

МЕТОДИ ВИДІЛЕННЯ КОЛІРНИХ ОЗНАК ЗОБРАЖЕННЯ

Анотація. Виділення колірних ознак є фундаментальною задачею комп'ютерного зору та цифрової обробки зображень, що знаходить широке застосування в різноманітних галузях від медичної діагностики до автоматизованого розпізнавання об'єктів. Проблема полягає у різноманітності існуючих методів виділення колірних характеристик та необхідності систематизації наукових досліджень у цій сфері для кращого розуміння сучасного стану розвитку технологій. Метою роботи є комплексний огляд наукових публікацій та результатів досліджень інших авторів щодо методів виділення колірних ознак зображень з систематизацією підходів та узагальненням отриманих результатів. У дослідженні на основі аналізу наукових праць розглянуто дванадцять основних методів: гістограма кольору (глобальні та локальні), перетин гістограм, гістограма кольору для K -середніх, корелограма кольору, матриці взаємо-появи кольорів, дескриптори домінуючих кольорів, дескриптори розташування кольорів, моменти кольору, вектор когерентності кольору, моменти хроматичного розподілу Зерніке та кватерніонні моменти Зерніке. Результати огляду показують, що методи класифікуються на глобальні та локальні підходи, кожен з яких має свої переваги та обмеження згідно з опублікованими дослідженнями. Ключові висновки узагальнюють сучасний стан досліджень у галузі виділення колірних ознак, підкреслюючи тенденції розвитку методів з урахуванням просторової інформації та важливість вибору відповідного колірного простору для конкретних застосувань.

Ключові слова: гістограма кольору, перетин гістограм, корелограма кольору, матриця взаємо-появи кольорів, дескриптор домінуючих кольорів, дескриптор розташування кольорів, моменти кольору, вектор когерентності кольору, моменти Зерніке.

Вступ. У сучасну епоху цифрових технологій обробка та аналіз зображень відіграють ключову роль у широкому спектрі застосувань, від медичної діагностики до автономних транспортних засобів. Серед основних характеристик зображень – кольору, текстури та форми – колір залишається найбільш фундаментальною та інформативною ознакою для комп'ютерного аналізу [1].

Колірні характеристики мають унікальні властивості: стійкість до геометричних перетворень, можливість компактного представлення та відповідність особливостям людського сприйняття [1]. За останні десятиліття розроблено численні методи виділення колірних ознак, які поділяються на глобальні підходи (аналіз зображення в цілому) та локальні методи (врахування просторових відношень кольорів) [1].

Розвиток стандартів MPEG-7 та прогрес математичного апарату призвели до появи як стандартизованих дескрипторів, так і складніших методів, заснованих на ортогональних моментах. Однак залишається потреба у систематизації існуючих підходів та аналізі їх відносних переваг для оптимального вибору методу залежно від конкретного застосування.

Постановка проблеми. Сучасний стан розвитку методів виділення колірних ознак характеризується значною різноманітністю підходів, кожен з яких має переваги та обмеження [1]. Існуючі методи відрізняються за принципами роботи, обчислювальною складністю, стійкістю до шуму та геометричних перетворень, а також розпізнавальною здатністю.

Основна проблема полягає у відсутності систематизованого огляду сучасних методів виділення колірних ознак, що ускладнює вибір оптимального підходу для конкретних застосувань. Дослідники та практики стикаються з необхідністю аналізу великої кількості наукових публікацій для розуміння особливостей різних методів, їх теоретичних основ та практичних характеристик.

Крім того, швидкий розвиток галузі призводить до появи нових методів та модифікацій існуючих підходів, що вимагає постійного оновлення знань про сучасний стан технологій виділення колірних ознак. Відсутність комплексного аналізу, що охоплює як класичні, так і сучасні методи, створює прогалину в науковій літературі та ускладнює процес прийняття обґрунтованих рішень при розробці систем обробки зображень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Основи сучасних підходів до виділення колірних ознак були закладені в роботах [1, 2], які запропонували використання гістограм кольору та метод перетину гістограм для індексації зображень. У роботі [6] автори розширили ці підходи, запропонувавши корелограми кольору, які враховують просторові кореляції між кольорами та виявилися більш ефективними порівняно з традиційними гістограмами [1].

Стандартизація MPEG-7 стимулювала розробку дескрипторів домінуючих кольорів та дескрипторів розташування кольорів [1, 8, 10, 11]. Розвиток математичного апарату призвів до появи методів, заснованих на ортогональних моментах. У роботі [16] запропоновано використання моментів хроматичного розподілу Зерніке для компактного представлення колірної інформації з властивостями інваріантності до повороту та стійкості до шуму [1]. У роботах [17, 18] описано апарат кватерніонних моментів Зерніке, які дозволяють цілісну обробку зображень через представлення трьох каналів кольору як чистого кватерніона, демонструючи покращену точність розрізнення та стійкість до геометричних перетворень [1, 17, 18].

У [19] запропоновано новий метод виділення домінуючих кольорів на основі колірних ознак, який демонструє покращені результати порівняно з традиційними підходами. Останні роботи також зосереджуються на оптимізації існуючих методів, включаючи використання розмитих корелограм та методи квантування кольорів [20].

Однак більшість сучасних оглядів зосереджуються на конкретних застосуваннях або окремих методах, не надаючи комплексної систематизації всього спектру підходів до виділення колірних ознак.

Метою публікації є проведення комплексного огляду та систематизація методів виділення колірних ознак зображень на основі аналізу наукових праць провідних дослідників, з детальним розглядом теоретичних основ, практичних характеристик та особливостей застосування різних підходів для забезпечення обґрунтованого вибору оптимального методу залежно від специфіки конкретних задач обробки зображень.

Методи виділення колірних ознак зображення.

Гістограми кольору є одним з найбільш широко використовуваних методів для аналізу колірного вмісту зображення. Вони обчислюють частоту появи пікселів кожного кольору шляхом підрахунку значень пікселів по кожному каналу в обраному колірному просторі, такому як RGB або HSV [1]. Це представлення є особливо цінним, оскільки воно інваріантне до таких перетворень, як незначні зміни зображення, поворот та часткове перекриття [1, 2]. Існують два основні типи гістограм кольору: глобальні (GCH) та локальні (LCH). В той час як GCH розглядають загальний розподіл кольорів усього зображення, вони не містять просторового контексту, що може призвести до подібності гістограм для візуально різних зображень. На відміну від цього, LCH зберігають просторову інформацію шляхом поділу зображення на регіони та обчислення гістограм для кожного з них, таким чином покращуючи точність розпізнавання [1].

Концепція використання гістограм кольору для розпізнавання об'єктів та пошуку зображень була розвинена у роботі [2], де продемонстровано їх стійкість до часткових перекриттів та змін кута огляду. Вони також представили метод перетину гістограм як засіб ефективного порівняння гістограм. Незважаючи на свою простоту та низьку обчислювальну складність, підхід глобальної гістограми має помітні обмеження. Зокрема, він не може розрізняти різні просторові розташування одного й того ж розподілу кольорів і може генерувати подібні гістограми для концептуально різних зображень [1, 2]. Автори [3] вдосконалили порівняння гістограм шляхом включення перцептуальних подібностей кольорів з використанням квадратичних метрик відстані, хоча з вищою обчислювальною складністю. Загалом, завдяки легкості використання та стійкості до незначних варіацій зображення, гістограми кольору залишаються фундаментальним інструментом у системах індексації та пошуку зображень, особливо коли використовуються в поєднанні з додатковими характеристиками або мірами подібності [1, 2, 3].

Перетин гістограм є фундаментальною технікою для порівняння розподілів кольорів у зображеннях шляхом вимірювання ступеня подібності їх гістограм [2]. Метод обчислює перетин відповідних діапазонів гістограми для кількісної оцінки подібності обох розподілів у колірному просторі [4]. Для двох нормалізованих гістограм значення перетину обчислюється як сума мінімальних значень по всіх діапазонах, забезпечуючи міру подібності в діапазоні від нуля до одиниці.

Метод демонструє стійкість до геометричних перетворень, таких як поворот, переміщення та масштабування, що робить його ефективним для пошуку зображень на основі вмісту [1, 4]. Він добре працює з зображеннями, що зазнають часткового пере-

криття або змін кута огляду, оскільки обчислення перетину зосереджується на спільному колірному вмісті, а не на просторових розташуваннях [2]. Метод демонструє обчислювальну ефективність через прості арифметичні операції, які можуть бути швидко виконані на великих наборах даних зображень [1].

Ефективність перетину гістограм значно залежить від вибору колірного простору, при цьому перцептуально однорідні простори, такі як HSV або CIE Lab, часто дають кращі результати порівняно з RGB [1, 4]. Однак метод стикається з обмеженнями, коли зображення містять подібні розподіли кольорів, але відрізняються просторовою організацією або семантичним вмістом, оскільки він не може розрізнити зображення, що мають однакову палітру кольорів, але представляють різні об'єкти [1].

Гістограма кольору для K-середніх (Color Histogram for K-means – СНКМ) являє собою новіший підхід до виділення колірних ознак, який має меншу потребу в пам'яті та відносно подібну обчислювальну складність, порівняно з традиційними гістограмами кольору. Цей метод використовує кластеризацію K-середніх для зменшення розмірності колірного простору при збереженні основної інформації про розподіл кольорів [5]. Метод починається з категоризації всіх кольорів пікселів у зображенні на k кластерів з використанням алгоритму кластеризації K-середніх, де кожен кластер представляє домінуючу групу кольорів [5].

Фундаментальний принцип методу СНКМ полягає в заміні кожного кольору пікселя найбільш подібним кольором з найближчого кластера, ефективно класифікуючи всі пікселі зображення на k кластерів. Алгоритм K-середніх обчислює середнє значення всіх пікселів в кожному кластері та використовує це значення як початкову точку для наступних ітерацій. Для k -го діапазону характеристика СНКМ визначається як:

$$g_k = \frac{N_k}{N}, \#(1)$$

де N представляє загальну кількість пікселів, а N_k позначає кількість пікселів у k -му кластері. Основна перевага методу СНКМ полягає в його здатності описувати колірні характеристики, використовуючи значно меншу кількість параметрів порівняно з звичайними гістограмами кольору [5]. Метод демонструє стійкість до перетворень зображення, включаючи варіації розміру, переміщення та поворот, що робить його особливо ефективним для застосувань пошуку зображень на основі вмісту [1, 5]. Додатково, метод СНКМ демонструє властивості стійкості до шуму при збереженні обчислювальної простоти. Зменшуючи колірний простір до певної кількості кластерів, зазвичай 16, як пропонується на практиці, метод ефективно зменшує час пошуку зображень при покращенні загальної продуктивності системи [5].

Корелограма кольору (Color correlogram) представляє покращений метод отримання ознак, який враховує просторове відношення пар кольорів в зображенні, вирішуючи фундаментальні обмеження традиційних гістограм [6, 7]. Цей метод підраховує просторові відношення кольорів та є точним та ефективним для застосувань пошуку зображень на основі вмісту. Корелограма є стійкою до геометричних перетворень, змін кута огляду, наближення та віддалення камери та часткового перекриття [6].

Фундаментальна концепція корелограми полягає у вираженні того, як просторова кореляція пар кольорів змінюється з відстанню, забезпечуючи всеосяжну характеристику локальних патернів розподілу кольорів [6]. На відміну від гістограм, які захоплюють лише глобальний розподіл кольорів без просторової інформації, корелограми включають як локальну просторову кореляцію, так і характеристики глобального розподілу [6]. Для зображення I з квантованими кольорами c_1, c_2, \dots, c_m , та пікселів p_1 та p_2 , що розташовані на відстані k корелограма формально визначається для пар кольорів (c_i, c_j) як:

$$\gamma_{c_i c_j}^{(k)}(I) = P \left[p_2 \in I_{c_j}, |p_1 - p_2| = k, p_1 \in I_{c_i} \right], \#(2)$$

що визначає ймовірність знайти піксель кольору c_j на відстані k від пікселя кольору c_i у зображенні I .

Використання корелограм демонструє кращу продуктивність порівняно з традиційними методами гістограм та запропонованими методами вдосконалення гістограм у задачах індексації та пошуку зображень. Розмір корелограми масштабується як $O(m^2 d)$, де m представляє кількість квантованих кольорів, а d позначає максимальну розглянуту відстань. Ефективні алгоритми дозволяють швидке обчислення з використанням динамічного програмування для малих відстаней або технологій матричного множення для більших відстаней [6].

Матриця взаємо-появи кольорів (Color Co-occurrence Matrix – CCM) є розширенням традиційного підходу матриці взаємо-появи рівнів сірого (Gray-Level Co-Occurrence Matrix – GLCM), спеціально розробленого для дослідження просторових відношень між кольорами в цифрових зображеннях [5]. Ця технологія вирішує обмеження звичайних методів, які працюють виключно з інформацією відтінків сірого, включаючи як хроматичні, так і просторові характеристики для покращеної точності розпізнавання зображень. Метод CCM обчислює різницю кольору між сусідніми пікселями як ймовірність появи пікселя того самого кольору серед сусідніх пікселів, при цьому ця ймовірність розглядається як атрибут зображення [5].

Алгоритм CCM включає аналіз просторового розподілу колірних пар з використанням згортки розміру 3×3 , поділеної на чотири матриці 2×2 (Рисунок 1). Кожен піксель відповідає чотирьом сусіднім кольорам пікселів, створюючи мотиви шаблону сканування, пронумеровані 0-6 (Рисунок 2), які формують двовимірні матриці. Метод CCM обчислює розподіл в цих матрицях, досліджуючи ймовірність взаємо-появи між мотивами в координатах (x, y) та сусідніх позиціях.

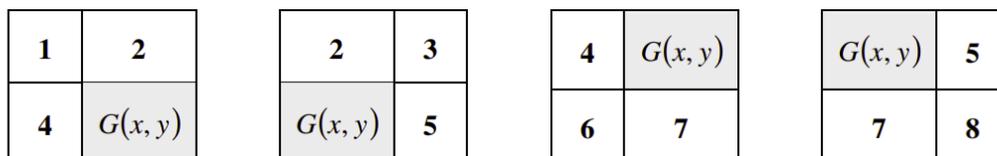


Рисунок 1 – 4 сітки для пікселя $G(x, y)$

0		1	2	3	4	5	6
P_1	P_2						
P_3	P_4						

Рисунок 2 – 6 шаблонів сканування

Метод ССМ демонструє вищу точність порівняно з звичайними методами гістограм шляхом включення інформації просторової кореляції, яка характеризує локальні текстурні шаблони. Цей метод породжує двовимірну матрицю 7×7 , що становить 49 значень ССМ, і показує ефективність при описі текстури в областях кольорів [5].

Дескриптор домінуючих кольорів (Dominant Color – DC) являє собою один з стандартизованих колірних дескрипторів MPEG-7, який забезпечує компактне та ефективно представлення для домінуючих кольорів в зображенні через інтуїтивний формат [8]. Цей дескриптор характеризує репрезентативні розподіли кольорів шляхом заміни повної колірної інформації зображення обмеженою кількістю репрезентативних кольорів, зазвичай до восьми домінуючих кольорів на зображення, виражених як:

$$DC(I) = \{C_i, P_i\}, i = 1 \dots N, \#(3)$$

де C_i представляє 3-D колірні значення, а P_i відсоток кожного кольору [8].

Методологія виділення використовує техніки динамічного квантування, переважно, узагальнений алгоритм Ллойда (GLA) або більш ефективний лінійний блоковий алгоритм (LBA) [8, 9]. Колірний простір HSV зазвичай є пріоритетним для використання DC, оскільки він пропонує інтуїтивне представлення, яке краще відображає людське візуальне сприйняття кольору [8]. Дескриптор DC демонструє покращену продуктивність відносно традиційних підходів гістограм, забезпечуючи компактне представлення при збереженні точності розпізнавання [8, 9]. Однак стандартний дескриптор DC має обмеження в застосуваннях для пошуку зображень на основі об'єктів, особливо коли переважають кольори фону, що призводить до розробки покращених варіантів, таких як зважений DCD, який інтегрує семантичну інформацію для розділення між кольорами об'єкта та фону [9].

Дескриптор колірного розташування (Color Layout Descriptor – CLD) являє собою один з найбільш ефективних стандартизованих дескрипторів MPEG-7 для визначення просторового розподілу кольорів в цифрових зображеннях через компактне та ефективно представлення [10, 11]. Цей дескриптор ділить вхідне зображення на сітку 8×8 блоків однакового розміру, що в результаті дає 64 окремі регіони незалежно від оригінальних розмірів зображення [10]. З кожного блоку отримується репрезентативний колір шляхом обчислення середніх значень пікселів по кожному з RGB каналів, створюючи три окремі матриці 8×8 , які відображають просторове розташування кольорів [11].

Фундаментальна перевага методу CLD полягає в його систематичному підході до виділення ознак, який включає перетворення простору RGB в перцептуально однорідний простір YCbCr, з наступним застосуванням 8×8 дискретного косинусного перетворення (DCT) до кожного компонента [10]. Отримані DCT коефіцієнти потім обробляються з використанням технологій зигзагоподібного сканування, які групують низькочастотні коефіцієнти разом для максимізації збереження інформації при мінімізації вимог до об'єму зберігання [11]. Фінальний дескриптор CLD складається з компактного масиву з 12 значень: шість коефіцієнтів від компонента яскравості (Y) та по три коефіцієнти від кожного з компонентів кольору (Cb та Cr) [10].

Дескриптор CLD демонструє стійкість до геометричних перетворень, включаючи поворот, переміщення та масштабування, що робить його ефективним для застосувань пошуку зображень на основі вмісту [10, 11]. Властивості інваріантності дескриптора в поєднанні з його обчислювальною ефективністю та компактним представленням встановлюють його як фундаментальний інструмент для систем індексації зображень, де критичними вимогами є як точність, так і швидкість обробки.

Моменти кольору (Color moments) представляють статистичний підхід до опису розподілів кольорів у зображеннях шляхом трактування колірних вмістів як розподілу ймовірності, який може бути унікально ідентифікований через його статистичні моменти [12]. Оскільки будь-який розподіл кольорів може бути охарактеризований своїми моментами і більшість інформації зосереджена в моментах низького порядку, зазвичай використовуються лише перші три моменти як вектори ознак [14]. Метод демонструє ефективність у застосуваннях пошуку зображень на основі вмісту завдяки своїй обчислювальній ефективності та стійкості до незначних варіацій зображення [12, 13].

Підхід моментів кольору використовує перші три центральні моменти: середнє значення, стандартне відхилення та асиметрію [12, 14]. Для i -го каналу кольору у j -му пікселі p_{ij} ці моменти визначаються як:

Середнє значення (перший момент):

$$E_i = \sum_N^{j=1} \frac{1}{N} p_{ij} \cdot \#(4)$$

Стандартне відхилення (другий момент):

$$\sigma_i = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_N^{j=1} (p_{ij} - E_i)^2} \cdot \#(5)$$

Асиметрія (третій момент):

$$S_i = \sqrt[3]{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_N^{j=1} (p_{ij} - E_i)^3} \cdot \#(6)$$

Для вимірювання подібності зважена функція відстані поєднує різниці між відповідними моментами [12]. Для покращення точності розділення зображення ділять на декілька блоків та виділяють моменти кольору в кожному блоці окремо [13, 14]. Моменти всіх блоків потім кластеризуються в декілька класів з використанням алгоритмів кластеризації, де середній вектор кожного класу вважається примітивом зображення [14]. Цей підхід призводить до змінної кількості примітивів на зображенні, що вимагає спеціалізованих методів порівняння [14]. Експериментальна валідація демонструє, що покращені моменти кольору послідовно перевершують традиційні техніки індексації кольору в точності пошуку [12, 13, 14].

Вектор когерентності кольору (Color Coherence Vector – CCV) представляє удосконалення методів традиційних гістограм шляхом включення просторової інформації в методи порівняння зображень на основі кольору [15]. В той час як гістограми ефективно підсумовують колірний вміст і залишаються нечутливими до незначних змін кута огляду, їм бракує просторової інформації, що потенційно може призвести до того, що концептуально різні зображення можуть мати подібні гістограми. Дескриптор CCV вирішує це обмеження шляхом класифікації кожного пікселя в колірному діапазоні як когерентного або некогерентного, залежно від того, чи формує він частину великого регіону подібного кольору [15].

Обчислення дескриптора CCV починається з легкого розмиття зображення шляхом заміни значень пікселів середніми значеннями з малих локальних околів, включаючи 8 сусідніх пікселів, для усунення незначних варіацій [15]. Після дискретизації простору на n різних кольорів алгоритм обчислює зв'язані компоненти для визначення груп пікселів [15]. Зв'язана компонента C представляє максимальний набір пікселів, де будь-які два пікселі $p, p' \in C$ зв'язані шляхом у C , розглядаючи діагональних сусідів як суміжних [15].

Пікселі класифікуються як когерентні, коли розмір їх зв'язаної компоненти перевищує фіксований поріг τ ; інакше вони вважаються некогерентними [15]. Для кожного дискретизованого кольору j алгоритм визначає кількість когерентних пікселів α_j та некогерентних пікселів β_j , де загальна кількість пікселів дорівнює $\alpha_j + \beta_j$. Вектор когерентності зберігає ці значення як пари когерентності:

$$CCV = ((\alpha^1, \beta^1), (\alpha^2, \beta^2), \dots, (\alpha_n, \beta_n)). \#(7)$$

Для порівняння подібності між двома зображеннями I та I' метод CCV використовує міру відстані [15]:

$$\Delta G = \sum_{j=1}^n |\alpha_j - \alpha'_j| + |\beta_j - \beta'_j| \quad (8)$$

Цей підхід дає кращі розділення, ніж гістограми кольору, оскільки $\Delta G \geq \Delta H$, де ΔH представляє стандартну відстань гістограм кольору. Експериментальні результати

на базі даних з 14 554 зображень демонструють, що дескриптор CCV забезпечують кращу продуктивність пошуку зображень порівняно з гистограмами [15].

Моменти хроматичного розподілу Зерніке представляють новітній метод отримання колірних ознак, який захоплює характеристики колірною вмісту в зображеннях через компактне та обчислювально ефективне представлення [16]. Цей метод перетворює зображення з простору RGB в опонентний простір, який забезпечує більш однорідне представлення кольору, що може бути ефективно охарактеризоване моментами Зерніке [16].

Метод використовує притаманні властивості моментів Зерніке, включаючи інваріантність до повороту, стійкість до шуму та ортогональність, роблячи їх кращими за інші функції моментів, такі як моменти Лежандра, з точки зору можливостей представлення ознак [16]. Для кольорового зображення $I(i, j) = [R(i, j), G(i, j), B(i, j)]$ простір RGB спочатку перетворюється в опонетний простір $l(i, j) = [rg(i, j), yb(i, j)]$ ($i = 0, 1, \dots, M - 1; j = 0, 1, \dots, N - 1$), а потім обчислюються моменти хроматичного розподілу Зерніке:

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_r \sum_{\theta} [rg(r \cos \theta, r \sin \theta), yb(r \cos \theta, r \sin \theta)] R_{nm}(r) \exp(-jm\theta), \#(9)$$

де $R_{nm}(r)$ представляє радіальний поліном Зерніке і сумування проводиться за просторовими координатами. Метод демонструє, що моменти хроматичного розподілу Зерніке нижчого порядку представляють деталі що зазнають незначних змін в опонетному просторі, в той час як моменти вищого порядку відповідають деталям, що зазнають сильних змін. Для практичних застосувань пошуку зображень компактний вектор колірних ознак конструюється з використанням вибраних моментів низького порядку: $F_C = (A_{10}, A_{01}, A_{11}, A_{02}, A_{20})$, забезпечуючи ефективний баланс між обчислювальною ефективністю та точністю розпізнавання зображень. Цей підхід пропонує значні переваги над традиційними гистограмами, забезпечуючи інваріантність до повороту, зменшену чутливість до шуму та більш компактне представлення при збереженні основної інформації про розподіл кольорів [16].

Кватерніонні моменти Зерніке (Quaternion Zernike Moments – QZM) представляють інноваційне розширення звичайних моментів Зерніке для аналізу зображень шляхом використання кватерніонної алгебри для цілісної обробки [17]. Цей підхід вирішує обмеження традиційних методів, які або перетворюють кольорові зображення в відтінки сірого (потенційно втрачаючи значну колірну інформацію), або розкладають їх на окремі RGB канали для незалежної обробки. У кватерніонній структурі кольорове зображення $f(x, y)$ кодується як чистий кватерніон шляхом представлення трьох каналів:

$$f(x, y) = fR(x, y)i + fG(x, y)j + fB(x, y)k, \#(10)$$

де fR , fG та fB представляють відповідно червоний, зелений та синій канали, а i, j, k є кватерніонними одиницями, що дотримуються специфічних правил множення [17, 18].

Нехай $f(r, \theta)$ є кольоровим зображенням визначеним в полярних координатах, тоді правобічні кватерніонні моменти Зерніке порядку n з повторенням m визначаються як:

$$Z_{n,m}^R(f) = \frac{n+1}{\pi} \int_0^1 \int_0^{2\pi} R_{n,m}(r) f(r, \theta) e^{-\mu m \theta} r d\theta dr,$$

$$|m| \leq n \text{ і } n - |m| \text{ є парним, \#(11)}$$

де μ є чистим одиничним кватерніоном означеним: $\mu = (i + j + k)/\sqrt{3}$, а $R_{n,m}(r)$ є дійсним радіальним поліномом. Фундаментальна перевага методу QZM полягає в тому, що вони можуть бути обчислені зі звичайних моментів Зерніке окремих каналів, встановлюючи пряму залежність між кватерніонним та традиційними підходами [17]. Метод демонструє кращу стійкість до повороту, досягнуту через модуль центральних QZM, які залишаються стабільними при геометричних перетвореннях, зберігаючи основні характеристики розподілу кольорів [17, 18]. Дескриптори QZM забезпечують покращену точність розпізнавання порівняно зі звичайними геометричними моментами завдяки їх ортогональній основі, що призводить до кращої стійкості до шуму та зменшеної інформаційної надмірності [18]. Експериментальна валідація показує, що метод QZM досягає кращої точності в задачах розпізнавання кольорових об'єктів з точністю розпізнавання, що перевищує 95% навіть за високих рівнів шумів та геометричних перетворень [18].

Висновки. Проведений комплексний огляд методів виділення колірних ознак зображень дозволяє зробити ряд важливих висновків щодо сучасного стану розвитку цієї галузі. Аналіз дванадцяти основних методів виявив їх чітку класифікацію на глобальні та локальні підходи, кожен з яких має специфічні переваги та сфери застосування.

Глобальні методи, включаючи гістограми кольору, перетин гістограм та гістограми для K-середніх кластеризації, забезпечують високу обчислювальну ефективність та стійкість до незначних варіацій зображення. Однак їх основним обмеженням є відсутність просторової інформації, що може призводити до схожих значень дескрипторів для концептуально різних зображень.

Локальні методи, представлені корелограмами кольору, матрицями взаємо-появи кольорів та векторами когерентності кольорів, успішно вирішують проблему просторового представлення кольорів. Вони демонструють покращену здатність розрізнення завдяки врахуванню просторових відношень між кольорами, що робить їх особливо ефективними для складних задач аналізу зображень.

Стандартизовані MPEG-7 дескриптори, включаючи дескриптори домінуючих кольорів та розташування кольору, забезпечують сумісність між різними системами та компактне представлення колірної інформації. Їх широке практичне застосування підтверджує ефективність стандартизованих підходів у системах обробки зображень реального часу.

Математично складні методи, засновані на ортогональних моментах, такі як моменти кольору, моменти хроматичного розподілу Зерніке та кватерніонні моменти Зерніке, пропонують унікальні властивості інваріантності до геометричних перетворень та стійкості до шуму. Ці підходи особливо цінні для застосувань, що вимагають високої точності та надійності за умов змінних умов огляду.

Вибір оптимального методу виділення колірних ознак залежить від специфічних вимог застосування, включаючи точність, обчислювальні ресурси, стійкість до перетворень та розмір дескриптора. Для базових задач індексації достатньо глобальних методів, тоді як складні системи розпізнавання потребують локальних підходів або їх комбінацій.

Аналіз показав, що майбутній розвиток галузі має зосередитися на інтеграції переваг різних методів через гібридні підходи, що поєднують ефективність глобальних методів з розрізнявальною здатністю локальних. Крім того, важливим напрямком є оптимізація обчислювальної складності складних математичних методів для їх практичного застосування в реальному часі.

Результати огляду підкреслюють важливість систематичного підходу до вибору методів виділення колірних ознак та необхідність врахування балансу між точністю представлення та обчислювальною ефективністю залежно від конкретних вимог застосування.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. Srivastava D., Wadhvani R., Gyanchandani M. (2015). A review: Color feature extraction methods for content based image retrieval. *International Journal of Computational Engineering & Management*, 18(3), 9-13. Retrieved from: <https://scispace.com/pdf/a-review-color-feature-extraction-methods-for-content-based-11xtwrmvh4.pdf>
2. Swain M.J., Ballard D.H. (1991). Color Indexing. *International Journal of Computer Vision*, 7, 11-32. DOI: 10.1007/BF00130487
3. Hafner J. et al. (2002). Efficient Color Histogram Indexing for Quadratic Form Distance Functions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(7), 729-736. DOI: 10.1109/34.391417
4. Johnson G.M., Song X., Montag E.D., Fairchild M.D. (2010). Derivation of a Color Space for Image Color Difference Measurement. *Color Research and Application*. 35(6), 387-400. DOI: 10.1002/col.20561
5. Lin Ch.-H., Chen R.-T., Chan Yu.-K. (2009). A smart content-based image retrieval system based on color and texture feature. *Image and Vision Computing*, 27(6), 658-665. DOI: 10.1016/j.imavis.2008.07.004
6. Huang J., Kumar S.R., Mitra M., Zhu W.-J., Zabih R. (1997). Image Indexing Using Color Correlograms. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. DOI: 10.1109/CVPR.1997.609412
7. Soni D., Mathai K.J. (2015). An Efficient Content Based Image Retrieval System based on Color Space Approach Using Color Histogram and Color Correlogram. *2015 Fifth International Conference on Communication Systems and Network Technologies*. DOI: 10.1109/CSNT.2015.80

8. Shao H., Wu Y., Cui W., Zhang J. (2008). Image Retrieval Based on MPEG-7 Dominant Color Descriptor. *The 9th International Conference for Young Computer Scientists*, 753–757.
9. Talib A., Mahmuddin M., Husni H., George L.E. (2013). A Weighted Dominant Color Descriptor for Content-Based Image Retrieval. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 24, 345-360.
10. Ramasamy B., Kannan V. (2009). Efficient use of MPEG-7 Color Layout and Edge Histogram Descriptors in CBIR Systems. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 9(5), 157–163. Retrieved from:
https://www.researchgate.net/publication/327337684_Efficient_use_of_MPEG-7_Color_Layout_and_Edge_Histogram_Descriptors_in_CBIR_Systems
11. Vikhar P., Rane K., Chaudhari B. (2020). A Novel Method for Feature Extraction using Color Layout Descriptor (CLD) and Edge histogram Descriptor (EHD). *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 9(4), 2147-2151. DOI: 10.35940/IJITEE.D1379.029420
12. Keen N. (2005). Color Moments. Retrieved from:
https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/AV0405/KEEN/av_as2_nkeen.pdf
13. Singh S. M., Hemachandran K. (2012). Content-Based Image Retrieval using Color Moment and Gabor Texture Feature. *International Journal of Computer Science Issues*, 9(5, No 1), 299–309. Retrieved from: <http://www.ijcsi.org/papers/IJCSI-9-5-1-299-309.pdf>
14. Shih J.-L., Chen L.-H. (2002). Color Image Retrieval Based on Primitives of Color Moments. VISUAL 2002, LNCS 2314, 88–94.
15. Pass G., Zabih R., Miller J. (1996). Comparing Images Using Color Coherence Vectors. *MULTIMEDIA '96: Proceedings of the fourth ACM international conference on Multimedia*, Boston MA USA, 65-73. DOI: 10.1145/244130.244148
16. Wang X.-Y., Yang H.-Y., Li D.-M. (2013). A New Content-Based Image Retrieval Technique Using Color and Texture Information. *Computers & Electrical Engineering*, 39(3), 746-761. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2013.01.005
17. Chen B., Shu H., Zhang H., Chen G., Luo L. (2010). Color Image Analysis by Quaternion Zernike Moments. *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*. DOI: 10.1109/ICPR.2010.158
18. Chen B.J., Shu H.Z., Zhang H., Chen G., Toumoulin C., Dillenseger J.L., Luo L.M. (2012). Quaternion Zernike moments and their invariants for color image analysis and object recognition. *Signal Processing*, 92(2), 308-318. DOI: 10.1016/j.sigpro.2011.07.018
19. Chang Y., Mukai N. (2022). Color Feature Based Dominant Color Extraction. *IEEE Access*, 10, 93055-93061. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3202632
20. Yang F.-P., Hao M.-L. (2017). Effective Image Retrieval Using Texture Elements and Color Fuzzy Correlogram. *Information*, 8(1), 27, 11 p. DOI: 10.3390/info8010027

Received 20.08.2025.

Accepted 25.08.2025.

Image color feature extraction methods review

Recent research in color feature extraction demonstrates significant advancement from foundational works by Swain and Ballard [2], who established color histograms and histogram intersection methods for image indexing. Huang and colleagues [6] expanded these concepts by introducing color correlograms that incorporate spatial correlations between colors, proving more effective than traditional histogram methods. The standardization efforts of MPEG-7 stimulated development of dominant color descriptors and color layout descriptors, providing standardized solutions for image indexing systems. Mathematical advancements led to sophisticated approaches based on orthogonal moments, including Zernike chromaticity distribution moments for compact color representation and quaternion Zernike moments enabling holistic color image processing through quaternion algebra.

The primary objective of this comprehensive review is to systematize modern color feature extraction methods through detailed analysis of scientific literature from leading researchers. This study aims to provide thorough examination of theoretical foundations, practical characteristics, and application features of various approaches to facilitate informed selection of optimal methods based on specific image processing requirements.

The main investigation examines twelve fundamental color feature extraction methods categorized into distinct approaches. Global methods include color histograms capturing overall color distribution patterns, histogram intersection measuring color distribution overlap, and color histogram for K-means clustering reducing dimensionality while preserving essential information. Local approaches incorporate spatial information through color correlograms expressing spatial correlation changes with distance, color co-occurrence matrices analyzing spatial relationships using convolution techniques, and color coherence vectors classifying pixels based on coherent region membership. Standardized MPEG-7 descriptors encompass dominant color descriptors providing compact representation and color layout descriptors utilizing discrete cosine transform for spatial encoding. Advanced mathematical methods include color moments employing statistical measures, Zernike chromaticity distribution moments offering rotation invariance, and quaternion Zernike moments enabling comprehensive analysis through quaternion algebraic framework.

The systematic analysis concludes that color feature extraction methods effectively divide into global and local categories, each addressing specific application requirements. Global methods provide computational efficiency suitable for basic indexing tasks, while local methods deliver enhanced discriminative capabilities through spatial information integration. Standardized descriptors ensure cross-system compatibility, whereas mathematical moment-based approaches offer superior geometric invariance properties. Optimal method selection requires careful consideration of accuracy requirements, computational constraints, and application-specific characteristics, suggesting future research should focus on integrating complementary approaches to maximize strengths while minimizing limitations.

Key words: color histogram, histogram intersection, color correlogram, color co-occurrence matrix, dominant color descriptor, color layout descriptor, color moments, color coherence vector, Zernike moments.

Кугівчак Володимир Романович – аспірант кафедри радіофізики та комп'ютерних технологій факультету електроніки та комп'ютерних технологій Львівського національного університету імені Івана Франка. ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-7826-3165>

Вельгош Сергій Романович – к.ф.м.н., доцент кафедри радіофізики та комп'ютерних технологій факультету електроніки та комп'ютерних технологій Львівського національного університету імені Івана Франка, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0011-6359>

Kuhivchak Volodymyr – Postgraduate Student of the Department of Radiophysics and Computer Technologies, Faculty of Electronics and Computer Technologies, Ivan Franko National University of Lviv. ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-7826-3165>

Velhosh Serhiy – Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of Radiophysics and Computer Technologies, Faculty of Electronics and Computer Technologies, Ivan Franko National University of Lviv, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0011-6359>