФУ w_1, \dots, w_n . Наприклад, матриця Адамара при $n = 4$ має вигляд:

$$A = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix},$$

де коефіцієнт $\frac{1}{2}$ забезпечує властивості ортонормальності і оберненості перетворення.

Матриці A довільного розміру формуються рекурентною процедурою кронекерівського добутку із матриць меншого розміру, в результаті породжується матриця блочної структури [21]. Матриці Адамара мають ще ряд інших прикладних властивостей і часто використовуються при обробленні дискретних сигналів та зображень [3, 22].

У той же час аналізований опис Z як множину дескрипторів КТ можна розглядати як прямокутну матрицю $Z = \{z_{i,j}\}, i = \overline{1, s}, j = \overline{1, n}$ розміром $s \times n$, рядки якої містять s дескрипторів опису. Перетво-

рення опису Z тепер можна подати як множення прямокутної та квадратної матриць

$$U = Z * A. \quad (5)$$

У результаті множення (5) отримаємо прямокутну матрицю $U = \{u_{i,j}\}, i = \overline{1,s}, j = \overline{1,n}$ розміром $s \times n$, рядки якої містять вектори розкладання α для дескрипторів опису Z . Зважаючи на те, що у нашому дослідженні набір ФУ розглядається і застосовується у повному складі, ми не будемо аналізувати різноманіття способів упорядкування систем ФУ (Уолш, Адамар, Пелі, Трахтман та ін.), кожна з яких має ряд своїх властивостей і відповідні сфери прикладного застосування [1].

Традиційний метод класифікації полягає у встановленні ступеня релевантності $\Theta(Z, E_k)$ між описом $\{z_i\}_{i=1}^s$ аналізованого зображення та складових компонентів $E_k = \{e_i(k)\}_{i=1}^s$ бази $E = \{E_k\}_{k=1}^N$ еталонних описів [15, 20, 23]. Клас m об'єкта визначається відповідно до екстремуму функції $\Theta(Z, E_k)$ як

$$m = \arg \max_{k=1, \dots, N} \Theta(Z, E_k). \quad (6)$$

Після здійснення трансформації порівнюваних описів процес класифікації буде базуватися на визначенні ступеня релевантності $\Theta^\alpha(\alpha(Z), \alpha(E_k))$ для трансформованих описів $\alpha(Z)$ та $\alpha(E_k)$ у новому просторі ознак. Кожний із перетворених описів є множиною векторів із компонентами із C^n або у редукованому просторі C^α . Зважаючи на обмежений діапазон значень вхідного сигналу та фіксоване перетворення у просторі цілих чисел, при побудові класифікатора є можливість оцінити діапазон значень функцій Θ та Θ^α і використати ці знання для класифікації.

Одним із варіантів Θ чи Θ^α є метрика для множин векторів. Це може бути відстань Хаусдорфа як міра релевантності для двох множин A, B однотипних векторів [5, 13]

$$X(A, B) = \max \left\{ \max_{a \in A} \rho(a, B), \max_{b \in B} \rho(b, A) \right\}, \quad (7)$$

де $\rho(a, B) = \min_{b \in B} \rho(a, b)$, а $\rho(a, b)$ – метрика у векторному просторі (наприклад, відстань Хемінга для бінарних даних із B^n чи манхетенська відстань для C^n, C^α). Значення міри (7) є відстань між двома спеціально обраними точками множин.

Іншим варіантом оцінювання релевантності є відстань Танімото (Жаккара) для множин, яка означає відношення числа елементів симетричної різниці та об'єднання множин

$$T(A, B) = \frac{\text{card}(A \Delta B)}{\text{card}(A \cup B)}. \quad (8)$$

Міра (8) на відміну від (7) відображає кількісні характеристики еквівалентних та відмінних елементів порівнюваних множин.

При застосуванні метрики (8) важливим є її граничне значення, для якого елементи векторного простору вважаються еквівалентними [10, 15, 16]. Ця проблема є однією із ключових у багатовимірних просторах даних. Вибір порогу суттєвим чином впливає на результат класифікації.

Для її вирішення запропонуємо два способи. Один із них визначає граничне значення

$$\rho_{\lim}(a, b) = \alpha \rho_{\max}(a, b) \quad (9)$$

як відсоток α від максимально теоретично визначеного значення метрики. Наприклад, для метрики Хемінга, що у даному випадку змінюється на інтервалі $[0, 256]$, при відсотку у $\alpha = 25\%$ можна визначити $\rho_{\lim}(a, b) = 0,25 * 256 = 64$.

Більш практичним є спосіб, що визначає $\rho_{\lim}(a, b)$ за результатом аналізу конкретних експериментальних даних, де ρ_{\max} обчислюється для фіксованого набору описів еталонів. Час обчислення ρ_{\max} не впливає на витрати для класифікації і здійснюється на попередньому етапі аналізу даних.

Будемо оцінювати продуктивність методу класифікації показником точності pr , який обчислюється відношенням числа правильно класифікованих об'єктів r_p до загального їх числа r , що використовувалося в експерименті [5]

$$pr = r_p / r. \quad (10)$$

Важливим показником результативності методів розпізнавання зображень також є завадостійкість. Вона характеризується значенням точності класифікації в умовах дії завад [16, 22, 27]. Якщо дія адитивної завади на зображення $B(x, y)$ описується моделлю

$$B_\xi(x, y) = B(x, y) + \xi(x, y), \quad (11)$$

а завада $\xi(x, y)$ характеризується середньоквадратичним відхиленням σ , то відношення сигнал-шум можна описати як $\mu = B_m / \sigma$, де B_m – амплітудна характеристика (наприклад, середнє значення яскравості). Важливим є вивчення залежності $pr(\mu)$ для розробленого методу.

Редукція простору ознак

Зважаючи на те, що визначення трансформованої системи ознак засновано на інтеграційному процесі розкладання даних вхідного опису за спектром ортогональних проєкцій, у новому просторі C^n з'являється можливість формування компактного подання $\alpha^*(Z)$ та $\alpha^*(E_k)$ зі стисненим об'ємом коефіцієнтів.

Стиснення розмірності простору даних реалізує перспективну ідею скорочення обсягу обчислень для значення релевантності Θ^α шляхом зменшення розміру вектору ознак і задля зменшення часу класифікації загалом [1, 7, 26]. Таке оброблення набуло популярності у спектральних методах, де шляхом

фільтрації незначущих компонентів спектру за рахунок деякого збільшення помилки відновлення сигналу зменшують надмірність представлення та скорочують вектор оброблюваних даних [21]. При цьому показники функціонування систем знижуються незначним чином.

Один із традиційних способів полягає у відборі серед множини $\{\alpha_i\}_{i=1}^s$ найбільш інформативної її підмножини $\{\alpha_i\}_{i=1}^q$, $q \ll s$, що в той же час забезпечує достатньо якісну класифікацію. При цьому формування стисненої підмножини $\{\alpha_i\}_{i=1}^q$ дає можливість відібрати компактну частину серед функцій ортогональної системи W , тобто використати для класифікації лише деяку підмножину W_q із W , $W_q \subset W$. У такому випадку відпадає необхідність формування повної системи коефіцієнтів розкладання як для вхідного образу, так і для еталонної множини E .

Таке ж саме оброблення можна було б спробувати здійснити і безпосередньо для вхідної множини $\{z_i\}_{i=1}^s$ ознак, наприклад, за встановленим критерієм інформативності [3-5]. Однак таке безпосереднє скорочення часто призводить до суттєвих втрат інформації прямо пропорційне кількісному скороченню опису. У той же час обчислені проєкції $\{\alpha_i\}_{i=1}^s$ не тільки мають багатоспектральний сенс даних, але і містять у більшій мірі інтегровану інформацію за рахунок процесу розкладання (1) за системою базисних функцій, тому можуть бути успішно покладені в основу здійснення ефективного стиснення даних.

Таким чином, якщо введеною процедурою фільтрації вдасться відібрати високоінформативну частину спектру, яка забезпечує достатньо якісну класифікацію, то за рахунок цього можна суттєво скоротити обчислювальні затрати на класифікацію із забезпеченням необхідного рівня результативності.

Отримана в результаті такого секвестрування підмножина найбільш інформативної частини спектру ФУ є результатом навчання на заданій множині еталонних сигналів, її формування безпосередньо залежить від аналізованого простору даних і адаптоване до нього.

Для інших варіантів колекцій еталонних даних підмножина компонентів спектру може мати зовсім інший склад.

Поставимо задачу шляхом трансформації у новий простір на основі побудови відображення $T: \alpha(Z) \rightarrow \alpha^*(Z)$, або фактично $T: W \rightarrow W_q$, за рахунок застосування ортогонального розкладання за компактною системою W_q ФУ сформувати стиснені інформативні описи $\alpha^*(Z)$ та $\alpha^*(E_k)$, що забезпечують достатні показники результативності класифікації. Таке відображення $T = T(E, W)$ є функцією як еталонних даних E , так і виду ортогональної системи функцій W .

Способи побудови компактного опису

Внаслідок наявності значних кореляційних зв'язків між елементами зображення реальної природи, що знаходить своє відтворення у значеннях дескрипторів КТ, основна енергія у дискретному спектрі має тенденцію концентруватися у відносно невеликій кількості відліків, що відповідають повільно осцилюючим базовим функціям. Тому без істотної шкоди для відновлення чи класифікації зображення невеликі за величиною спектральні коефіцієнти можна взагалі обнулити (або відкинути їх аналіз), а значущі елементи спектру використовувати у процесі розпізнавання [21].

Дисперсійний аналіз обчислених коефіцієнтів ортогонального перетворення є на сьогодні основним апаратом для оцінювання їх значущості у моделі подання сигналу (1) [1, 24, 27], так як середньоквадратична помилка відновлення залежить від дисперсійних характеристик. Тому природним критерієм для вибору множини значимих коефіцієнтів розкладання є найбільше значення дисперсії. Як правило, обчислюють криву нормованих значень дисперсій в залежності від номера ФУ, розміщених за спаданням, і впроваджують у процес класифікації підмножину коефіцієнтів з найбільшими значеннями.

Застосування цього апарату в задачі класифікації, де описи зображень подано множиною дескрипторів, має свої особливості та можливості [4]. Справа в тому, що не завжди коефіцієнти з найбільшими дисперсіями забезпечують потрібний рівень розрізнення вхідних зображень. Другим фактором є можливість здійснення дисперсійного аналізу даних як у рамках повної бази еталонів, так і в межах окремих її представників, що може покращити результативність. Ще однією можливістю є організація дисперсійного аналізу в рамках системи фрагментів дескрипторного опису, що реалізує віконне оброблення [9, 25].

На повній множині даних E для описів еталонів отримуємо матрицю (5) розміром $N_s \times n$, обчисливо для кожного стовпця матриці U вектори математичного очікування Mu_i та дисперсії σ_i^2

$$Mu_i = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} u_{i,j},$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N_s - 1} \sum_{j=1}^{N_s} (u_{i,j} - Mu_i)^2. \quad (12)$$

При визначенні показників (12) для окремого еталону треба взяти $N = 1$. На основі отриманих дисперсійних характеристик можна побудувати класифікатор, аналогічний класифікатору за значенням дисперсій безпосередньо для множини дескрипторів опису Z .

Здійснимо ранжирування списку ФУ w_i за значенням дисперсії σ_i^2 для окремих компонентів спектру: w_1, w_2, \dots, w_n , так щоб була виконана умова $\sigma_1^2 \geq \sigma_2^2 \geq \dots \geq \sigma_n^2$ спадання значень.

Покладемо отриманий список в основу процедури стиснення.

Результати комп'ютерного моделювання

Для вивчення продуктивності запропонованих методів класифікації (працездатність, швидкодія, завадостійкість) проведено комп'ютерне моделювання. Для дослідження обрано базу із п'яти еталонних зображень гербів футбольних клубів. Зображення мають розмір 325 × 325 пікселів (формат JPEG). Окремий візуальний об'єкт (еталон) розташовується на світлому фоні (рис. 1).



Рис. 1. Еталонні зображення: a-e – еталони; f – координати ORB-дескрипторів (Fig. 1. Standard images: a-e – etalons; f – coordinates of ORB descriptors)

Із застосуванням системи програмування Python та бібліотеки алгоритмів комп'ютерного зору OpenCV [25] сформовано 500 дескрипторів ORB розміром 256 біт для кожного зображення.

На рис. 2 наведено значення перетворення одного із дескрипторів з використанням ортогонального перетворення за системою ФУ. Експерименти показали, що відстань Хаусдорфа між еталонними описами з дескрипторами у бітовому виді знаходиться у вузькому інтервалі значень [95,..., 100] (між дескрипторами – відстань Хемінга). Відстань Хаусдорфа з поданням у просторі ФУ – в інтервалі цілих значень [1960,..., 2034] (між трансформованими дескрипторами – відстань Манхетена).

132, 4, 14, -2, -8, -4, 6, -6, 0, 8, 2, 10, -4, -16, 2, 6, -8, -8, 14, -2, 0, 4, 2, -10, -8, 8, -18, -2, 8, 4, -6, 6, 2, 2, 4, 12, 6, 10, -4, -8, 2, 10, -4, 12, -10, 10, 4, 0, 2, 10, -8, -8, 18, -18, 4, 8, 14, -10, 4, 4, -2, 2, 0, -4, 8, 12, 2, -10, 0, 8, 6, -2, 0, -12, 2, 6, -8, -8, -10, -10, -4, -8, 2, -2, 0, -16, -6, 10, -8, -4, -2, 2, -4, -4, -10, 6, -10, -6, -8, -12, 6, -2, 4, 4, 2, -10, -4, -8, -6, 10, 0, -8, 6, 10, 12, 8, -6, 18, 4, 4, -2, -6, -12, -8, 10, 2, 4, 4, -2, 22, 4, 4, -6, -2, -4, 8, 2, -6, -24, -8, -2, -6, 0, 4, 18, -6, 4, -12, 2, 6, -8, 4, -14, 2, -4, 4, 2, 6, 0, 12, 0, 8, -2, -26, -4, 0, -10, 10, 0, -8, -2, -10, 4, -16, -2, 10, 0, 0, 2, -14, -8, -12, -2, -6, -12, -4, 14, 6, 4, 0, 18, -2, -2, -6, -4, 0, 6, -2, -8, -8, -2, -14, -4, -8, -2, 6, 0, 0, 10, -18, 4, 0, -2, -2, -12, 12, 6, -6, 8, -12, 18, -6, -16, 0, 8, 4, -18, -6, 8, 0, 2, -6, 4, 8, -6, -2, 4, -4, -2, -10, 16, -4, -6, -10, 4, -4, 10, 2, 0, -4, 2, -2, 4, 4, 2, 2

Рис. 2. Приклад перетворення дескриптора за множиною 256 функцій Уолша (Fig. 2. Butt conversion of the descriptor for a multiplier of 256 Walsh functions)

Як бачимо, діапазон значень трансформованих даних обмежений, що дає можливість здійснити якісну класифікацію.

Табл. 1 містить номери перших 16-ти відсортованих ФУ за величиною квадрату дисперсії на множині дескрипторів бази еталонів рис. 1.

Таблиця 1 – Номери відсортованих ФУ

№	№ФУ	Нормована дисперсія
1	0	1.0
2	45	0.00159
3	106	0.00157
4	208	0.00156
5	176	0.00145
6	10	0.00134
7	85	0.00128
8	77	0.00123
9	109	0.00122
10	80	0.00119
11	209	0.00119
12	9	0.00115
13	3	0.00113
14	54	0.00107
15	72	0.00107
16	197	0.00105

Відстань Хаусдорфа з поданням у просторі 16 відібраних ФУ – в інтервалі цілих значень [126,..., 146] (між трансформованими дескрипторами – відстань Манхетена). При цьому комп'ютерний час для обчислення метрик склав 21, 29 та 1,7 с відповідно. Як бачимо, застосування скороченого простору ознак знижує обчислювальні витрати у 17 разів. При цьому усі три класифікатори забезпечують безпомилкову класифікацію для навчальної вибірки бази еталонів.

Експериментальне вивчення завадостійкості розроблених підходів з використанням метрики Хаусдорфа (7) при дії адитивного шуму (11) показало, що показник (10) $pr(\mu)$ для традиційного методу і для методу з повним набором 256-ти ФУ дорівнює 1 при $\mu < 8$ і знижується до 0,8 при $\mu = 6$. Для методу із стисненим поданням 16 ФУ $pr(\mu)$ знижується до 0,9 при $\mu = 25$.

Застосуємо тепер метрику Танімото для множин у класифікаторі для трансформованого простору даних з використанням порогу (9) ρ_{lim} як 25% від максимального значення метрики для дескрипторів на усій множині еталонних даних. При цьому максимальне значення метрики, а значить і поріг ρ_{lim} , залежать від впровадженого простору даних.

Відмітимо, що відстань Танімото між еталоном і зашумленим еталоном поступово зростає зі збільшенням рівня шуму (зменшенням μ), а це впливає на точність класифікації.

Експериментальне вивчення завадостійкості розроблених модифікацій класифікатора з використанням метрики Танімото (8) і вибраного порогу ρ_{lim} під впливом адитивного шуму показало, що показник (10) $pr(\mu)$ для методу з повним набором 256-ти ФУ, а також для методу із стисненим поданням 16 ФУ дорівнює 1 (класифікація без помилок) при $\mu \geq 1,2$ і знижується до 0,9 при $\mu = 1$. Для традиційного методу без застосування апарату ФУ показник завадостійкості $pr(\mu)$ знаходиться практично в тих же межах.

Для методу із стисненим поданням у 8 ФУ, з номерами 2,...,9 із табл. 1 значення $pr(\mu)$ знижується до 0,9 при $\mu = 1,2$.

Загалом це досить високі показники завадостійкості для прикладних систем [26], так як метод працює безпомилково навіть при відношенні сигнал-шум близьким до 1!

Час обчислення метрики у модифікованих просторах даних (час класифікації) при цьому скорочується пропорційно кількості використаних функцій Уолша.

Експеримент показав зниження часових витрат у порівнянні з повним набором 256-ти ФУ для 16-ти ФУ у 17 разів, для 8-ми ФУ – у 29 разів (табл. 2).

При цьому час класифікації для традиційного методу шляхом обчислення метрики Танімото для описів без трансформації отримано у 11 разів вищий, ніж для модифікації із 16 ФУ.

Таблиця 2 – Експериментальна оцінка часу класифікації, с

Метод	Час
256 ФУ	222,9
16 ФУ	12,6
8 ФУ	7,8
Традиційний	138,9

Висновки

Застосування системи ортогональних функцій для трансформації опису зображень як множини дескрипторів КТ показало можливість суттєвого вирашу у швидкодії оброблення із збереженням високих показників точності та завадостійкості класифікації. Ключовими моментами ефективності такого подання є вибір метрики для зіставлення трансформованих описів та порогу для встановлення еквівалентності компонентів у новоствореному просторі даних. Більш ефективним виявилось використання метрики Танімото та порогу як 25% від максимального значення вибраної метрики для еталонного набору даних. Процедура визначення складу скороченого кортежу ФУ теж впливає на точність класифікації. Як показало дослідження, впровадженням апарату функцій Уолша вдалося не тільки у десятки разів скоротити обчислювальні витрати, але у той же час забезпечити високі показники результативності класифікації.

Наукову новизну дослідження складає удосконалення методу класифікації зображень на основі впровадження ортогонального розкладання даних та моделей стиснення описів у новоствореному просторі, що значно знижує обчислювальні витрати на класифікацію.

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

Перспективи дослідження можуть бути пов'язані із опрацюванням різноманіття моделей для формування стиснених описів.

REFERENCES

- Ahmed, N. and Rao, K.R. (1975), *Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing*, Springer Verlag Berlin, 248 p.
- Scherer, R. (2020), "Computer Vision Methods for Fast Image Classification and Retrieval", *Studies in Computation Intelligence 821*, Springer Nature Switzerland AG 2020.
- Pratt W. K. (2001), *Digital Image Processing*, New York: John Wiley and Sons Inc., 723 p.
- Vlasenko, N.V. and Sytnik, O.V. (2013), "Classification of video-objects in attribute space of the Walsh functions", *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 72(19), pp. 1777-1785.
- Flach, P. (2012), *Machine Learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*, Cambridge University Press: New York, NY, USA, 409 p.
- Alessio, S.M. (2016), *Digital Signal Processing and Spectral Analysis for Scientists*, Springer, 200 p.
- Gorokhovatskiy, V.A. (2011), "Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition", *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 70, No 15, pp. 1363-1371.
- Gorokhovatsky, A.V., Gorokhovatsky, V.A., Vlasenko, A.N. and Vlasenko, N.V. (2014), "Quality Criteria for Multidimensional Object Recognition Based Upon Distance Matrices", *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 73, No 18, pp. 1661-1670.
- 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*, Vol. 78 (3), pp. 211-220.
- Gorokhovatskiy, V., Gadetska, S. and 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*, Pro-

- ceedings of the XV International Scientific Conference “Intellectual Systems of Decision Making and Problems of Computational Intelligence” (ISDMCI2019), Ukraine, May 21–25, 2019, pp. 501-512.
11. Shapiro, L. (2001), *Computer vision*, Prentice Hall, 625 p.
 12. Svyrydov, A., Kuchuk, H. and Tsiapa, O. (2018), “Improving efficiently 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.
 13. Gorokhovatskyi, V. and 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.
 14. Kolmogorov, A.N. and Fomin, S.V. (1976), *Elements of the theory of functions and functional analysis*, Nauka, Moscow, 544 p.
 15. Gorokhovatskyi, V.O. and Tvoroshenko, I.S. (2022), “Analysis of multidimensional data by description in the form of a set of components”, monograph, Khnure, Kharkiv, 124 p.
 16. Gorokhovatskyi, V.A. (2003), *Recognition of images in the conditions of incomplete information*, KHNURE, Kharkiv, 112 p.
 17. (2022), *ORB feature detector and binary descriptor*, available at: https://scikit-image.org/docs/dev/auto_examples/features_detection/plot_orb.html.
 18. Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., and Bradski, G. (2011), “ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF”, *Proceedings IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 2564-2571.
 19. Manning, C.D., Raghavan, P. and Schütze, H. (2008), *Introduction to Information Retrieval*, University Press, Cambridge, 528 p.
 20. Gorokhovatskyi, V.A. and Putyatin, Y. P. (2009), “Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities”, *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 68 (9), pp. 763–778.
 21. Zalmanson, L.A. (1989), *Fourier, Walsh, Haar transforms and their application in control, communications and other areas*, Nauka, Moscow, 496 p.
 22. Eresko, Y.N. (2002), *Localization of images in automatic viewfinders*, Sputnik+ Company, Moscow, 357 p.
 23. Yakovleva, O., and Nikolaieva, K. (2020), “Research of descriptor-based image normalization and comparative analysis of SURF, SIFT, BRISK, ORB, KAZE, AKAZE descriptors”, *Advanced Information Systems*, Vol. 4, No.4, pp. 89-101.
 24. Nong, Ye. (2013), *Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples*, CRC Press, Florida, USA, 349 p.
 25. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and Al-Dhaifallah, M. (2021), “Methods of Classification of Images in the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components”, *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 929.64-929.73,
 26. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I. and Al-Dhaifallah, M. (2022), “Classification of Images Based on a System of Hierarchical Features”, *Computers, Materials & Continua*, Vol. 72(1), pp. 1785-1797.
 27. Gorokhovatskyi, V.O., Gadetska, S.V. and Stiahlyk, N.I. (2019), “Exploring the Statistical Properties of a Block Representation Model for a Set of Image Keypoint Descriptors”, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, No. 2, pp. 100-107.
 28. Gadetska, S., Gorokhovatskyi, V., Stiahlyk, N. and Vlasenko, N. (2022), “Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification Methods”, *CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, 3137, pp. 68-77.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ahmed N., Rao K.R. Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing, Berlin : Springer Verlag, 1975. 248 p.
2. Scherer, R. Computer Vision Methods for Fast Image Classification and Retrieval. *Studies in Computation Intelligence 821*, Springer Nature Switzerland AG 2020.
3. Pratt W. K. Digital Image Processing. New York: John Wiley and Sons Inc., 2001, 723 p.
4. Vlasenko N.V., Sytnik, O.V. Classification of video-objects in attribute space of the Walsh functions. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2013. Vol. 72(19). P. 1777–1785.
5. Flach, P. Machine Learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. New York: Cambridge University Press, 2012. 409 p.
6. Alessio, S.M. Digital Signal Processing and Spectral Analysis for Scientists, Springer, 2016, 200 p.
7. Gorokhovatskyi, V.A. Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2011, Vol. 70, No 15. P. 1363–1371.
8. Gorokhovatskyi V.A., Gorokhovatsky V.A., Vlasenko A.N., Vlasenko N.V. Quality Criteria for Multidimensional Object Recognition Based Upon Distance Matrices. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2014. Vol. 73, No 18. P. 1661-1670.
9. Gorokhovatsky V.O., Gadetska S.V. Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019. Vol. 78 (3). P. 211-220.
10. Gorokhovatskyi V., Gadetska S., Ponomarenko R. Recognition of Visual Objects Based in 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” (ISDMCI2019), Ukraine, May 21–25. 2019. P. 501-512.
11. Shapiro L. Computer vision. Prentice Hall, 2001. 625 p.
12. Svyrydov A., Kuchuk H., Tsiapa O. Improving efficiently of image recognition process: Approach and case study. *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018*. 2018. P. 593-597.
13. 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.

14. Колмогоров А.Н., Фомин С. В. Элементы теории функций и функционального анализа. Москва: Наука, 1976. 544 с.
15. Гороховатський В.О., Творошенко І.С. Аналіз багатовимірних даних за описом у форм і множини компонент: монографія. Харків: ХНУРЕ, 2022. – 124 с.
16. Гороховатский В.А. Распознавание изображений в условиях неполной информации. Харків, ХНУРЭ, 2003. 112 с.
17. ORB feature detector and binary descriptor. 2022. URL^
https://scikit-image.org/docs/dev/auto_examples/features_detection/plot_orb.
18. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. *Proceedings IEEE International Conference in Computer Vision (ICCV)*, 2011. P. 2564-2571.
19. Manning C.D., Raghavan P., Schütze H. Introduction to Information Retrieval. Cambridge: University Press, 2008. 528 p.
20. Gorokhovatsky V.A., Putyatin Y. P. Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2009. Vol. 68 (9). P. 763-778.
21. Залманзон Л. А. Преобразование Фурье, Уолша, Хаара и их применение в управлении, связи и других областях. Москва: Наука, 1989. 496 с.
22. Ересько Ю.Н. Локализация изображений в автоматических визирах. Москва: Компания Спутник+, 2002. 357 с.
23. 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.
24. Nong Ye. Data Mining: Theories, Algorithms, and Examples. Florida, USA: CRC Press, 2013. 349 p.
25. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Gadetska S., Al-Dhaifallah M. Methods of Classification of Images in the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 929.64-929.73.
26. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Al-Dhaifallah M. Classification of Images Based on a System of Hierarchical Features. *Computers, Materials & Continua*. 2022. 72(1). P. 1785-1797.
27. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І. Вивчення статистичних властивостей моделі блочного подання для множини дескрипторів ключових точок зображень. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 2019. № 2. С. 100-107.
28. Gadetska S., Gorokhovatskyi V., Stiahlyk N., Vlasenko N. Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification Methods. *CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, 3137. 2022. P. 68-77.