

**Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України
Тернопільський національний економічний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії**

До захисту допущено
Завідувач кафедри
комп'ютерної інженерії
к.т.н., доц. О.М.Березький

_____ 20__ р.

ДИПЛОМНА РОБОТА
освітньо-кваліфікаційного рівня "Магістр"
зі спеціальності 8.05010201 "Комп'ютерні системи та мережі"
на тему:

**МЕТОД ТА АЛГОРИТМИ ПОШУКУ ЗОБРАЖЕНЬ В
БАЗАХ ДАНИХ ЗА ТЕКСТУРНИМИ ТА КОЛІРНИМИ
ОЗНАКАМИ**

Студент групи КСМзм - 51
Йошан Р.І.

_____ підпис

Науковий керівник
к.т.н., доцент Палій І.О.

_____ підпис

Консультант з нормоконтролю
Палій І.О.

_____ Прізвище, ініціали

_____ Підпис

Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України
Тернопільський національний економічний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії

“Затверджую”
Зав. кафедри
комп'ютерної інженерії
к.т.н., доц. О.М. Березький

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТА
Йошана Романа Івановича

- 1. Тема дипломної роботи** “Метод та алгоритми пошуку зображень в базах даних за текстурними та колірними ознаками” затверджена наказом університету № _____ від „_____” _____ 20__ р
- 2. Термін здачі** закінченої дипломної роботи _____
- 3. Об'єкт дослідження:** процес пошуку зображень в базах даних.
- 4. Предмет дослідження:** метод та алгоритми пошуку зображень в базах даних за текстурними і колірними ознаками.
- 5. Перелік задач, які мають бути вирішені:**
 - сформулювати задачу пошуку зображень на основі їх вмісту в базах даних;
 - провести аналіз підходів до вирішення задачі контекстного пошуку зображень;
 - провести аналіз відомих алгоритмів пошуку графічної інформації в базах даних;
 - розробити метод пошуку зображень в БД по їх кольоровому вмісту;
 - виконати порівняння різних модифікацій алгоритмів пошуку, що використовують запропонований підхід, з погляду їх використання для задачі контекстного пошуку зображень;
 - розробити модифікований алгоритм пошуку зображень в БД по їх текстурних і колірних ознаках;
 - провести експериментальні дослідження запропонованих рішень.
- 6. Перелік ілюстративного матеріалу:**
 - схема алгоритму контекстного пошуку з використанням гістограмних ознак,
 - значення коефіцієнтів кореляції колірних гістограм,
 - результати пошуку зображень з використанням різних підходів,
 - зміна середніх значень якості пошуку по різних алгоритмах,
 - зміна середнього значення характеристики Precision при різних значеннях коефіцієнта кореляції,
 - зміна середнього значення характеристики Recall при різних значеннях коефіцієнта кореляції.

7. Консультанти по роботі

Розділ	Консультант	Підпис
1		
2		
3		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва структурних частин ДР	Термін виконання	Примітка
1	Відомі рішення пошуку зображень в базах даних	15.09.2011 – 5.11.2011	
2	Розробка методу та алгоритмів пошуку зображень в базі даних	6.11.2011 – 31.01.2012	
3	Дослідження алгоритмів пошуку зображень в базі даних	1.02.2012 – 23.04.2012	

Завдання прийняв до виконання _____
(підпис)

Керівник дипломної роботи _____
(підпис)

РЕФЕРАТ

Дипломна робота на тему “Метод та алгоритми пошуку зображень в базах даних за текстурними та колірними ознаками” на здобуття освітньо-кваліфікаційного рівня “Магістр” зі спеціальності “Комп’ютерні системи та мережі” написана обсягом 90 сторінок і містить 30 ілюстрацій, 4 таблиці, 1 додаток та 51 джерело за переліком посилань.

Метою роботи є розробка методу та алгоритмів підвищення ефективності пошуку зображень в базі даних за колірними та текстурними ознаками.

Методи досліджень. В дипломній роботі використовуються наступні методи досліджень – опис, аналіз, синтез, узагальнення, пояснення, систематизація, класифікація, моделювання. Крім того застосовуються методи цифрової обробки зображень і контекстного пошуку зображень. При розробці модифікованого алгоритму використаний апарат теорії ймовірності і математичної статистики.

Розроблений метод пошуку зображень в базі даних по колірних ознаках, що дозволяє без істотних втрат часу врахувати при описі вмісту зображення просторову інформацію і обмежити результати пошуку, уникнувши сортування всієї бази даних.

Розроблені алгоритми пошуку зображень по текстурних і колірних ознаках з використанням коефіцієнта кореляції ознак.

Ключові слова: ПОШУК ЗОБРАЖЕНЬ, БАЗА ДАНИХ, ТЕКСТУРНІ ОЗНАКИ, КОЛІРНІ ОЗНАКИ.

ABSTRACT

The diploma work topic is «The method and algorithms for image search in databases according to texture and color features» on acquiring of educationally-qualification «Master» degree, from speciality «Computer systems and networks» with total volume 90 pages that contains 30 illustrations, 4 tables, 1 addition and 51 sources of information the list of references.

The goal of this work is to develop methods and algorithms for improving image search in database according to the color and texture features.

Research Methods. In the thesis work, the following research methods are used: description, analysis, synthesis, generalization, explanation, systematization, classification, modeling. There is also applied a method of digital image processing and context image search. During the development of the modified algorithm is used the theory of probability and mathematical statistics.

The method of finding images in the database according to color features, allow no significant loss of time and consider spatial information while describing the content of the image that limit your search results, avoiding sorting the whole database.

The developed algorithms for image search according to texture and color characteristics use correlation coefficient signs.

Keywords: IMAGE SEARCH, DATABASE, TEXTURE SIGNS, COLOR SIGNS.

ЗМІСТ

Перелік позначень і скорочень.....	7
Вступ.....	8
1 Відомі рішення пошуку зображень в базах даних.....	12
1.1 Аналіз підходів до вирішення задачі контекстного пошуку зображень.....	12
1.2 Аналіз відомих алгоритмів пошуку графічної інформації в базах даних....	21
1.3 Постановка задачі дослідження.....	39
2 Розробка методу та алгоритмів пошуку зображень в базі даних.....	41
2.1 Алгоритм контекстного пошуку з використанням гістограмних ознак.....	41
2.2 Опис алгоритму пошуку по різних критеріях.....	45
2.3 Реалізація алгоритмів різних етапів контекстного пошуку.....	53
3 Дослідження алгоритмів пошуку зображень в базі даних.....	65
3.1 Порівняння результатів пошуку з використанням різних алгоритмів.....	65
3.2 Дослідження якості пошуку зображень в базі даних з використанням модифікованого алгоритму пошуку.....	78
Висновки.....	83
Список використаних джерел.....	85
Додаток А – Довідка про використання.....	90

ПЕРЕЛІК ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ

БД – база даних

КГ – колірна гістограма

ТГ – текстурна гістограма

КК – коефіцієнт кореляції

RGB – колірний простір, який базується на червоному (R), зеленому (G) і синьому (B) кольорах

HSV – колірний простір, який використовує в якості складових колірний тон (H), насиченість (S) і яскравість (V)

HLS – колірний простір, який використовує в якості складових колірний тон (H), яскравість (L) і насиченість (S)

ВСТУП

Актуальність роботи. За останніх 10 років у зв'язку з розповсюдженням цифрової техніки значно зросла роль цифрових даних. Зростає кількість і доступність цифрових фотоапаратів, сканерів, домашніх видавничих систем, баз даних. Постійно збільшується пропускна спроможність каналів мережі Інтернет. Все це приводить до значного зростання кількості даних, проте алгоритми обробки і пошуку не встигають забезпечити адекватну реакцію на таке значне збільшення об'єму доступних цифрових матеріалів. Особливо сильно це відчувається в області засобів і алгоритмів пошуку в мультимедійних базах даних. На даний момент пошук в більшій частині таких баз проводиться із застосуванням принципів і алгоритмів, розроблених декілька десятків років назад для іншого типу даних, що приводить до незадовільних результатів пошуку. Велика частина алгоритмів, що є на даний момент, не враховує особливості сприйняття людиною зображень, і базується на розмітці баз зображень текстовими тегами і набором атрибутів, по яких надалі можна проводити пошук з використанням класичних алгоритмів пошуку рядка.

Сприйняття людиною інформації є складно формалізованою задачею і результати пошуку з використанням існуючих алгоритмів пошуку слабо корелюють з тим, що хотів би бачити користувач, що здійснює пошук. Дана робота присвячена дослідженню методів та алгоритмів контекстного пошуку зображень. Мета даних алгоритмів – максимально наблизити результати пошуку зображень до результатів ручного відбору, проведеного людиною.

Викладені вище міркування привели до зростання досліджень в області контекстного пошуку зображень. Контекстний пошук зображень має ряд інших назв, серед яких «пошук по вмісту», «пошук за зразком», «пошук по ескізу», «пошук по методу подібності». Варто відзначити, що контекстний пошук є альтернативою традиційним методам пошуку і може застосовуватися спільно з ними.

Пошук зображення по його вмісту знаходить застосування в багатьох областях, включаючи архітектуру, телебачення, засоби мультимедіа, графічний

дизайн, кримінологію, геологію, медицину. Контекстний пошук покликаний якісно поліпшити результати пошуку в цифрових бібліотеках.

Таким чином, актуальною є задача дослідження процесу контекстного пошуку зображень в графічних базах даних, його удосконалення з метою поліпшення результатів пошуку і скорочення часу виконання за рахунок використання нових методів і алгоритмів обробки графічних даних.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є розробка методу та алгоритмів підвищення ефективності пошуку зображень в базі даних за колірними та текстурними ознаками.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- сформулювати задачу пошуку зображень на основі їх вмісту в базах даних;
- провести аналіз підходів до вирішення задачі контекстного пошуку зображень;
- провести аналіз відомих алгоритмів пошуку графічної інформації в базах даних;
- розробити метод пошуку зображень в БД по їх колірному вмісту;
- виконати порівняння різних модифікацій алгоритмів пошуку, що використовують запропонований підхід, з погляду їх використання для задачі контекстного пошуку зображень;
- розробити модифікований алгоритм пошуку зображень в БД по їх текстурних і колірних ознаках;
- провести експериментальні дослідження запропонованих рішень.

Об'єкт дослідження – процес пошуку зображень в базах даних.

Предмет дослідження – метод та алгоритми пошуку зображень в базах даних за текстурними і колірними ознаками.

Методи досліджень. В дипломній роботі використовуються наступні методи досліджень – опис, аналіз, синтез, узагальнення, пояснення, систематизація, класифікація, моделювання. Крім того застосовуються методи цифрової обробки зображень і контекстного пошуку зображень. При розробці модифікованого алгоритму використаний апарат теорії ймовірності і

математичної статистики.

Наукова новизна одержаних результатів. Розроблений метод пошуку зображень в БД по їх колірних ознаках, що дозволяє без істотних втрат часу врахувати при описі вмісту зображення просторову інформацію і обмежити результати пошуку, уникнувши сортування всієї бази даних. Розроблені алгоритми пошуку зображень по текстурних і колірних ознаках з використанням коефіцієнта кореляції ознак.

Практичне значення отриманих результатів. Запропонований модифікований алгоритм пошуку зображень в БД по їх текстурних і колірних ознаках, підвищена його швидкодія за рахунок застосування інкрементних обчислень на етапі обчислення гістограмного ознаки зображення, перетворення формул для розрахунку коефіцієнта кореляції з врахуванням використання нормалізованих колірних, текстурних і 2D-колірних гістограм, розрахунку середньоквадратичного відхилення елементів гістограм безпосередньо після її побудови, а не на етапі порівняння. Запропонований алгоритм дозволяє підвищити якість пошуку і уникнути сортування всієї БД, обмеживши результати пошуку тими зображеннями, для яких коефіцієнт кореляції більший 0. Запропонований метод пошуку зображень по їх колірному вмісту і розроблені відповідно до нього алгоритми використовуються у приватному підприємстві «Західагротрейд» при розробці цифрової системи безпеки для реалізації швидкого пошуку по відеоархіву, зберігання інформації, її швидкого пошуку і аналізу.

В першому розділі розглядається задача пошуку зображень на основі їх вмісту, яка характеризується великим числом областей застосування і різноманітними підходами до вирішення, причому підходи, що використовуються значно розрізняються залежно від області застосування. В якості основних ознак зображень використовуються колір, текстура і структура зображення. Показано, що використання нормалізованих колірних гістограм переважно за рахунок можливості обробки зображень довільного розміру. Встановлено, що всі реалізації контекстного пошуку зображень характеризуються недостатньо високою якістю пошуку.

В другому розділі запропонований метод пошуку зображень в БД по їх

колірних ознаках, що дозволяє без істотних втрат часу врахувати при описі вмісту зображення просторову інформацію і обмежити результати пошуку, уникнувши сортування всієї бази даних. Розроблені алгоритми пошуку зображень по текстурних і колірних ознаках з використанням коефіцієнта кореляції ознак.

У третьому розділі дипломної роботи експериментально підтверджена доцільність використання коефіцієнта кореляції гістограмних ознак зображень для оцінки їх схожості при пошуку по колірних і текстурних ознаках. Показана вища ефективність використання 2D-колірних гістограм для представлення колірного вмісту зображень.

1 ВІДОМІ РІШЕННЯ ПОШУКУ ЗОБРАЖЕНЬ В БАЗАХ ДАНИХ

1.1 Аналіз підходів до вирішення задачі контекстного пошуку зображень

Сформулюємо в загальному вигляді постановку задачі контекстного пошуку зображень.

Нехай є БД, що містить V не стислих зображень, $V > 0$. Кожне зображення P_k , $k=1, 2..V$, є матрицею $M \times N$, елементи якої зберігають кольори відповідних пікселів зображення; M і N ширина і висота зображення відповідно.

Нехай вміст кожного зображення з БД P_k , $k=1, 2..V$, характеризується скалярною або векторною величиною F_k , $k=1,2..V$. Є також зображення зразок пошуку, колірний вміст якого характеризує аналогічна величина $F_{обр}$. В цьому випадку задача пошуку зображень за зразком є формуванням послідовності Q_k , $k=1, 2..V_1$, $V_1 \leq V$, зображень з БД, візуально схожих із зразком і розташованих в порядку спадання цієї схожості. Місце кожного зображення в такій впорядкованій послідовності визначається в результаті виконання алгоритму сортування, початковими даними для якого є числові характеристики ступеня схожості кожного зображення з БД із зразком пошуку:

$$d_k = f(F_{обр}, F_k), k = 1, 2, ..V . \quad (1.1)$$

Таким чином, задача контекстного пошуку зводиться до обчислення значень d_k , $k=1,2..V$ і їх подальшого сортування.

Слід зазначити, що по формулі (1.1) можуть бути обчислені числові характеристики не тільки схожості, але і відмінності кожного зображення з БД із зразком. В цьому випадку сортування повинне виконуватися за зростанням значень d_k , тоді як в першому випадку по спаданню.

Пошук зображень може ґрунтуватися на таких характеристиках його вмісту [1, 2]:

- 1) на колірних характеристиках зображення;
- 2) на текстурних ознаках;

3) на описах об'єктів, з яких складається зображення.

При пошуку зображень по їх колірному вмісту дана постановка задачі потребує наступних доповнень.

Нехай є базовий набір кольорів $C[1..C_{\max}]$, 0.

В якості характеристики колірному вмісту зображення використовуються точкові і гістограмні оцінки. До перших відносяться середній або переважаючий колір точок зображення, до других – колірні гістограми і бінарні колірні вектори. Середній колір точок зображення P_k може бути обчислений за формулою:

$$C_{cp}^k = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_k[i, j]}{M \times N}.$$

Колірна гістограма [3, 4] зображення є вектором $H[1..C_{\max}]$, кожен елемент якого обчислюється за формулою (1.2):

$$H[i] = \frac{K_i}{M \times N}, i = 1, 2, \dots, C_{\max}, \quad (1.2)$$

де K_i – кількість точок зображення, що мають колір $C[i]$.

Кожен елемент побудованою таким чином КГ характеризує ймовірність того, що колір довільного пікселя зображення співпадає з i -м кольором з базового набору, а сама КГ – розподіл ймовірності значень кольору пікселів. Якщо кількість кольорів зображення не співпадає з C_{\max} , то перед побудовою колірної гістограми додатково повинна бути вирішена задача квантування кольорів [5], тобто заміни кольорів пікселів зображення найбільш близькими кольорами з базового набору.

Для визначення переважаючого кольору точок зображення слід вибрати елемент гістограми з найбільшим значенням.

Для задачі контекстного пошуку зображень характерна дуже велика кількість підходів до вирішення і їх практичних реалізацій.

Найбільш простим способом вирішення задачі пошуку зображення був пошук по текстовому опису. Головним недоліком такого пошуку була суб'єктивність опису, оскільки він складався людиною, що у результаті погіршувало якість пошуку. Крім того, «ручне», вельми трудомістке і тривале складання текстової анотації підвищувало вартість реалізації. При пошуку, заснованому на автоматичному порівнянні вмісту зображень, результати виходять кращими. Для порівняння двох зображень існує багато підходів і способів, які залежать від мети і обмежень, що накладаються на систему, що розробляється (наприклад, розмір зображення і глибина кольору в зображенні, час реакції і точність вирішення, вигляд і місце зберігання зображень, вартість системи і зручність інтерфейсу). Найбільш важливими критеріями, як правило, є час пошуку і швидкість передачі даних [6–9].

Пошук в базах даних зображень певного класу виконується за допомогою спеціальних алгоритмів, які звертають увагу на специфіку зображень. Наприклад, в [10] описана система пошуку зображень товарних знаків. Значний прогрес до теперішнього часу досягнутий в області розробки біометричних систем. Можливості такого роду систем, що працюють з базою даних зображень відбитків пальців, описані в [11, 12]. У даній області у вітчизняних вчених є певні успіхи. Наприклад, обчислювальна схема «грубої»-«точної» обробки зображень для системи розпізнавання образів [13]. Дана схема дозволяє обробляти напівтонові зображення в процесі розпізнавання людських облич і астрофізичних об'єктів.

Успіхи в цій області обумовлені тим, що зображення, які обробляються належать до обмеженого класу. Так, наприклад, в роботах по розпізнаванню людських облич враховується обмежене число варіантів геометрії людської особи, а також той факт, що колір людської шкіри залежить від концентрації меланіну. Облік такого роду обмежень дозволяє зменшити розмірність даних, що зберігаються, без втрати загального зорового сприймання якості зображень [14]. Так, в алгоритмі, розробленому в університеті Південної Каліфорнії, створюється узагальнений граф для кожного зображення людського обличчя і виділяються опорні точки для порівняння. У системі Массачусетського технологічного інституту зображення обличчя представляється лінійною комбінацією декількох

базисних зображень. Розроблена в університеті Рокфеллера система використовує аналіз локальних ознак. Існує також ряд комерційних продуктів для вирішення задачі розпізнавання людських облич. Наприклад, продукт FaceIt компанії Visionic [15], інтегрований в британську антикримінальну систему Mandrake, розробка компанії Viisage [16], яка використовується комерційними компаніями у ряді американських штатів, система TrueFace компанії Miros [17], заснована на нейромережевій технології та інші [14, 18–20]. Проте всі вказані алгоритми чутливі до коливань в освітленні, зміні положення камери, а також до застосування камер різних типів. Що ж до довільних кольорових зображень, то задача їх автоматичного зіставлення до цього часу успішно не вирішена. Так, база даних віртуальної бібліотеки Нового Південного Уельсу [21] зараз містить 308 тис. оцифрованих зображень, і найближчим часом розробники планують доповнити її ще 1,3 млн. зображень. Цифрова колекція Ермітажу [22] включає 4500 зображень, і в майбутньому планується помістити в цю колекцію зображення всіх експонатів музею. Колекція живопису Національної галереї мистецтв США [23] містить більше 100 тис. зображень, і пошук в колекції можливий тільки по назві, темі і авторові. Цифрова бібліотека VCL Anthropomorphic Image Library [24] містить 120 тисяч унікальних зображень. Цифрова астрономічна бібліотека [25] містить більше 100 тис. зображень. Окрім згаданих, існують і інші цифрові бібліотеки зображень, проте пошук по вмісту реалізований тільки в цифровій колекції Ермітажу.

Порівняння зображень є ключовим моментом при вирішенні задачі контекстного пошуку зображень. Під порівнянням в даному випадку розуміється автоматичне встановлення відповідності між візуальними характеристиками двох або більше зображень.

Перша постановка задачі порівняння зображень була запропонована Хоброудом в 1959 році. З того часу інтерес до цієї проблеми постійно зростає, проте рішення, що задовольняє всім вимогам, що пред'являються, на даний час не знайдене. Першою спробою вирішення цієї задачі була пропозиція порівнювати елементарні зображення – пікселі. На практиці цей підхід фактично не реалізовується із-за значної просторово тимчасової складності: по-перше, об'єм

БД зображень, як правило, дуже великий, і, по-друге, зображення складаються з десятків тисяч пікселів, тобто для їх попарного порівняння необхідно дуже багато час. Крім того, при попиксельному порівнянні зображень дрібні деталі (зокрема, окремі пікселі, що розрізняються) можуть сильно вплинути на результати порівняння. На підставі цього можна говорити про дві фундаментальні проблеми в області порівняння зображень:

- цілком можливо отримання неоднозначного рішення при використанні для порівняння зображень локальної інформації;
- обчислювальні витрати при вирішенні задачі дуже великі.

В даний час сформувався підхід до вирішення даної задачі, який називається контекстним пошуком зображень [26, 27]. Даний підхід використовує дескриптивну теорію зображень [28]. Згідно цієї теорії, спочатку створюється формальний опис зображення, а згодом виконується аналіз і обробка цього опису, а не самого зображення, тобто доступ до зображення здійснюється тільки у момент його занесення в БД і при візуалізації результатів пошуку, а сам пошук здійснюється на основі характеристик зображення, що зберігаються разом з ним (ці характеристики ще називають метаданими), обчислених при його занесенні в базу. Архітектура систем контекстного пошуку зображень багато в чому схожа і є варіантами узагальненої архітектури, представленої на рисунку 1.1. Структура таких систем обумовлена основними етапами обчислювального процесу контекстного пошуку зображень. Розглянемо ці етапи детальніше.

Слід відмітити, що в роботі системи контекстного пошуку зображень можна виділити два основні режими заповнення бази даних (БД) зображень і безпосередньо пошук. При заповненні БД виконується обробка зображення, в ході якої обчислюються і запам'ятовуються в БД його характеристики. При пошуку (обробці запиту) спочатку визначаються характеристики зображення зразка пошуку. Потім обчислені характеристики порівнюються з метаданими всіх зображень з БД, після чого візуалізуються зображення, в найменшій мірі що відрізняються від зразка.

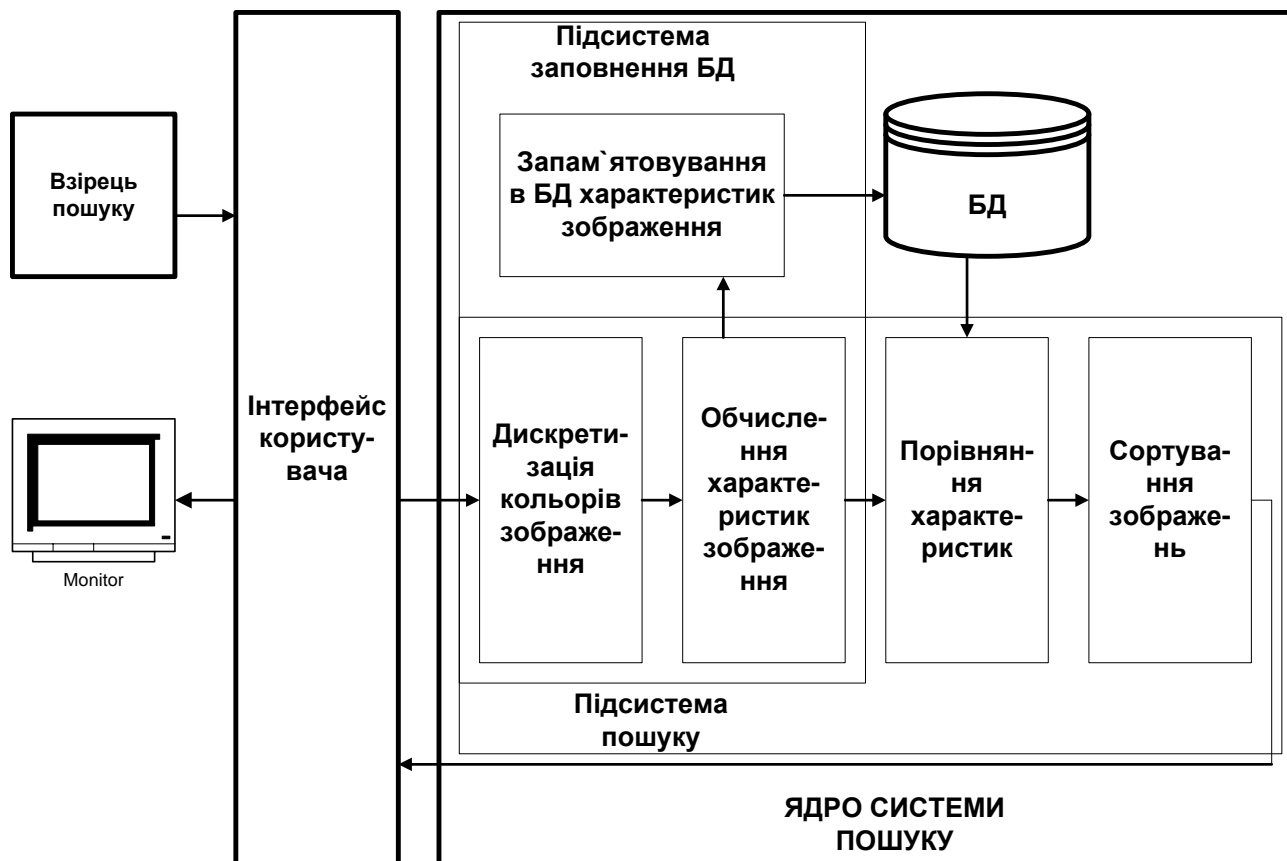


Рисунок 1.1 – Узагальнена функціональна схема системи контекстного пошуку зображень

Серед сучасних систем, що вирішують задачу контекстного пошуку зображень, найбільш успішними реалізаціями є системи QBIC [29], VisualSeek [30], Virage [31].

У роботі системи QBIC (розробка фірми IBM) можна виділити наступні основні функції:

- заповнення БД зображень. При необхідності виділяються фрагменти зображення і зображення забезпечується текстовим описом і ключовими словами.
- обчислення характеристик зображення і занесення їх в БД.
- обробка запиту. До цього етапу відносяться формулювання і виконання запиту, а також проглядання результатів. При необхідності запит уточнюється і виконується повторно.

Для реалізації цих функцій до складу системи включені засоби зберігання зображень, обчислення їх характеристик і індексування по обчислених характеристиках. У інтерфейсі програми реалізовані задачі параметрів запиту і

відображення результатів пошуку в порядку зменшення ступеня їх подібності запиту [30, 31].

Для представлення обчислених характеристик використовуються вектори, що включають колір, текстуру і композицію об'єктів зображення, що виділяються вручну. Текстурні і колірні ознаки також використовуються для опису вмісту всього зображення. Параметрами запиту є відсотковий склад кольорів, їх розташування, текстура і композиція зображення і складових його об'єктів. Програма дозволяє користувачеві виконати пошук тільки за ключовими словами, пошук по вмісту зображення, пошук, який використовує як ключові слова, так і вміст зображення, пошук з параметрами (задаються процентне співвідношення кольорів, їх розташування та ключові слова). Кожен з методів пошуку, що використовується в QVIS, дозволяє користувачеві шукати зображення за різними критеріями. Використовуються такі критерії визначення подібності зображень:

– пошук за ключовими словами – метод, прийнятий за замовчуванням. Завдання ключових слів дозволяє отримати зображення, впорядковані за зростанням наступного параметра: $1-Nm/Nq$, де Nm - кількість ключових слів, які збігаються в запиті і в зображенні, Nq - кількість ключових слів запиту.

– відсоткове співвідношення кольорів. Цей критерій дозволяє знайти зображення, що містять ті ж кольори, що і зразок пошуку, і в тому ж співвідношенні.

– розподіл кольорів дозволяє знайти зображення, в яких кольори, схожі з кольорами зразка, розташовані в тих же областях зображення.

Слід зазначити, що дана технологія використовується для пошуку зображень в цифровій колекції Ермітажу.

Система VisualSeek (розробка Колумбійського університету, США), що виконує контекстний пошук зображень і відео в WWW, дозволяє виконувати запит за кольором, текстурі і взаємному розташуванню областей зображення. Надалі розробники припускають реалізувати пошук по композиції зображення і вбудованому тексту. У даній системі реалізовано автоматичне виділення областей зображення, обчислення і ефективне представлення характеристик, витягання стислих даних. Користувачеві надана можливість виконувати пошук зображення

як по локальних ознаках областей, так і по глобальних ознаках зображення. Для запиту першого типу користувач вказує розташування закрашених областей шляхом позиціонування області на сітці запиту. Зображення, що повертаються можуть бути використані для глобального запиту. У складі системи можна виділити наступні компоненти:

- графічний інтерфейс з користувачем;
- застосування сервера для обробки запитів, у функції якого входить аналіз рядка запиту і запис його у файл, реєстрація запиту, перетворення колірних параметрів, заданих в запиті в простір HSV [32]. Після цього виконується відкриття БД і виконання запиту;
- сервер пошуку зображень;
- архів зображень;
- підсистема індексування зображень.

У VisualSEEk користувач може будувати візуальний зразок запиту з вибором кольорів, текстур і заданням форми, розміру і просторового розташування областей. При порівнянні зображень може визначатися точний збіг, збіг з найменшими розбіжностями (якнайкраще з можливих) і неспівпадання зображень. У разі колірної порівняння точний збіг означає, що вектора кольорів зразка пошуку і знайденого зображення повинні бути абсолютно ідентичні. Збіг з мінімальними розбіжностями означає, що система перевіряє вектора кольорів, близькі до шуканого, і визначає різницю між ними (відстань), причому результати пошуку повертаються в порядку зростання цієї відстані. У разі просторового порівняння пошук збігу з мінімальними розбіжностями означає, що відстань між зображеннями визначається залежно від зсуву закрашених областей щодо їх розташування в зразку пошуку.

У моделі даних для представлення візуальної інформації в технології Virage використовується трирівневе представлення вмісту зображення: «сире» зображення, оброблене зображення (рівень об'єктів зображення) і рівень примітивів (характеристик) зображення. Технологія Virage побудована навколо ядра, так званого Virage Engine, і працює на рівні об'єктів зображень. До складу ядра входять три функціональні частини для аналізу зображень, порівняння

зображень і управління.

При розробці систем використовувалися різноманітні інструментальні засоби. Система QBIC написана на мові C, для створення інтерфейсу користувача використаний X/Motif. При створенні системи VisualSEEK використані Java, HTML і C++. Інтерфейс користувача реалізований на Java, для представлення результатів запитів використовується HTML, виконання запиту і супутні програми написані на C++. У Virage для реалізації інтерфейсу також використовується HTML. Інформація про те, які інструментальні засоби використані при розробці процесора запитів, фірмою-розробником не надається.

Функціональні можливості розглянутих систем приведені в таблиці 1.1, де системи порівнюються по ряду критеріїв. Кожна з оцінюваних функціональних характеристик позначена в таблиці 1.1 таким чином:

- 1 – пошук в WWW;
- 2 – можливість побудови зразка пошуку;
- 3 – використання ключових слів при виконанні запиту;
- 4 – задання параметрів пошуку зображень;
- 5 – гнучка комбінація параметрів запиту;
- 6 – вибір критерію схожості зображень;
- 7 – індексування по глобальних характеристиках;
- 8 – індексування по локальних характеристиках.

Таблиця 1.1 – Порівняння систем контекстного пошуку зображень з погляду їх функціональних можливостей

Назва системи	Функціональні характеристики							
	1	2	3	4	5	6	7	8
QBIC	+	-	+	+	-	-	+	+
Visual SEEK	+	+	+	+	-	+	+	+
Virage	-	-	-	+	+	-	+	-

З погляду функціональних можливостей систем кращою з розглянутих є

система VisualSeek, що надає користувачеві можливість виділення великої кількості візуальних характеристик. У цій системі реалізований потужний механізм пошуку, що використовує закрашені області і їх просторове розташування.

1.2 Аналіз відомих алгоритмів пошуку графічної інформації в базах даних

1.2.1 Пошук по колірних характеристиках

Зі всіх характеристик зображення, що сприймаються людиною найбільш важливим є колір, тому всі існуючі системи контекстного пошуку зображень обов'язково використовують його серед інших ознак. При зберіганні зображення як набору пікселів можна знайти найбільш часто використовуваний колір, найбільш яскравий колір, виявити колір фону зображення [1]. Такі оцінки вмісту зображення називають точковими. Істотним недоліком такого підходу є неточність опису вмісту зображення. Аналіз таких оцінок необхідно проводити з використанням допусків на погрішність і апарату теорії ймовірності для уточнення і відновлення реальних колірних характеристик.

Популярним способом представлення колірного вмісту зображення є колірні гістограми [3, 28], побудови, що характеризуються простотою, і порівнянням. Колірна гістограма (КГ) зображення є вектором, кожен елемент якого може бути обчислений за формулою (1.2). Очевидно, що побудована таким

чином гістограма є нормалізованою, тобто $|H| = \sum_{i=1}^{C_{max}} H[c_i] = 1$, де C_{max} – загальна кількість кольорів. Використання нормалізованої гістограми дозволяє порівнювати зображення різного розміру.

Порівняння КГ виконується на основі відстані між ними. Відстань d між парою гістограм H_1 і H_2 повинна задовольняти таким умовам [81]:

- ідентичність: $d(H_1, H_1) = 0$;
- позитивність: $d(H_1, H_2) \geq 0$;
- комутативність: $d(H_1, H_2) = d(H_2, H_1) \geq 0$ для $H_1 \neq H_2$;

– нерівність трикутника: $d(H_1, H_2) \leq d(H_1, H_3) + d(H_3, H_2)$.

Як величини відмінності гістограм використовуються кон'юнкція гістограм, евклідова, косинусна і квадратична відстані [3, 38]. Формули для обчислення цих величин при використанні нормалізованих і ненормалізованих гістограм приведені в таблиці 1.2. У формулі для обчислення квадратичної відстані використовується матриця A , елементи a_{ij} якої характеризують схожість або відмінність кольорів c_i і c_j . В [33] показано, що значення елементів матриці повинні бути нормалізовані, тобто $0 \leq a_{ij} \leq 1$, причому $a_{ii} = 1$; чим менше значення елементу матриці, тим більше відрізняються кольори. Матриця A має розмірність $N \times N$, симетрична щодо головної діагоналі. Її елементи можуть бути обчислені за наступною формулою [33]:

$$a_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{d_{\max}}, \quad (1.3)$$

де d_{ij} – евклідова відстань між кольорами i, j ;

$$d_{\max} = \max_{i,j} d_{ij}.$$

Таблиця 1.2 – Метрики для обчислення відстані в просторі кольірних гістограм [3, 38]

Назва	Формула для ненормалізованих гістограм	Формула для нормалізованих гістограм
Кон'юнкція гістограм	$D1 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{C_{\max}} \min(H_1[c_i], H_2[c_i])}{\min(H_1 , H_2)}$	$D1 = \sum_{i=1}^{C_{\max}} H_1[c_i] - H_2[c_i] $
Евклідова відстань	$D2 = \sum_{i=1}^{C_{\max}} (H_1[c_i] - H_2[c_i])^2$	$D2 = \sum_{i=1}^{C_{\max}} (H_1[c_i] - H_2[c_i])^2$
Косинусна відстань	$D3 = 1 - \cos\theta = 1 - \frac{ H_1 + H_2 - D2}{2 H_1 \cdot H_2 }$	$D3 = 1 - \cos\theta = \frac{D2}{2}$
Квадратична відстань	$D4 = (H_1 - H_2)^T \cdot A \cdot (H_1 - H_2)$	$D4 = (H_1 - H_2)^T \cdot A \cdot (H_1 - H_2)$

Модифікацією даного підходу є використання кумулятивних колірних гістограм, елементи яких обчислюються за формулою:

$$H_i = \sum_{j=1}^i \frac{K_j}{M \times N}, \quad (1.4)$$

де K_j – кількість точок зображення, що мають колір $C[j]$.

Для порівняння кумулятивних гістограм використовуються метрики, приведені в таблиці 1.2, а також перший і другий центральний моменти [34].

Для компактнішого представлення колірної змісту зображень використовуються бінарні колірні вектори. Двійковий колірний вектор еквівалентний пороговій гістограмі, що враховує тільки ті кольори, для яких кількість точок перевищує заданий поріг. У [3] пропонується визначати найближчий двійковий вектор для довільної колірної гістограми за допомогою алгоритму швидкого відображення двійкових векторів. Суть алгоритму полягає в знаходженні двійкового вектора з використанням методу найменших квадратів. При цьому розбіжність між гістограмою h і шуканим вектором s визначається по формулі:

$$e(h, s) = \sqrt{\sum_{i=1}^{K_c} \left(H[c_i] - \frac{s[c_i]}{|s|} \right)^2}, \quad (1.5)$$

де $|s|$ позначає кількість ненульових елементів у векторі.

Алгоритм швидкого відображення складається з наступних кроків:

- елементи гістограми H упорядковуються за збільшенням значень;
- починаючи з максимального елемента породжується двійковий вектор, для якого $|s|=1$ і який привласнює значення одному елементу, після чого обчислюємо розбіжність між гістограмою і вектором. Цей процес повторюється для перших двох найбільших елементів гістограми, перших трьох найбільших елементів гістограми і так далі, поки не буде отримана сукупність двійкових векторів з модулями $|s|=0,1,\dots,M-1$;

– з отриманої сукупності вибирається вектор, для якого розбіжність з початковою гістограмою мінімально.

Як показано у [26], при такій побудові бінарного колірної вектора в розрахунок приймаються кольори, внесок яких не менше 20%. Для порівняння двійкових векторів використовується відстань Хеммінга, що обчислюється як число неспівпадаючих біт в бінарних векторах:

$$D(s_1, s_2) = w(s_1 \oplus s_2), \quad (1.6)$$

де $w(s)$ – число одиничних елементів вектора;

\oplus – операція покомпонентного складання по модулю 2.

Іноді перед побудовою ознак колірної вмісту виконують додаткову обробку зображення [35].

При використанні в якості характеристики колірних гістограм і двійкових векторів в системі пошуку обов'язково виконується перетворення (квантування, або дискретизація) колірної простору. Проблема дискретизації колірної простору полягає в наступному. Як відомо, різні зображення містять різне число кольорів залежно від числа бітів, що відводяться для зберігання одного пікселя, і від формату графічного файлу. Проте очевидним є той факт, що колірні гістограма і бінарний колірний вектор повинні завжди будуватися для одного і того ж базового набору кольорів, інакше їх порівняння не має ніякого сенсу. Таким чином, при використанні цих характеристик необхідним етапом контекстного пошуку є приведення кольорів до базового набору.

Проблема квантування колірної простору виникає не тільки при вирішенні даної задачі, тому зараз існує достатньо багато алгоритмів її вирішення [5]. У загальних рисах дана задача формулюється таким чином: існує базовий набір, який включає C_{\max} кольорів; пікселі зображення можуть мати один C кольорів, причому $C \leq C_{\max}$. Необхідно виконати заміну будь-якого з кольорів, представлених в зображенні, одним з кольорів з базового набору. Очевидно, що ці два кольори повинні сприйматися зоровою системою людини як приблизно

однакові. При вирішенні цієї задачі використовують той факт, що, відповідно до аксіом Грассмана [1, 32], будь-який колірний простір тривимірний, тому подібність кольорів можна визначити, обчислюючи відстань між ними в просторі кольорів. Для використання цього підходу колірний простір повинен володіти властивостями однорідності, повноти і компактності [36]. Відповідно до вимоги однорідності, обчислена подібність кольорів повинна відповідати їх сприйманій подібності. Простір, що володіє властивістю повноти, включає всі різні сприймані кольори. Компактність колірного простору означає, що будь-який колір візуально відрізняється від інших.

Недоліком простору RGB є його неоднорідність. Інші колірні простори, такі, як CIE-LAB, CIE-LUV і Munsell [5], кращі з погляду однорідності, проте їх застосування недоцільне через необхідність виконувати нелінійне пряме і зворотне перетворення.

Зі всіх просторів, що існують для представлення кольорів, зазначеними властивостями володіє тільки простір HSV, проте для його використання існують деякі перешкоди. По-перше, сучасні дисплеї працюють з представленням кольору в просторі RGB, і для використання простору HSV необхідно виконувати два перетворення: пряме і зворотне, що збільшує час приведення кольорів зображення до базового набору. По-друге, із-за специфічного виду формул обчислення яскравості і насиченості виникають проблеми визначення відтінку кольору для чорного і білого кольорів, а також для всіх кольорів з двома рівними характеристиками, для всіх відтінків сірого (ахроматичного) кольору. Ця невизначеність існує як при переході від RGB до HSV, так і при зворотному перетворенні із-за наявності мінімаксних операцій, що не враховують рівність операндів. При використанні простору HSV також слід враховувати, що, оскільки колірна характеристика в основному залежить від відтінку H , то саме по відтінку повинна бути найменша помилка при дискретизації і побудові гістограми, тому розбиття по H повинне бути дрібнішим, ніж по S і V .

Узагальнюючи вищезгадані зауваження, можна сказати, що з метою прискорення процесу пошуку доцільно використовувати алгоритми дискретизації, що оперують з простором RGB, оскільки він сумісний із способом представлення

графічних даних на комп'ютері і немає необхідності проводити додаткові перетворення. Серед таких алгоритмів слід зазначити метод серединного ділення, метод октальних дерев, алгоритм популярності, однорідне квантування, метод різноманіття [5].

Що стосується практичної реалізації, то в [38] пропонується використовувати для представлення кольорів спеціальну систему координат з протилежно направленими осями, що дозволяє представити 2048 кольорів. У системі QBIC використовується RGB простір, який піддається нерівномірному розбиттю на 2565 областей; для порівняння зображень використовується квадратична відстань між гістограмами. У системі VisualSEEK застосовується спеціально розроблений циліндровий простір HSV. Крім того, існують реалізації, які використовують RGB- простір з рівномірною дискретизацією до 64 кольорів, а також реалізації, що виконують перетворення з RGB-простору спочатку в CIE-LUV, а потім дискретизацію до 512 кольорів.

Розглянемо також систему FINDIT, в якій використовується простір HVC (Hue Value Chroma) для побудови колірної гістограми. Як ступінь відмінності зображень використовується кон'юнкція гістограм.

Розглянемо, як реалізований пошук зображень по колірних характеристиках в існуючих системах.

В якості колірних характеристик QBIC обчислює колірну гістограму, а також середній колір (R , G , B) і його координати в просторі Munsell [36] для кожного об'єкту і зображення в цілому з метою зменшення кількості кольорів (для початкового зображення ця кількість може досягати 16М). Отримання характеристик окремих областей в системі VisualSeek засноване на представленні кольорів області у вигляді бінарного колірної вектора, що показує, які з можливих кольорів фактично присутні в даному фрагменті зображення.

Розробники системи QBIC розділяють поняття «сцена» (або «зображення») і об'єкт, що є частиною зображення. Для об'єкту в системі обчислюються такі характеристики, як середній колір, гістограма кольорів, текстура, форма. Для зображення, окрім трьох перших характеристик, визначається розташування областей всередині зображення.

У системі Virage виконується попереднє згладжування зображення і підвищення його контрастності. При визначенні кожної характеристики зображення (розробники називають ці характеристики примітивами) використовується заздалегідь оброблене зображення і залежно від його вмісту обчислюється набір значень цієї характеристики. Ці дані зберігаються в специфічній структурі даних. Докладну інформацію про алгоритми фірма Virage не надає, відомо тільки, що для визначення кожної характеристики використовується декілька методів. Для порівняння зображень в системі Virage використовується комплексна оцінка – зважена сума характеристик, причому при обчисленні значення, що виражає подібність даного зображення зразку запиту, кожній характеристиці приписується вага (від 0.0 неістотний примітив до 1.0 найбільш істотний). При порівнянні зображень використовується одна або більше «відстаней подібності». У таблиці 1.3 приведені характеристики ряду систем контекстного пошуку зображень, що використовують при пошуку колірні гистограми. Позначення метрик відповідають прийнятим в таблиці 1.2.

Таблиця 1.3 – Характеристики систем контекстного пошуку зображень.

Система	Використовуваний простір кольорів	Розмірність гистограми	Використовувана метрика
QBIC	RGB	256	D4
FINDIT	HVC	не изв.	D1
VisualSEEk	HSV	162	D1-D4

1.3.2 Пошук з врахуванням розташування кольорів

Окрім підходів, заснованих на глобальних характеристиках зображень, використовують також пошук, що враховує ознаки окремих областей зображення [26].

В процесі виконання контекстного пошуку зображень виділення областей можна виконувати різними способами. Найменш складним є ручне виділення областей, при якому зображення обробляється людиною і вся необхідна інформація визначається візуально. Зокрема, цей підхід використовували

розробники системи QVIS. Проте ручне виділення областей і об'єктів вкрай громіздке і для великих наборів зображень вимагає значних тимчасових витрат.

Інший підхід полягає в тому, що області зображення виходять в результаті розбиття зображення на фіксовані фрагменти. У [39] пропонується розділяти зображення на п'ять областей. Проте в загальному випадку складно вибрати для кожного зображення масштаб розбиття, і, окрім цього, таке розбиття не інваріантне щодо зсуву і масштабування.

Третій підхід включає сегментацію зображень [26]. Сегментація це процес розбиття зображення $I[x, y]$ на гомогенні сегменти R_i , що не перекриваються. При цьому необхідно, щоб набір сегментів був повним:

$$\bigcup R_i = I \text{ і } \bigcap R_i = 0 \quad (1.7)$$

При сегментації зображень не вимагається, щоб зразки областей, що виділяються, були відомі заздалегідь. Проте сегментація не є чітко сформульованим завданням для випадку довільних зображень. Пошук гомогенних областей стосовно таких зображень є некоректним завданням, оскільки поняття «гомогенність» залежить від області використання зображень. Більш того, для довільних зображень не існує способу визначення правильної сегментації або оцінки коректності виконання сегментації. Крім того, завдання сегментації зображення з врахуванням обмеження (1.10) не має єдиного рішення, що ілюструється рисунку 1.2 [26].

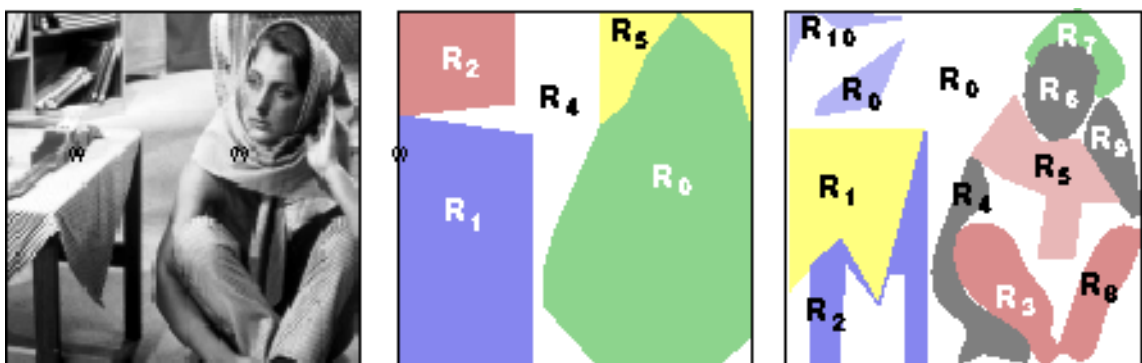


Рисунок 1.2 – Сегментація зображення

Для сегментації зображень було запропоновано багато способів. Chua, Lim

and Pung [40] пропонують виконувати сегментацію на основі колірних пар. Hsu, Chua and Pung [41] розширили цей підхід, виділяючи кольори об'єктів переднього плану. Swain and Ballard [38] запропонували новий спосіб виділення областей зображення, що частково реалізовує зворотне проектування гістограм – клас алгоритмів, побудованих для визначення в зображенні областей з такими гістограмами ознак, які схожі із заданою гістограмою – моделлю. Згідно формулюванню Swain and Ballard [38], зворотне проектування гістограм визначає найбільш вірогідне розташування деякої гістограми h_i усередині зображення $I[x, y]$. Розташування ділянки із заданою гістограмою визначається як частка цієї гістограми і гістограми зображення. При обробці невеликих баз даних зображень зворотне проектування може виконуватися під час виконання запиту. Проте такий підхід непридатний до великих БД, оскільки припускає доступ до зображення в процесі виконання запиту.

У загальному випадку задача сегментації довільних зображень недостатньо добре визначена.

Більшість з існуючих технічних прийомів, що використовують колір, застосовують тільки колірні гістограми для розпізнавання і/або визначення місцеположення об'єктів. Оскільки гістограма ігнорує просторовий розподіл кольорів, цей метод стійкий до зміни орієнтації об'єктів, проте приводить до неточності при пошуку. Комбінування колірних гістограм і характеристик просторового розподілу кольорів може дати стійкіший і точніший результат.

Для обліку просторового розташування кольорів використовуються різні методи. Метод, що використовує коефіцієнти дискретного косинусного перетворення, а також метод зворотного проектування колірних гістограм, викладені в [42], неприйнятні в рамках даної задачі, оскільки припускають роботу з пікселями зображення на всіх етапах пошуку. Метод побудови матриці кореляції застосовний тільки в спеціальних випадках для обмеженого класу задач. Розбиття зображення на прямокутні області і побудову локальних КГ приводить до того, що об'єм цих гістограм значно перевищує розмір зображення. Таким чином, всі розглянуті підходи володіють як перевагами, так і недоліками.

Ще одним засобом представлення колірного вмісту зображення є колірна

корелограма (далі просто корелограма) – просторова кореляція пар змін кольорів з відстанню [27]. Термін «корелограма» запозичений з просторового аналізу даних. На відміну від гістограми, корелограма охоплює не тільки розподіл кольорів, але і враховує просторовий розподіл кольорів в зображенні.

Що стосується існуючих систем, то розробники системи QVICS велику увагу приділяють в процесі індексування ідентифікації об'єктів зображення. Розробниками запропоновані повністю автоматичні методи ідентифікації об'єктів для обмеженого класу зображень і напівавтоматичні для останніх. Після виділення об'єктів для кожного з них і для зображення в цілому обчислюються колірні, текстурні характеристики зображення і характеристики його композиції.

При роботі з Virage у користувача є можливість шукати зображення з врахуванням таких примітивів, як колір – узагальнене представлення колірного вмісту зображення, композиція – просторове розміщення закрашених областей зображення, текстури (наприклад, дерево, граніт, мармур, хмари мають специфічні характеристики текстур) і структура – загальні характеристики форми об'єктів в зображенні. Кожен з цих примітивів має власну лінійну метрику (тобто кожному примітиву зображення відповідає числова міра), при цьому пошук подібності виконується на основі «відстаней» між примітивами запиту і примітивами інших зображень в БД, а критерієм пошуку є заданий ступінь відмінності зразка пошуку і зображень, що зберігаються в БД.

У системі VisualSEEк для обліку просторового розташування кольорів використовується зворотне проектування колірних гістограм, яке коротко описане вище.

1.3.3 Пошук зображень по ознаках текстур

При пошуку у великих базах даних зображень, візуально схожих із заданим, ключовим моментом, як правило, є порівняння колірного вмісту зображень. Проте багато зображень є проявом структури, що повторюється (аналогічно цегляній кладці, структурі тканини або узору паркету). Такі зображення називають текстурами, і існує ряд задач, в рамках яких необхідно порівнювати характеристики текстур зображень. До таких задач, зокрема, відносяться аналіз і

пошук рентгенівських знімків, пошук знімків земної поверхні в геоінформаційних системах, задачі іриодіагностики.

Спроби дати якісне або кількісне визначення текстури робилися багатьма дослідниками [1], проте успіху ці спроби не мали багато в чому через велику різноманітність текстур, природних явищ, що зустрічаються в зображеннях. Зазвичай, кажучи про текстуру, мають на увазі зображення або їх фрагменти, що характеризуються просторовою регулярністю. Так, до текстур відносять зображення, що є фотографіями трави, піску, ґрунту і т.д., а також, в деяких випадках, рентгенівські і ультразвукові знімки. Текстури розділяють на природні і штучні. Штучні текстури – це структури з графічних знаків (відрізки, крапки і т.д.), які розташовані на нейтральному фоні. Природні текстури містять зображення природних сцен, що володіють структурою, близькою до періодичної. Зображення текстур можуть складатися з регулярно і/або випадково розміщених елементів. Часто текстури представлені різними відтінками сірого кольору, хоча буває і інакше. На рисунку 1.3 зображені різні природні текстури, взяті з [26], представлені градаціями сірого; на рисунку 1.4 – кольорові текстури. Реальні текстури, як правило, значно відрізняються від приведених внаслідок спотворення за рахунок неоднорідного освітлення, затінення і інших чинників. Ця обставина сильно ускладнює заачу пошуку зображень по ознаках текстур.

Для представлення вмісту текстури зображень точкові оцінки не використовуються внаслідок того, що зазвичай текстури представляються градаціями сірого. Більш того, всі спроби дати формальний опис текстури не дозволяють виявити прості кількісні ознаки текстури. На ранніх етапах досліджень пропонувалося як характеристики текстури використовувати просторову автокореляційну функцію і число перепадів яскравості в біля точки [1]. Пізніше, як і у разі пошуку по колірному вмісту, для представлення вмісту текстури почали використовувати гістограмні ознаки, а саме, гістограми текстур [1, 26].

Гістограма текстури є двовимірним масивом $N \times N$, елементами якого є центрована кількість пар пікселів зображення з даним відношенням яскравості (N – кількість рівнів яскравості від білого до чорного) [1].

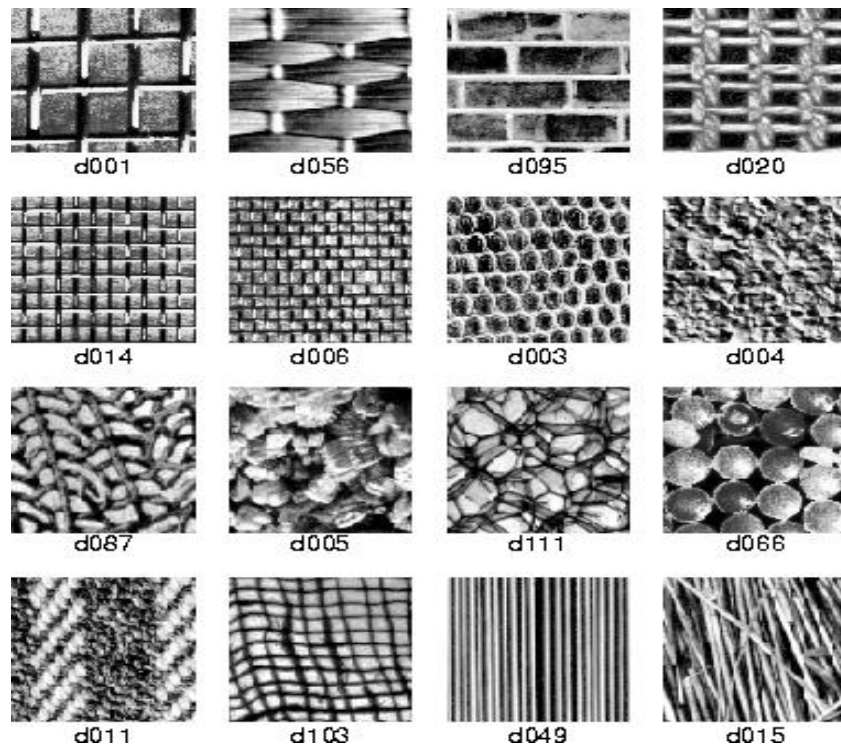


Рисунок 1.3 – Приклади текстур, представлених градаціями сірого

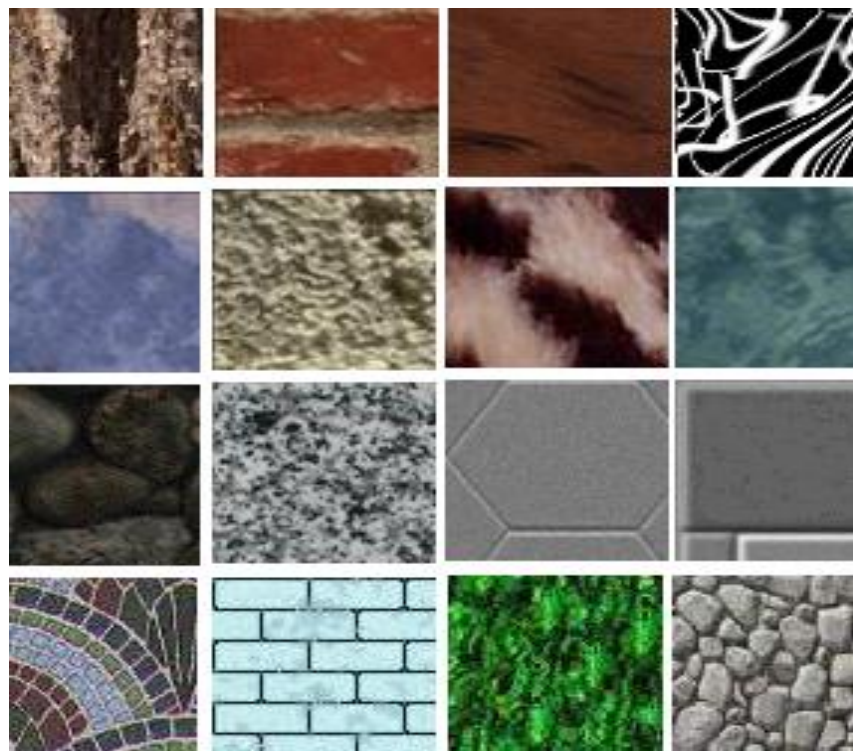


Рисунок 1.4 – Приклади кольорових текстур

Для вибору пар пікселів, що порівнюються існує багато способів, які залежать від розмірів зображення, часу порівняння, яке можна надати програмі на

обробку даних, необхідної точності порівняння. Взагалі, кожна точка зображення повинна порівнюватися з кожною точкою своєї n -околиці [1]. Значення n залежить від розміру осередку текстури. Проте таке порівняння є дуже трудомістким процесом, що вимагає значних тимчасових витрат для реалізації, тому необхідно якимсь чином вибрати певну кількість точок для порівняння. Гарна оцінка загального розподілу ймовірності досягається або за рахунок обмеження числа рівнів яскравості, або при використанні великих вікон. Перший шлях веде до втрати точності при вимірюванні малоконтрастних текстур, а другий дає помилку, якщо текстура міняється в межах вікна. Звичайний компроміс [1] полягає в тому, щоб використовувати 16 градацій яскравості і вікно розміром приблизно 30-50 елементів по кожному вимірюванню. Для заданих значень пікселів, які порівнюються, гістограми для дрібної текстури характеризуються більш рівномірним розподілом в порівнянні з гістограмами для крупної текстури. Реально при побудові гістограм текстури поступають таким чином. Яскравість кожної точки зображення порівнюють з яскравістю точок її околиці, вибраних певним чином. Це множина точок, як правило, вибирається симетричною щодо центру, яким є точка, що порівнюється. Різні варіанти вибору таких множин, що розрізняються кількістю і конфігурацією точок, приведені на рисунку 1.5, а-г. Далі набір точок, що порівнюються з поточною, називатимемо маскою.

Порівняння двох однорідних зображень текстур здійснюється шляхом обчислення відстані між побудованими для них гістограмами текстур. Вище вже було описано, що є гістограма текстури для зображення. Для обчислення відстаней між гістограмами текстур застосовуються ті ж метрики, що і для кольорних гістограм. Може так трапитися, що гістограми, які порівнюються, побудовані для різного числа рівнів яскравості. В цьому випадку виконують «вирівнювання» числа рівнів яскравості, змінюючи гістограму, побудовану для більшого числа рівнів.

Окрім розглянутих підходів, при пошуку по ознаках текстур використовуються і інші.

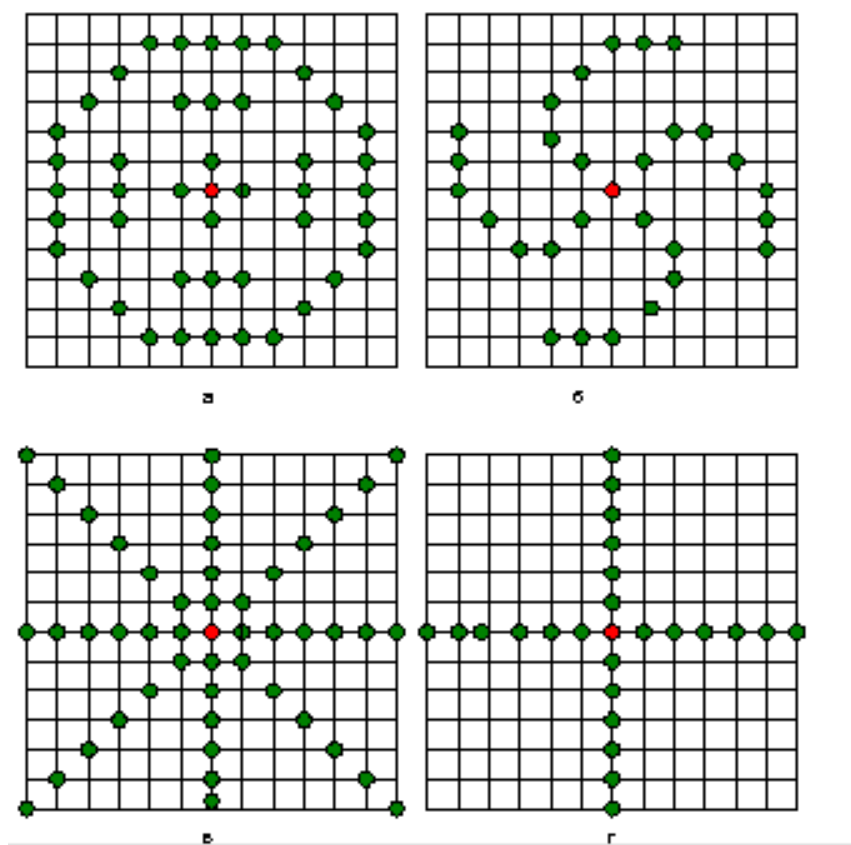


Рисунок 1.5 – Варіанти вибору точок околиці при побудові гістограми текстури

Одним із способів обчислення ознак текстур зображення є використання квадратного дзеркального хвильового фільтру (QMF) [26]. QMF-хвильовий фільтр виконує сегментацію в просторово-частотному вимірюванні. Він одночасно враховує високе просторове розкладання при високих просторово-частотних розкладаннях і низьке просторове розкладання при низьких просторово-частотних розкладаннях. Крім того, вигода від використання хвильового фільтру для аналізу зображення підтверджується тим, що візуальні просторово-частотні рецептори розташовуються на відстанях октави.

Naralick і ін. в [43] запропонували ряд ознак текстур, заснованих на властивостях гістограми розподілу частот загальних значень яскравості пар елементів зображення. Якщо в зображенні є область з дрібною текстурою, то його гістограма буде близька до однорідної, а для грубої текстури виявиться зосередженою вздовж діагоналі. Розглянемо пари елементів зображення $I(j, do)$ і $I(m, n)$, відстань між якими визначається вектором, що має модуль r і кут θ щодо

горизонтальної осі. Нехай $P(a, b; j, k, r, i)$ – розподіл частот, поміряних у вікні розміром $(2W+1) \times (2W+1)$, де значення яскравості дискретизовані в діапазоні $0 \leq a, b \leq L-1$. Цей розподіл можна розглядати як оцінку загального розподілу ймовірності:

$$P(a, b; j, k, r, \theta) \approx \Pr\{ F(j, k) = a, F(m, n) = b \} \quad (1.8)$$

Для кожного набору параметрів (j, k, r, i) розподіл частот можна розглядати як масив $L \times L$ чисел, що визначають ступінь статистичної залежності пар елементів зображення. Такі масиви називаються матрицями залежності яскравості, або матрицями суміжності. Розподіл, представлений у вигляді масиву $L \times L$ чисел, необхідно запам'ятовувати для кожної точки зображення (j, k) і для кожного набору значень (r, i) , тому з погляду зменшення обчислювальних операцій необхідно обмежити кут і модуль вектора відстані невеликою кількістю дискретних значень.

На рисунку 1.6 показано розташування елементів зображення при вимірюванні розподілу частот для випадку, коли відстань по радіусу від точки (j, k) до точки (m, n) приймає одне з чотирьох дискретних значень, а кут $\theta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ радіан (передбачається кутова симетрія).

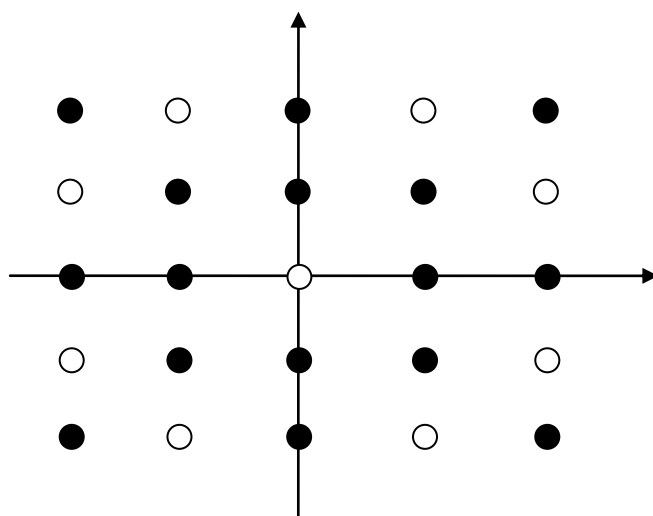


Рисунок 1.6 – Відносне розташування точок при обчисленні матриць яскравості

Як було сказано раніше, гарна оцінка загального розподілу ймовірності виходить при досить великих частотах. Останнього можна досягти, або обмежуючи число рівнів квантування яскравості, або використовуючи порівняно великі вікна. Перший шлях веде до втрати точності при вимірюванні малоконтрастних текстур, а другий приводить до помилки, якщо текстура змінюється у межах вікна. Звичайний компроміс полягає в тому, щоб використовувати 16 градацій яскравості і вікно розміром приблизно 30-50 елементів по кожному вимірюванню. Для заданих значень r , θ гістограми для дрібної текстури мають більш рівномірний розподіл в порівнянні з гістограмами для грубозернистої текстури. Розмір зерна текстури може бути вимірний величиною розсіяння гістограми щодо головної діагоналі. Харалік запропонував ряд мерів розсіяння гістограми для вимірювання текстури. Наприклад, момент інерції, обчислений по (1.9), дає ознаку текстури у вигляді

$$T(j, k, r, \theta) = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} (a - b)^2 P(a, b; j, k, r, \theta). \quad (1.9)$$

Якщо припустити, що розглянута область текстури інваріантна щодо повороту, то доцільно усереднити окремі ознаки текстур і набути ознак текстури у вигляді середнього:

$$M_T(j, k, r) = (1/N_\theta) \sum_{\theta} T(j, k, r, \theta), \quad (1.10)$$

де підсумовування проводиться за всіма значеннями кута, а N_θ - число таких значень.

Аналогічно дисперсію ознаки текстури, яка не залежить від кута повороту, можна визначити як

$$V_T(j, k, r) = (1/N_\theta) \sum_{\theta} [T(j, k, r, \theta) - M_T(j, k, r)]^2. \quad (1.11)$$

Іншим корисним параметром є "розмах" ознаки:

$$S(j, k, r) = \max_{\theta} \{T(j, k, r, \theta)\} - \min_{\theta} \{T(j, k, r, \theta)\}. \quad (1.12)$$

Значна частина досліджень присвячена аналізу текстур за допомогою спектру Фур'є. Оскільки розмір зерна текстури пропорційний просторовому періоду, область грубозернистої текстури повинна давати спектр Фур'є, енергія якого зосереджена на низьких просторових частотах. Навпаки, для областей дрібнозернистої текстури енергія спектру концентрується на високих просторових частотах.

Як одна з основних характеристик текстури була запропонована просторова автокореляційна функція [1]:

$$A(\varepsilon, \eta; j, k) = \frac{\sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} F(m, n) F(m - \varepsilon, n - \eta)}{\sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} [F(m, n)]^2}, \quad (1.13)$$

яка обчислювалася у вікні розміром $(2W+1) \times (2W+1)$ для кожної точки зображення (j, k) і при зсувах $\varepsilon, \eta = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm T$. Передбачається, що при фіксованому зсуві (ε, η) області грубозернистої текстури відповідатиме вище значення кореляційної функції, чим області дрібнозернистої текстури. Таким чином, розмір зерна текстури пропорційний ширині автокореляційної функції. Однією з можливих величин ширини автокореляції є другий момент [1]

$$T(j, k) = \sum_{\varepsilon=-T}^T \sum_{\eta=-T}^T \varepsilon^2 \eta^2 A(\varepsilon, \eta; j, k). \quad (1.14)$$

Розенфельд і Трій [1] запропонували в якості ознаки текстури використовувати число перепадів яскравості в околиці точки. Спочатку за

допомогою деякої системи виявлення перепадів створюється контурний препарат $E(j, k)$, такий, що $E(j, k) = 1$ для виявленої точки перепаду і $E(j, k) = 0$ інакше. Зазвичай поріг виявлення встановлюється нижчим, ніж у разі виділення граничних точок областей постійної яскравості. Після цього формується ознака текстури

$$T(j, k) = [1/(2W + 1)^2] \sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} E(m, n), \quad (1.15)$$

яка обчислювалася на вікні розміром $(2W+1) \times (2W+1)$ для кожної розглянутої точки зображення.

Галлоуей [1] запропонував інший варіант методу вимірювання текстури, в якому замість гістограм яскравості використовуються гістограми довжин серій. Довжина серії визначається звичайним способом як число наступних один за одним в певному напрямі елементів зображення з однаковою яскравістю. При грубій текстурі мають місце довгі серії, а при дрібній - короткі. Були сформульовані ряд ознак - величин розсіяння гістограми довжин серій.

Для порівняння гістограм, побудованих для зображень різних розмірів, необхідно виконати їх нормалізацію, внаслідок чого зменшується розмірність простору характеристик. При виборі метрики для порівняння гістограм необхідно, як і у випадку з кольірним вмістом, врахувати два аспекти: ефективність пошуку і складність обчислення відстані.

Як правило, в якості метрики використовуються ті ж величини, що і для порівняння кольірних гістограм: кон'юнкція (перетин) гістограм і евклідова відстань, у разі текстури що володіють тими ж недоліками: за наслідками розрахунку відстані між гістограмами за допомогою цих метрик не можна однозначно визначити, наскільки дане зображення схоже з шуканим зображенням, що можна зробити за допомогою методу коефіцієнта кореляції.

При вирішенні задачі пошуку зображень по ознаках текстур шляхом порівняння гістограм текстур можна виділити наступні етапи процесу порівняння двох зображень:

- розбиття простору яскравості пікселів зображень на інтервали;
- визначення для будь-якого пікселя зображення номера інтервалу, в який потрапляє його яскравість;
- обчислення елементів гістограми текстур;
- визначення відстані між гістограмами двох зображень.

З розглянутих раніше систем пошуку зображень пошук по ознаках текстур реалізований в системах Virage і VisualSeek. У системі VisualSEEK зображення текстури розглядається як сигнал, що має дев'ять частотних складових. Для представлення характеристик текстур в цій системі використовуються гістограми текстур і бінарні вектори. Для побудови цих характеристик заздалегідь виконується рівномірна дискретизація, дискретизація по алгоритму Ллойда-Макса або медіанна дискретизація [26].

1.3 Постановка задачі дослідження

Дана задача пошуку зображень на основі їх вмісту характеризується великим числом областей застосування і різноманітними підходами до вирішення, причому підходи, що використовуються значно розрізняються залежно від області застосування. В якості основних ознак зображень використовуються колір, текстура і структура зображення.

Встановлено, що найбільш проблематичне вирішення задачі пошуку для випадку довільних зображень, і, як правило, в даний час для зображень обчислюються числові характеристики, по яких і виконується подальший пошук.

На підставі аналізу літератури виявлено, що найчастіше для представлення колірного вмісту використовуються гістограмні ознаки, а підвищення якості і прискорення пошуку зображень можуть бути реалізовані за рахунок нових характеристик вмісту і способів їх порівняння.

Показано, що використання нормалізованих колірних гістограм переважно за рахунок можливості обробки зображень довільного розміру.

Встановлено, що всі реалізації контекстного пошуку зображень характеризуються недостатньо високою якістю пошуку.

На основі викладеного сформульована мета дипломної роботи: прискорення процесу контекстного пошуку і підвищення якості пошуку зображень у великих БД. Для досягнення цієї мети необхідно виконати наступні завдання:

1. Розробка модифікованих алгоритмів пошуку зображень для прискорення і поліпшення якості пошуку.
2. Експериментальна перевірка розроблених алгоритмів, оцінка якості пошуку зображень при їх використанні.
3. Вибір і розробка архітектури обчислювальної системи для організації пошуку зображень в БД на основі їх вмісту.
4. Вибір способів організації обчислювальних процесів в блоках обчислювальної системи пошуку зображень на основі їх вмісту і розробка їх апаратних рішень на основі аналізу розрядності і необхідної швидкодії елементів системи.
5. Перевірка працездатності і отримання експериментальних оцінок тимчасових характеристик пропонованих технічних вирішень системи пошуку зображень методами машинного моделювання.

2 РОЗРОБКА МЕТОДУ ТА АЛГОРИТМІВ ПОШУКУ ЗОБРАЖЕНЬ В БАЗІ ДАНИХ

2.1 Алгоритм контекстного пошуку з використанням гістограмних ознак

Як було сказано в розділі 1, сучасні дослідження в області контекстного пошуку зображень спрямовані на розробку нових способів подання вмісту зображень та порівняння характеристик цього вмісту через недостатньо високу якість пошуку за допомогою існуючих засобів.

Метрики для порівняння гістограмних ознак, які використовуються в даний час володіють рядом недоліків. Проаналізуємо приведені в таблиці 1.2 формули для обчислення кон'юнкції колірних і текстур гістограм, евклідової, косинусної і квадратичної відстаней, і визначимо область значень для кожної з цих величин [44] (таблиця 2.1).

Таблиця 2.1 – Область значень різних метрик для порівняння гістограмних ознак

Метрика	Область значень при використанні нормалізованих колірних гістограм	Область значень при використанні нормалізованих гістограм текстур
Кон'юнкція гістограм (D1)	$0 \leq D1 \leq C_{\max}$	$0 \leq D1 \leq L_{\max}^2$
Евклідова відстань (D2)	$0 \leq D2 \leq C_{\max}$	$0 \leq D2 \leq L_{\max}^2$
Косинусна відстань (D3)	$0 \leq D3 \leq \frac{C_{\max}}{2}$	$0 \leq D3 \leq \frac{L_{\max}^2}{2}$
Квадратична відстань (D4)	$0 \leq D4 \leq C_{\max}^2$	$0 \leq D4 \leq L_{\max}^4$

Легко побачити, що максимальне значення відстані між гістограмами

визначається числом їх елементів. При використанні ж ненормалізованих гістограм значення цих величин зверху практично не обмежені. З цієї причини відстані самі по собі не відображають ступінь подібності зображень, для яких обчислені; вони мають значення тільки при порівнянні з іншими аналогічними величинами. Саме цим обумовлена межа, що є загальною для всіх сучасних систем контекстного пошуку: як результат пошуку користувачеві пред'являються всі зображення з БД, відсортована по спаданню подібність із зразком.

Пропонований алгоритм пошуку використовує в якості критерію для порівняння гістограмних характеристик вмісту зображень коефіцієнт їх кореляції, що обчислюється таким чином [45]:

$$\rho = \frac{\text{cov}(H_1, H_2)}{\sigma(H_1) \cdot \sigma(H_2)}, \quad (2.1)$$

де $\text{cov}(H_1, H_2)$ – коваріація гістограм H_1 і H_2 ;

$\sigma(H_1) \cdot \sigma(H_2)$ – середньоквадратичне відхилення гістограм H_1 і H_2 відповідно.

Середньоквадратичне відхилення гістограми обчислюється за формулою [45]:

$$\sigma(H) = \sqrt{D(H)} = \sqrt{\frac{1}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} (H[i] - \mu(H))^2}, \quad (2.2)$$

де $D(H)$ – дисперсія;

$\mu(H)$ – математичне сподівання елементів гістограми:

$$\mu(H) = \frac{1}{C_{\max}} \sum_i H[i]. \quad (2.3)$$

Коваріація двох гістограм [45]:

$$\text{cov}(H_1, H_2) = \frac{1}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} (H_1[i] - \mu(H_1)) \cdot (H_2[i] - \mu(H_2)) \quad (2.4)$$

В [9] показано, що коефіцієнт кореляції володіє наступними властивостями:

- 1) $-1 \leq \rho(H_1, H_2) \leq 1$;
- 2) Якщо $\rho(H_1, H_2) = 0$, значить, гістограми H_1 і H_2 ніяк не зв'язані.
- 3) Якщо $\rho(H_1, H_2) < 0$, значить, між гістограмами H_1 і H_2 існує негативна кореляція, тобто малі значення однієї гістограми пов'язані з великими значеннями іншої.
- 4) Якщо $\rho(H_1, H_2) > 0$, значить, великі значення однієї гістограми пов'язані з великими значеннями іншої (позитивна лінійна кореляція), причому, чим більше значення ρ , тим сильніша залежність H_1 і H_2 .

Очевидно, що коефіцієнт кореляції не задовольняє властивостям ідентичності, позитивності і нерівності трикутника. Проте його використання дозволяє обмежити число зображень, що виводяться як результати пошуку, включаючи в набір результатів тільки ті, для яких $\rho > 0$. Більш того, даний підхід дозволяє користувачеві задавати мінімально допустимий ступінь схожості зразка і результатів пошуку.

Розглянемо можливість застосування даного підходу при пошуку зображень по гістограмних ознаках їх текстурного і колірнього вмісту.

При використанні гістограмних ознак для представлення вмісту зображення контекстний пошук виконується у вигляді послідовності наступних етапів:

1. Дискретизація ознаки (Q-quantization) – приведення до базового набору кольорів або яскравостей шляхом заміни початкових даних найбільш близькими значеннями з базового набору.
2. Побудова гістограмної ознаки (H – histograming).
3. Порівняння гістограмних ознак (C – comparoson). На даному етапі обчислюється характеристика схожості гістограмних ознак всіх зображень бази даних з ознакою зображення-зразка.
4. Сортування зображень (S - sorting) по спаданню схожості із зразком.

При занесенні нового зображення в базу даних для нього послідовно

виконуються етапи Q і Н. При пошуку, коли в якості зразку пошуку використовується зображення з БД, виконуються етапи С і S. Якщо ж зразком пошуку є нове зображення, то виконуються етапи Q, Н, С і S. Даний алгоритм може бути проілюстрований блок-схемою, яка представлена на рисунку 2.1.

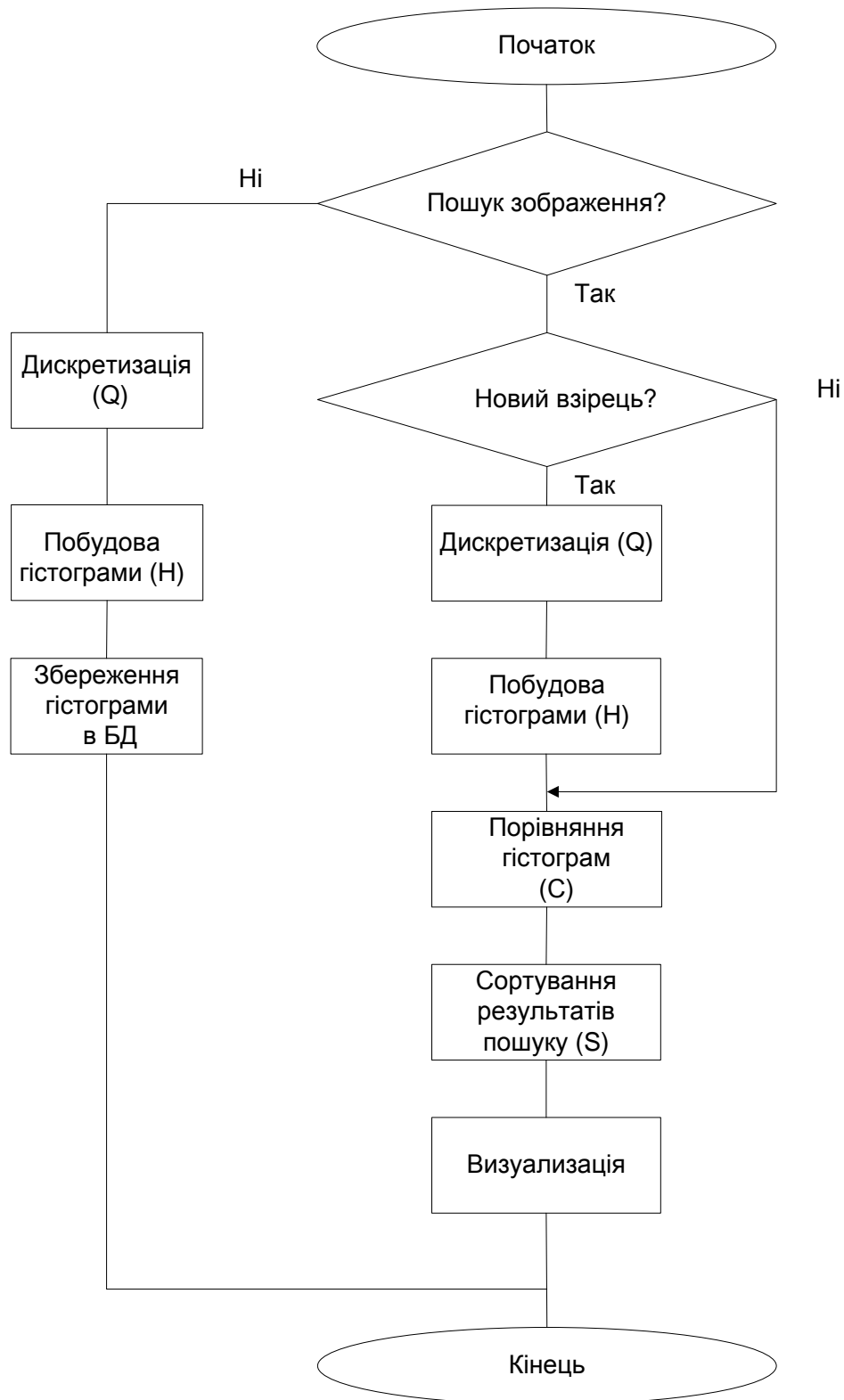


Рисунок 2.1 – Схема алгоритму контекстного пошуку з використанням гістограмних ознак

2.2 Опис алгоритму пошуку по різних критеріях

2.2.1 Пошук зображень в базі даних по ознаках текстур

Перш ніж приступити до вирішення вказаної задачі, відзначимо, що в даному випадку розглядаються зображення однорідних текстур, представлених в градаціях сірого (grayscale), аналогічні приведені на рисунку 1.6. Зображення кольорових текстур (як на рисунку 1.7) будуть розглянуті далі.

Для grayscale зображень визначальною характеристикою точки є її яскравість, що сприймається людським оком. Оскільки в сучасних моніторах для відтворення точок (так само як і при зберіганні растрових зображень в різних форматах) використовується RGB-система, то для виділення складової яскравості не обходжене перетворення кольору, заданого в системі RGB, в один з колірних просторів, що використовують яскравість (або, по-іншому, світлину) як однієї з компонент, наприклад, HSV, HLS. Оскільки нам необхідна тільки складова яскравості, розглянемо, як вона визначається при переході до цих колірних просторів.

При використанні простору HSV (Hue, Saturation, Value) складової яскравості є компонента V, яка визначається таким чином:

$$V = \max(R, G, B). \quad (2.5)$$

Для простору HLS значенням, що цікавить нас, є компонента L, що обчислюється так:

$$L = \frac{\min(R, G, B) + \max(R, G, B)}{2}. \quad (2.6)$$

При квантуванні яркостей значення виділеної складової яскравості повинне бути замінене найближчим значенням із заздалегідь заданого базового набору яркостей. Найбільш швидкий спосіб вирішення даної задачі полягає у відкиданні

молодших розрядів за допомогою побітових операцій, що реалізовується апаратно.

В процесі обчислення елементів гистограми текстури кожна з $M \cdot N$ точок зображення порівнюється з k точками шаблону (див. розділ 1), і в процесі цього порівняння збільшуються на одиницю до елементів гистограми текстури. Таким чином, після обробки всього зображення сума елементів гистограми текстури буде рівна $k \cdot M \cdot N$, а кожен елемент гистограми текстури, як було сказано раніше, буде рівний кількості пар точок із заданим співвідношенням яркостей. Виконаємо нормування елементів, розділивши значення кожного на кількість пар точок зображення, що дозволить нам порівнювати гистограми текстур, побудовані для зображень різних розмірів. Після виконання даного перетворення кожен елемент гистограми текстури характеризуватиме ймовірність появи в зображенні пари пікселів із заданим співвідношенням яркостей, а сума елементів нормованої гистограми текстури буде рівна одиниці.

Порівняння гистограм текстур зображень виконується шляхом обчислення коефіцієнта кореляції.

Як було показано раніше, при використанні нормалізованої гистограми текстури сума її елементів рівна одиниці, і, отже, математичне очікування елементів гистограми текстури складе:

$$\mu = \frac{1}{L_{\max}^2}. \quad (2.7)$$

З урахуванням цього перетворимо вираз для розрахунку середньоквадратичного відхилення елементів гистограми текстури, коваріації і коефіцієнта кореляції цих гистограм. В результаті цих перетворень отримаємо, що середньоквадратичне відхилення елементів гистограми текстури і коваріація двох гистограм текстур можуть бути обчислені по формулах (2.8) і (2.9) відповідно:

$$\sigma(H) = \frac{1}{L_{\max}} \sqrt{\sum_{i=1}^{L_{\max}} \sum_{j=1}^{L_{\max}} H[i, j]^2 - \frac{1}{L_{\max}^2}}, \quad (2.8)$$

$$\text{cov}(H_1, H_2) = \frac{(\sum_{i=1}^{L \max} \sum_{j=1}^{L \max} (H_1[i, j] \cdot H_2[i, j] - H_1[i, j] - H_2[i, j]) + 1)}{L \max^2}. \quad (2.9)$$

Таким чином, після перетворень отримаємо вираз для обчислення коефіцієнта кореляції гістограм текстур:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{L \max} \sum_{j=1}^{L \max} (H_1[i, j] \cdot H_2[i, j] - H_1[i, j] - H_2[i, j]) + 1}{\sqrt{(\sum_{i=1}^{L \max} \sum_{j=1}^{L \max} H_2[i, j]^2 - \frac{1}{L \max})} \cdot \sqrt{(\sum_{i=1}^{L \max} \sum_{j=1}^{L \max} H_1[i, j]^2 - \frac{1}{L \max})}}. \quad (2.10)$$

Очевидно, множники, що стоять в знаменнику даного виразу, можуть бути обчислені безпосередньо після обчислення елементів гістограми текстури і збережені разом з нею, що дозволить скоротити час обчислення коефіцієнта кореляції гістограм текстур. У подальшому ці множники позначатимемо як d_1 і d_2 , а етап, на якому вони обчислюються - D. Таким чином, при використанні запропонованого алгоритму до етапів контекстного пошуку, перерахованих в п. 2.1., слід додати ще один, що виконує обчислення середньоквадратичного відхилення.

2.2.2 Пошук зображень в базах даних по їх колірному вмісту

При пошуку зображень по колірному вмісту, на відміну від текстури, не потрібні додаткові перетворення, оскільки повинні бути враховані всі складові кольору.

В цьому випадку також першим кроком є приведення кольорів зображення до базового набору, яке виконується за допомогою алгоритмів дискретизації. Як було показано в розділі 1, необхідність в дискретизації колірного простору виникає не тільки при контекстному пошуку зображень, тому зараз існує достатньо багато алгоритмів її вирішення.

З метою прискорення процесу пошуку доцільно використовувати алгоритми, що оперують з RGB простором, оскільки він сумісний із способом представлення графічних даних на комп'ютері і немає необхідності проводити додаткові перетворення. Порівняння просторової і тимчасової складності цих

алгоритмів виконане в [45]. Проведений аналіз дозволяє зробити наступні висновки. Всі алгоритми, за винятком рівномірної дискретизації, припускають використання інформації про розподіл кольорів в початковому зображенні. Мета цього кроку – виявлення кольорів, які в даному зображенні не зустрічаються, з метою їх виключення з результуючого набору кольорів. При такому підході зображення після дискретизації будуть представлені різними наборами кольорів, що робить їх непридатними для подальшого порівняння. Отже, єдиним алгоритмом, придатним для використання в процесі контекстного пошуку зображень, є алгоритм рівномірної дискретизації. Проте не існує єдиної думки щодо того, який колірний простір слід використовувати для представлення колірної гистограми. На користь простору RGB свідчать, по-перше, наявність успішних практичних реалізацій, і, по-друге, відсутність перетворень, як правило, вельми трудомістких.

Найбільш простим способом виконання рівномірної дискретизації є відкидання молодших розрядів кожною колірною складовою пікселя (наприклад, зменшення розрядності кожною колірною складовою з 8 до 5 відповідає приведенню кольорів повнокольорового зображення, що містить 16М кольорів, до базового набору з 32768 кольорів).

При побудові колірної гистограми зображення обчислення її елементів виконується по формулі (1.2).

На етапі порівняння зображень формули для обчислення середньоквадратичного відхилення елементів КГ можуть бути видозмінені з врахуванням того, що використовуються нормалізовані гистограми. Сума елементів цих гістограм, як показано в розділі 1, рівна 1, і, отже, математичне сподівання будь-якої колірної гистограми рівне:

$$\mu = 1/C \max . \quad (2.11)$$

З урахуванням цього перетворимо формули (2.2) і (2.4). Так, для дисперсії отримаємо:

$$\begin{aligned}
D(H) &= \frac{1}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} (H[i] - \mu)^2 = \frac{1}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} \left(H[i] - \frac{1}{C_{\max}} \right)^2 = \\
&= \frac{1}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} \left(H[i]^2 - \frac{2H[i]}{C_{\max}} + \frac{1}{C_{\max}^2} \right) = \frac{1}{C_{\max}} \left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} H[i]^2 - \right. \\
&\left. - \frac{2}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} H[i] + \sum_{i=1}^{C_{\max}} \frac{1}{C_{\max}^2} \right) = \frac{1}{C_{\max}} \left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} H[i]^2 - \frac{2}{C_{\max}} + \frac{C_{\max}}{C_{\max}^2} \right) = \\
&= \frac{1}{C_{\max}} \left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} H[i]^2 - \mu \right).
\end{aligned}$$

Таким чином, формула для середньоквадратичного відхилення прийме вигляд:

$$\sigma(H) = \sqrt{\frac{1}{C_{\max}} \left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} H[i]^2 - \mu \right)}. \quad (2.12)$$

Аналогічно для коваріації отримаємо:

$$\text{cov}(H_1, H_2) = \frac{1}{C_{\max}} \left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} H_1[i] \cdot H_2[i] - \mu \right). \quad (2.13)$$

Розглянемо ще одну можливу модифікацію цього алгоритму. Якщо замінити елементи КГ нормованими центрованими значеннями по формулі:

$$H'[i] = \frac{H[i] - \mu(H)}{\sigma(H)},$$

то, як показано в [45], математичне сподівання елементів такої гістограми буде рівним нулю, а дисперсія – одиниці. Отже, для гістограм H_1' і H_2' на підставі (2.3) і (2.8) отримаємо:

$$\rho(H_1', H_2') = \text{cov}(H_1', H_2') = \frac{1}{C_{\max}} \sum_{i=1}^{C_{\max}} H_1'[i] \cdot H_2'[i]. \quad (2.14)$$

При цьому, очевидно, збільшиться час обчислень на етапі Н, проте зменшиться час виконання етапу С.

2.2.3 Пошук зображень по їх колірному вмісту з урахуванням просторової інформації

Оскільки і при аналізі текстур, і при аналізі колірному вмісту найчастіше і найуспішніше використовуються гістограмні ознаки, спробуємо сумістити обидва вказані підходи, а саме, будувати гістограму, аналогічну текстурній, але враховувати співвідношення кольорів пар пікселів (а не тільки складову яскравості). Побудовану таким чином характеристику вмісту зображення називатимемо двовимірною колірною гістограмою (2D-колірною гістограмою). Імовірно, використання такої характеристики може бути особливо ефективним для кольорових зображень, що володіють наступними властивостями: з одного боку, їх вміст можна назвати довільним, з іншого боку, малюнок характеризується певною повторюваністю. Прикладом таких зображень є зразки тканин, шпалер і тому подібне, а також зображення кольорових текстур. Очевидно, що для порівняння таких зображень слід враховувати як просторову інформацію, так і інформацію про кольори точок.

При використанні для уявлення вмісту зображення 2D-колірних гістограм можна виділити ті ж етапи контекстного пошуку, що і при використанні звичайних гістограм текстур. Відмінність полягає у виконанні етапів Н і С, які детально розглядаються нижче.

З урахуванням просторової природи вмісту даних зображень 2D-колірна гістограма будується як двовимірний масив $S_{max} * S_{max}$, де S_{max} – число кольорів базового набору, що використовувався на етапі приведення кольорів. Кожен елемент такої гістограми рівний кількості пар пікселів із заданим співвідношенням кольорів в околиці точки. Питання вибору пар пікселів (шаблону) для порівняння обговорювалося в розділі 1.

Розглянемо детальніше алгоритм побудови 2D-колірної гістограми. Кожна з $M \cdot N$ точок зображення порівнюється з k точками шаблону, і в процесі цього порівняння збільшуються на одиницю k елементів 2D-колірної гістограми. Таким

чином, після обробки всього зображення сума елементів 2D-колірної гистограми буде рівна $k \cdot M \cdot N$, а кожен її елемент буде рівний кількості пар точок із заданим співвідношенням кольорів. Далі, виконаємо нормування елементів, розділивши значення кожного на кількість пар точок зображення, що дозволить нам порівнювати 2D-колірні гистограми, побудовані для зображень різних розмірів. Побудова 2D-колірної гистограми по такому алгоритму означає, що кожним її елементом $H[i, j]$ є ймовірність присутності в зображенні пари точок з кольорами $c[i]$ і $c[j]$. Якщо колірний простір, для якого виконувалася побудова базового набору кольорів $c[1..C_{\max}]$, володіє властивістю повноти, то, очевидно

$$\sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} H[i, j] = 1.$$

При порівнянні 2D-колірних гистограм зображень керуватимемося наступними міркуваннями.

Вважатимемо, що 2D-колірна гистограма, побудована по алгоритму, описаному вище, є випадковим вектором розмірності C_{\max}^2 (або, іншими словами, багатовимірною випадковою величиною). В якості параметру, що характеризує наявність лінійної кореляції між двома багатовимірними випадковими величинами H_1 і H_2 , будемо, як і раніше, використовувати коефіцієнт їх кореляції, що обчислюється за наступною формулою [45]:

$$\rho = \frac{\text{cov}(H_1, H_2)}{\sigma(H_1) \cdot \sigma(H_2)}, \quad (2.15)$$

де $\text{cov}(H_1, H_2)$ – коваріація 2D-колірних гистограм H_1 і H_2 ;

$\sigma(H_1) \cdot \sigma(H_2)$ – середньоквадратичне відхилення елементів 2D-колірних гистограм H_1 і H_2 відповідно.

Середньоквадратичне відхилення 2D-гістограми, у свою чергу, може бути обчислене так:

$$\sigma(H) = \sqrt{D(H)} = \sqrt{\frac{1}{C_{\max}^2} \sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} (H[i, j] - \mu(H))^2}, \quad (2.16)$$

де $D(H)$ – дисперсія;

$\sigma(H)$ – математичне сподівання елементів гистограми:

$$\mu(H) = \frac{1}{C_{\max}^2} \sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} H[i, j]. \quad (2.17)$$

Коваріація 2D-гістограм:

$$\text{cov}(H_1, H_2) = \frac{1}{C_{\max}^2} \sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} (H_1[i, j] - \mu(H_1)) \cdot (H_2[i, j] - \mu(H_2)). \quad (2.18)$$

Як було показано раніше, при використанні нормалізованої 2D-колірної гистограми сума елементів рівна одиниці, і, отже, математичне сподівання її елементів складе:

$$\mu = \frac{1}{C_{\max}^2}. \quad (2.19)$$

З урахуванням даного виразу перетворимо формули для розрахунку середньоквадратичного відхилення елементів 2D-колірної гистограми, коваріації і коефіцієнта кореляції таких гістограм. В результаті цих перетворень отримаємо, що середньоквадратичне відхилення елементів 2D-колірної гистограми і коваріація двох 2D-колірних гістограм можуть бути обчислені по формулах (2.20) і (2.21) відповідно:

$$\sigma(H) = \frac{1}{C_{\max}} \sqrt{\sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} H[i, j]^2 - \frac{1}{C_{\max}}}, \quad (2.20)$$

$$\text{cov}(H_1, H_2) = \frac{\left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} (H_1[i, j] \cdot H_2[i, j] - H_1[i, j] - H_2[i, j]) + 1 \right)}{C_{\max}^2}. \quad (2.21)$$

Таким чином, після перетворень отримаємо вираз для обчислення коефіцієнта кореляції 2D-колірних гістограм:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} (H_1[i, j] \cdot H_2[i, j] - H_1[i, j] - H_2[i, j]) + 1}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} H_2[i, j]^2 - \frac{1}{C_{\max}}\right)} \cdot \sqrt{\left(\sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^{C_{\max}} H_1[i, j]^2 - \frac{1}{C_{\max}}\right)}} \quad (2.22)$$

2.3 Реалізація алгоритмів різних етапів контекстного пошуку

2.3.1 Пошук по ознаках текстур

Обчислення елементів гістограми текстури, описане раніше, може бути реалізоване за допомогою алгоритму, псевдокод якого приведений нижче. З метою скорочення часу обчислень тут усунуто завершальне поелементне ділення.

```
//обнулення елементів гістограми
for i:=1 to Lmax do
  for j:=1 to Lmax do
    H[i,j]:=0;
// побудова гістограми
dH:=1/(k*M*N);
for i:=1 to M do
  for j:=1 to N do
    for q,l ∈ масці
      H[P[i,j], P[q,l]]:=H[P[i,j], P[q,l]]+dH;
```

Легко побачити, що час обчислень в цьому випадку складе

$$T_H^{текст} = k \cdot M \cdot N \cdot T_{cl} + T_{дел} \quad (2.23)$$

Після модифікацій, що враховують той факт, що гістограма текстури є нормалізованою, псевдокод алгоритму даного етапу виглядатиме таким чином:

```
m:=1/Lmax;   d1:=0;   d2:=0;
```

```

for i:=1 to Lmax do
  for j:=1 to Lmax do
    d1:=d1+h1[i,j]*h1[i,j];
    d2:=d2+h2[i,j]*h2[i,j];
  d1:=sqrt(d1-m);
  d2:=sqrt(d2-m);

```

Для обчислення коефіцієнта кореляції гістограм текстур слід заздалегідь обчислити (або прочитати з БД) елементи гістограм текстур і значення d_1 і d_2 , після чого виконувати обчислення по наступному алгоритму:

```

//.....
//обчислення або завантаження h1, h2, d1 и d2,
ρ:=0;
for i:=1 to Lmax do
  for j:=1 to Lmax do
    ρ:=ρ+h1[i,j]*h2[i,j]-h1[i,j]-h2[i,j];
  ρ:=(ρ-1)/(d1*d2);

```

Оцінимо тимчасову складність даного алгоритму. Для етапу D час обчислень складе:

$$T_D = L \max^2 (T_{умн} + 2T_{выч}) + T_{сл}, \quad (2.24)$$

а для етапу C (порівняння кожного з P зображень БД із зразком):

$$T_C = L \max^2 \cdot T_{умн} + T_{выч} + T_{SQRT}. \quad (2.25)$$

2.3.2 Пошук з використанням традиційних колірних гістограм

Код алгоритму, що виконує приведення кольорів до базового набору, приведений нижче. Передбачається, що зображення P є матрицею кольорів відповідних пікселів, M і N – ширина і висота зображення відповідно.

```

for i:=1 to M do

```

```

for j:=1 to N do
    // дискретизація
    P'[i,j].R:= P[i,j].R and mask;
    P'[i,j].G:= P[i,j].G and mask;
    P'[i,j].B:= P[i,j].B and mask;

```

У даному алгоритмі використовується константа *mask*, в двійковому представленні якої молодші розряди рівні 0, а решта розряди – одиниці. Кількість нулів в молодших розрядах визначає кількість відкинутих розрядів в початковому представленні колірних складових.

Для побудови колірної гістограми зображення отримаємо наступний алгоритм:

```

for k:=1 to Cmax do                // обнулення КГ
    H[k]:=0;
for i:=1 to M do                    // побудова КГ
    for j:=1 to N do
        for k:=1 to Cmax do
            if Colors[k]=P'[i,j] then
                H[k]:=H[k]+1;
                break
// нормування КГ
s:= M * N;
for k:=1 to Cmax do
    H[i]:=H[i]/s;

```

Час виконання даного алгоритму (без урахування початкового обнулення) складе

$$T_H^1 = M \cdot N \cdot C_{\max} \cdot T_{cp} + M \cdot N \cdot T_{cl} + C_{\max} \cdot T_{dil}, \quad (2.26)$$

де T_{cp} – час виконання операції порівняння;

T_{cl} – час виконання операції складання;

T_{dil} – час виконання операції ділення.

Для прискорення обчислень цей алгоритм можна видозмінити, позбавившись від циклу, що виконує нормування елементів гистограми. Крім того, організувавши асоціативний доступ до елементів КГ [46] (або сформувавши її у вигляді хеш-таблиці [47]), можна позбавитися ще від одного циклу. Після цієї модифікації алгоритм виглядатиме так:

```
dH:=1/(M*N);  
for i:=1 to M do  
  for j:=1 to N do  
    H[P'[i,j]]:=H[P'[i,j]]+dH;
```

В цьому випадку час обчислень складе

$$T_H^2 = M \cdot N \cdot T_{cl} + T_{dil}. \quad (2.27)$$

Різниця тимчасових витрат для цих двох алгоритмів складе:

$$\Delta T_H = T_H^1 - T_H^2 = M \cdot N \cdot C_{\max} \cdot T_{cp} + (C_{\max} - 1) \cdot T_{dil} > 0,$$

отже, другий алгоритм ефективніший.

При порівнянні зображень в даному випадку повинні бути виконані обчислення по формулах, приведених на початку розділу 2. Нижче приведений псевдокод алгоритму обчислення коефіцієнта кореляції для двох кольорних гістограм H_1 і H_2 .

//математичне сподівання

```
m1:=0; m2:=0;  
for i:=1 to Cmax do  
  m1:=m1+H1[i];  
  m2:=m2+H2[i];
```

```

m1:=m1/Cmax;
m2:=m2/Cmax;
d1:=0; d2:=0; cv:=0;

for i:=1 to Cmax do
    d1:=d1+(H1[i]-m1)* (H1[i]-m1); // дисперсія
    d2:=d2+(H2[i]-m2)* (H2[i]-m2)
    cv:=cv+(H1[i]-m1)*(H2[i]-m2); // коваріація
d1:=d1/Cmax;
d2:=d2/Cmax;
cv:=cv/Cmax;
// коефіцієнт кореляції
ro:=cv/sqrt(d1*d2);

```

Тимчасові витрати на обчислення коефіцієнта кореляції по даному алгоритму складуть:

$$T_C^1 = 8 \cdot C_{\max} \cdot T_{cl} + 6 \cdot T_{dil} + (1 + 3 \cdot C_{\max}) \cdot T_{\text{множ}} + T_{SQRT}, \quad (2.28)$$

де $T_{\text{множ}}$ – час виконання операції множення;

T_{SQRT} – час виконання витягання квадратного кореня. Як правило, операції складання і віднімання з погляду тимчасових витрат рівноцінні.

Оскільки величина середньоквадратичного відхилення залежить тільки від значень елементів КГ, то вона може бути обчислена заздалегідь, відразу після обчислення елементів КГ, і зберігатися разом з нею, що є підставою для виділення цих обчислень в окремий етап D. Псевдокод алгоритмів етапів H і C виглядатиме таким чином:

```

// Етап H: побудова КГ
dH:=1/(M*N);
for i:=1 to M do
    for j:=1 to N do

```

```

H[P'[i,j]]:=H[P'[i,j]]+dH;
// етап D: обчислення середньоквадратичного відхилення
m:=1/Cmax; // математичне сподівання
d:=0;
for i:=1 to Cmax do // дисперсія
    d:=d+H[i]*H[i];
d:=sqrt(m*(d-m)); // середньоквадратичне відхилення
// Етап C для гістограм H1, H2
// з середньоквадратичними відхиленнями d1, d2
cv:=0;
for i:=1 to Cmax do // коваріація
    cv:=cv+H1[i]*H2[i];
cv:=(cv-m)*m
ro:=cv/(d1*d2); // коефіцієнт кореляції

```

При оцінці часу виконання цих алгоритмів не враховуватимемо час обчислення $m=1/C_{\max}$. Тоді для етапів H і D отримаємо:

$$T_H^3 = M \cdot N \cdot T_{cl} + T_{dil}, \quad (2.29)$$

$$T_D^1 = (1 + C_{\max}) \cdot T_{\text{множ}} + (1 + C_{\max}) \cdot T_{cl} + T_{SQRT}. \quad (2.30)$$

а для етапу C:

$$T_C^2 = (C_{\max} + 1) \cdot T_{cl} + (C_{\max} + 2) \cdot T_{\text{множ}} + T_{dil}. \quad (2.31)$$

Якщо замінити елементи КГ нормованими центрованими значеннями, отримаємо наступний псевдокод:

```

// Етап H: побудова КГ
dH:=1/(M*N);
for i:=1 to M do

```

```

for j:=1 to N do
    H[P'[i,j]]:=H[P'[i,j]]+dH;
// етап D
m:=1/Cmax; // математичне сподівання
d:=0; // дисперсія
for i:=1 to Cmax do
    d:=d+H[i]*H[i];
d:=sqrt(m*(d-m)); //середньоквадратичне відхилення
// заміна елементів нормованими центрованими
// значеннями
for i:=1 to Cmax do
    H[i]:=(H[i]-m)/d;
// Етап 3 - коефіцієнт кореляції
ro:=0;
for i:=1 to Cmax do
    ro:=ro+H1[i]*H2[i];
ro:=ro/Cmax;

```

Оцінімо час обчислень по цьому алгоритму для етапів Н і D:

$$T_D^2 = T_D^1,$$

$$T_H^4 = (M \cdot N + C \max) \cdot T_{ст} + (C \max + 1) \cdot T_{діл}, \quad (2.32)$$

а для етапу С:

$$T_C^3 = C \max \cdot T_{ст} + T_{діл} + C \max \cdot T_{множ}. \quad (2.33)$$

Слід зазначити, що формули (2.28), (2.31), (2.33) відображають час порівняння двох гістограм. При виконанні пошуку в БД, що містить V зображень, ці значення будуть в V раз більше.

2.3.3 Пошук з використанням 2D-колірних гістограм

Для реалізації етапу Н позбавимося від циклу, що виконує нормування

елементів 2D-колірної гистограми. Для додаткового скорочення часу можна організувати гистограмну ознаку у вигляді хеш-таблиці [47]. Після цієї модифікації алгоритм виглядатиме так:

```

//обнулення елементів гистограми
for i:=1 to Cmax do
  for j:=1 to Cmax do
    H[i,j]:=0;
// побудова гистограми
dH:=1/(k*M*N);
for i:=1 to M do
  for j:=1 to N do
    for q,l ∈ масці
      H[P[i,j], P[q,l]]:=H[P[i,j], P[q,l]]+dH;

```

Легко побачити, що час обчислень в цьому випадку складе

$$T_{2DH} = k \cdot M \cdot N \cdot T_{cl} + T_{dl}, \quad (2.34)$$

де T_{cl} – час виконання операції складання;

T_{dl} – час виконання операції ділення.

Для обчислення коефіцієнта кореляції двох кольорних гистограм H_1 і H_2 на етапі порівняння алгоритм виглядатиме таким чином:

```

//математичне сподівання
m1:=0; m2:=0;
for i:=1 to Cmax do
  for j:=1 to Cmax do
    m1:=m1+H1[i,j];
    m2:=m2+H2[i,j];
m1:=m1/(Cmax*Cmax);
m2:=m2/(Cmax*Cmax);

```

```

d1:=0; d2:=0; cv:=0;
for i:=1 to Cmax do
for j:=1 to Cmax do
    d1:=d1+(H1[i,j]-m1)* (H1[i,j]-m1); // дисперсія
    d2:=d2+(H2[i,j]-m2)* (H2[i,j]-m2)
    cv:=cv+(H1[i,j]-m1)*(H2[i,j]-m2); // коваріація
d1:=d1/(Cmax*Cmax);
d2:=d2/(Cmax*Cmax);
cv:=cv/(Cmax*Cmax);
// коефіцієнт кореляції
ro:=cv/sqrt(d1*d2);

```

Тимчасові витрати на обчислення коефіцієнта кореляції по даному алгоритму складуть:

$$T_C^1 = 10 \cdot C_{\max}^2 \cdot T_{cl} + 6 \cdot T_{dil} + (6 + 3 \cdot C_{\max}^2) \cdot T_{\text{множ}} + T_{SQRT} \quad (2.35)$$

де $T_{\text{множ}}$ – час виконання операції множення;

T_{SQRT} – час виконання витягування квадратного кореня. Як правило, операції складання і віднімання з погляду тимчасових витрат рівноцінні.

Якщо врахувати, що така гістограмна ознака теж є нормованою, то отримаємо новий псевдокод алгоритму даного етапу:

```

m:=1/Cmax2; d1:=0; d2:=0;
for i:=1 to Cmax do
for j:=1 to Cmax do
    d1:=d1+h1[i,j]*h1[i,j];
    d2:=d2+h2[i,j]*h2[i,j];
d1:=sqrt(d1-m);
d2:=sqrt(d2-m);

```

Для обчислення коефіцієнта кореляції слід заздалегідь обчислити (або

прочитати з БД) елементи 2D-колірних гістограм і значення d_1 і d_2 , після чого виконувати обчислення по наступному алгоритму:

//обчислення або завантаження $h1, h2, d1$ і $d2$

$\rho:=0;$

for $i:=1$ to C_{\max} do

 for $j:=1$ to C_{\max} do

$\rho:=\rho+h1[i,j]*h2[i,j]-h1[i,j]-h2[i,j];$

$\rho:=(\rho-1)/(d1*d2);$

Оцінимо тимчасову складність даного алгоритму. Для етапу D час обчислень складе

$$T_D = C \max^2 (T_{\text{множ}} + 2T_{\text{обч}}) + T_{\text{сл}}, \quad (2.36)$$

а для етапу C (порівняння кожного з V зображень БД із зразком):

$$T_C = C \max^2 \cdot T_{\text{множ}} + T_{\text{обч}} + T_{\text{SQRT}}. \quad (2.37)$$

2.3.4 Сортування зображень для візуалізації

Обчислені на попередньому етапі позитивні значення коефіцієнта кореляції повинні бути поміщені в чергу візуалізації результатів в порядку спадання. Існує велика кількість алгоритмів сортування, що характеризуються різним часом виконання і необхідним об'ємом додаткової пам'яті [48]. Відносно задачі, що вирішується пропонується використовувати сортування методом прямого включення [48], що дозволяє відразу формувати впорядковану послідовність. Введемо наступні позначення:

$Q[1..V_1]$ – черга візуалізації;

Inf – структура, заповнена на етапі C і що включає два поля:

f_name (рядок) – ім'я файлу із зображенням;

ro (речовий) – обчислений коефіцієнт кореляції.

Q_count – кількість зображень, поміщених в чергу.

Псевдокод алгоритму формування черги приведений нижче. Передбачається, що спочатку черга Q порожня і Q_count=0.

```
If Inf.ro<0 then exit;
If Q_count<>0 then
{
  For i:=Q_count downto 1 do
    if Q[i].ro<Inf.ro then
      Q[i+1]:=Q[i]
    else
      break;
  Q[i+1]:=Inf;
} else Q[1]:=Inf;
Q_count:=Q_count+1
```

Для оцінки тимчасових витрат на виконання цього алгоритму розглянемо "гірший" випадок, коли для всіх зображень з БД коефіцієнти кореляції, обчислені на етапі С, позитивні, причому поступають вони в порядку зростання. При занесенні кожного елемента в чергу буде виконано 2 порівняння, 1 присвоєння і 1 додавання. При занесенні другого елемента крім згаданих дій буде виконано одне порівняння і одне присвоєння, при занесенні третього елемента - два порівняння і два присвоєння і т.д. Для останнього елемента додатково буде виконано (V-1) порівняння і (V-1) присвоєння. Таким чином, час виконання етапу S складе:

$$T_S = V \cdot (2 \cdot T_{\text{порів}} + T_{\text{присв}} + T_{\text{сл}}) + \frac{V \cdot (V - 1)}{2} \cdot (T_{\text{порів}} + T_{\text{присв}}). \quad (2.38)$$

В даному розділі дипломної роботи розроблено метод та алгоритми пошуку зображень в БД по їх колірному вмісту, що дозволяє без істотних втрат часу врахувати при описі вмісту зображення просторову інформацію і обмежити результати пошуку, уникнувши сортування всієї бази даних.

Запропонований модифікований алгоритм пошуку зображень в БД по їх текстурному вмісту, представленому гістограмою текстури, і по колірному вмісту, представленому 2D-колірною гістограмою, підвищена його швидкодія.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ ПОШУКУ ЗОБРАЖЕНЬ В БАЗІ ДАНИХ

3.1 Порівняння результатів пошуку з використанням різних алгоритмів

Для оцінки якості пошуку зображень за допомогою розглянутих в роботі алгоритмів розроблені програми, що виконують пошук зображень за допомогою традиційних і 2D-колірних гістограм, причому для порівняння цих характеристик використовувалися як раніше запропоновані величини (евклідова, косинусна відстань, кон'юнкція колірних гістограм), так і коефіцієнт кореляції традиційних і 2D-колірних гістограм.

У всіх випадках при побудові колірних гістограм виконувалося рівномірне квантування в RGB просторі до 64 кольорів по алгоритму, описаному раніше.

В якості інструментального засобу використано середовище візуального програмування Delphi 5.0.

Як було показано раніше, при пошуку зображень з використанням коефіцієнта кореляції КГ істотний вплив на час пошуку дає значення порогової величини, що задається при формуванні черги зображень, що візуалізуються. Оскільки теоретична оцінка можливого значення даної величини складна, то виконаємо цю оцінку експериментально.

На рисунку 3.1 приведені значення коефіцієнта кореляції, розраховані при пошуку різних зображень і впорядковані по спаданню значень (розглядалися тільки позитивні значення коефіцієнта кореляції). З рисунка видно, що при зменшенні значень коефіцієнта спостерігається стрибок, коли різниця між новим значенням коефіцієнта і попереднім різко збільшується. Для всіх проаналізованих зображень даний стрибок спостерігається при значеннях коефіцієнта кореляції, що значно перевищують 0.8. Більш того, дана тенденція спостерігається і для середнього значення коефіцієнта кореляції колірних гістограм.

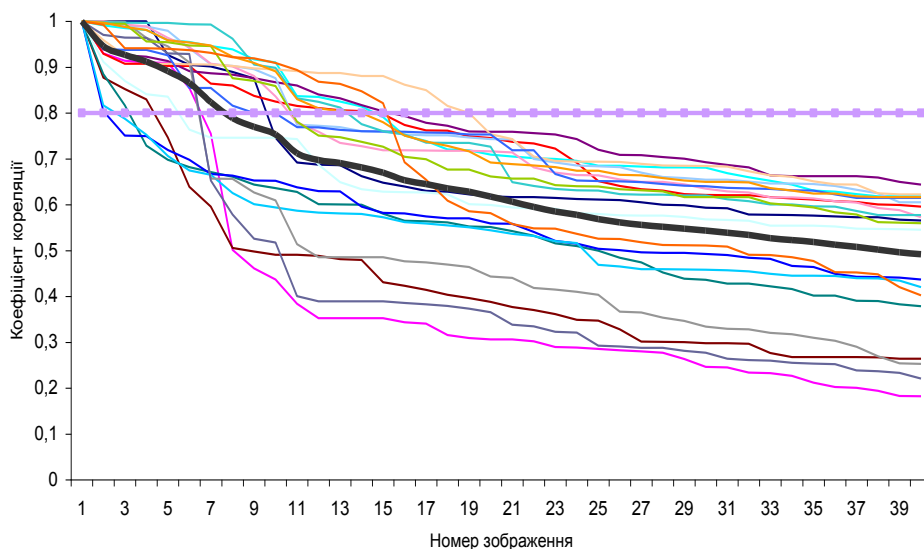


Рисунок 3.1 – Значення коефіцієнтів кореляції колірних гістограм

Отримані експериментально результати пошуку з використанням різних зразків приведені на рисунках 3.2–3.14. В якості зразка кожен раз використовувалося зображення, що виводиться в лівому верхньому кутку екрану; результати пошуку візуалізуються в порядку спадання подібності із зразком зліва направо і зверху вниз. Для оцінки якості пошуку по запропонованих методиках виконувалося порівняння з результатами, отриманими по традиційних алгоритмах (рисунках 3.2-3.4, 3.8-3.10). У ряді випадків (рисунках 3.5, 3.11) використання коефіцієнта кореляції нормованих центрованих КГ дає досить задовільні результати. Проте рисунку 3.14 показує, що після порівняння зображень з використанням коефіцієнта кореляції нормованих центрованих колірних гістограм в число результатів пошуку можуть потрапити зображення, що містять кольори, що не зустрічаються в зразку пошуку. Дане припущення було висунуте і обгрунтоване раніше, в розділі 2. Таким чином, експериментально отримано підтвердження непридатності такого підходу для пошуку зображень по колірному вмісту, не дивлячись на хороші часові характеристики алгоритму.

При порівнянні результатів пошуку по запропонованому алгоритму (рисунки 3.5, 3.12) з традиційними методиками видно, що результати пошуку співпадають, тобто експериментальним шляхом підтверджена можливість використання коефіцієнта кореляції для порівняння колірних гістограм

зображень. Рисунки 3.6 і 3.13 ілюструють результати пошуку з пороговим значенням, рівним 0.8.

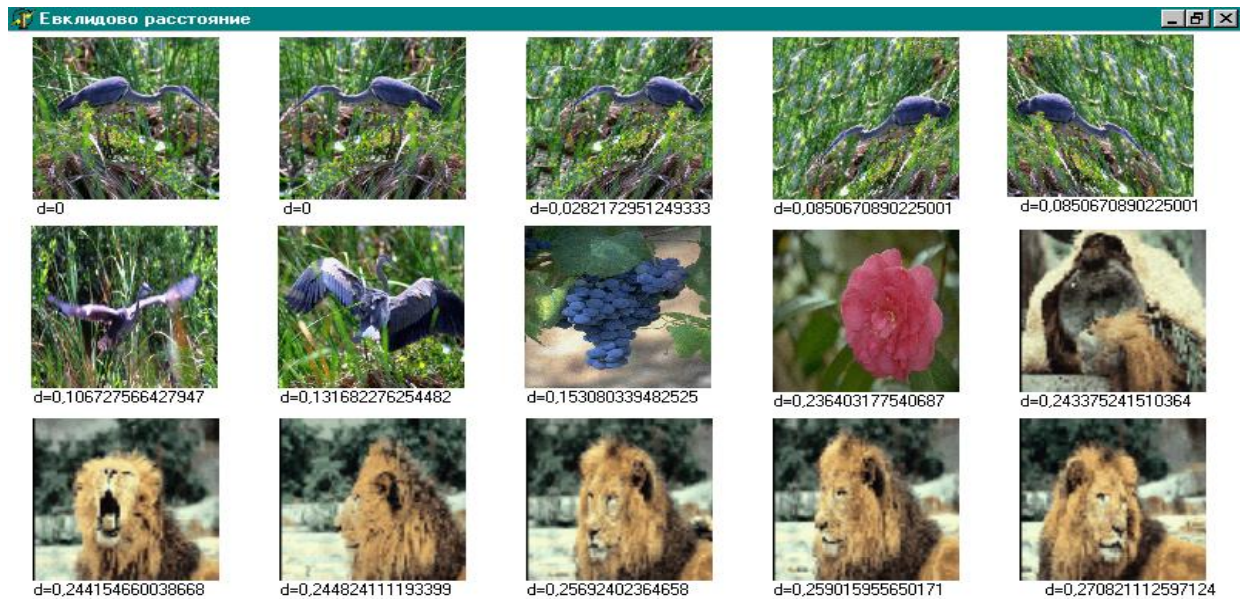


Рисунок 3.2 – Результати пошуку з використанням евклідової відстані



Рисунок 3.3 – Результати пошуку з використанням кон'юнкції КГ



Рисунок 3.4 – Результаты поиска с использованием косинусной відстані



Рисунок 3.5 – Результаты поиска с использованием коэффициента корреляції нормованих центрованих КГ

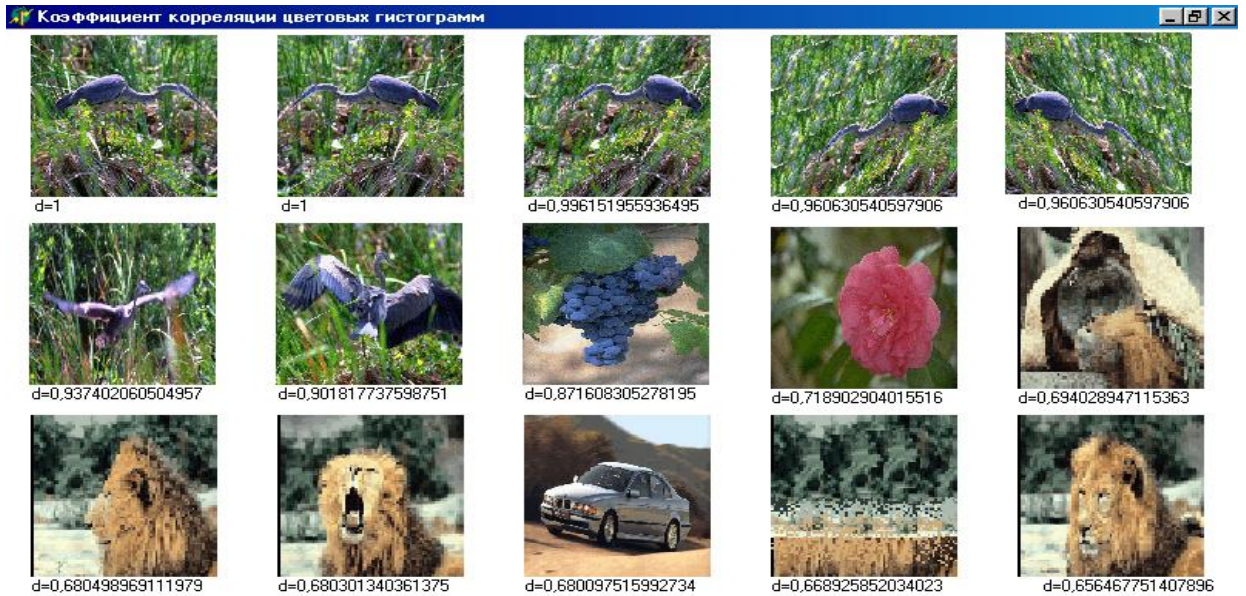


Рисунок 3.6 – Результаты поиска с использованием коэффициента корреляции КГ без порогового значения

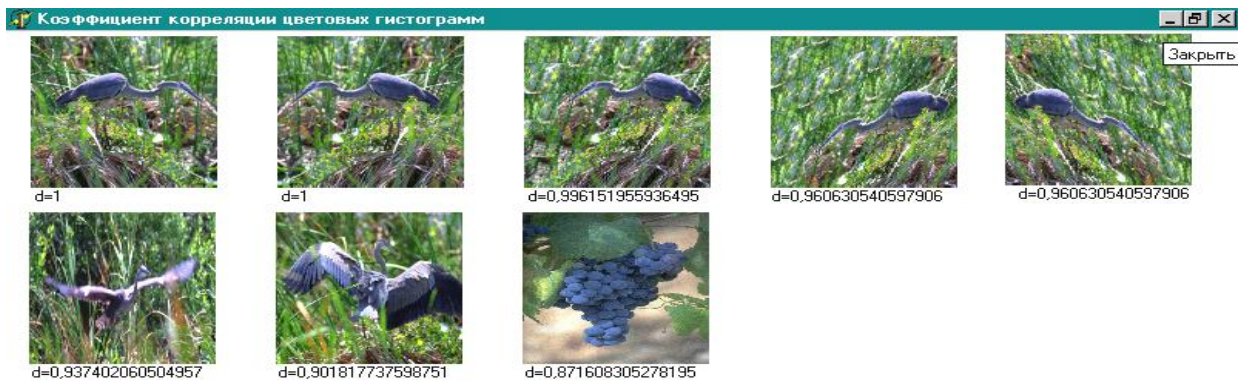


Рисунок 3.7 – Результаты поиска с использованием коэффициента корреляции КГ с пороговым значением, равным 0.8



Рисунок 3.8 – Результати пошуку з використанням евклідової відстані



Рисунок 3.9 – Результати пошуку з використанням кон'юнкції КГ



Рисунок 3.10 – Результаты поиска з використанням косинусної відстані



Рисунок 3.11 – Результаты поиска з використанням коефіцієнта кореляції нормованих центрованих КГ

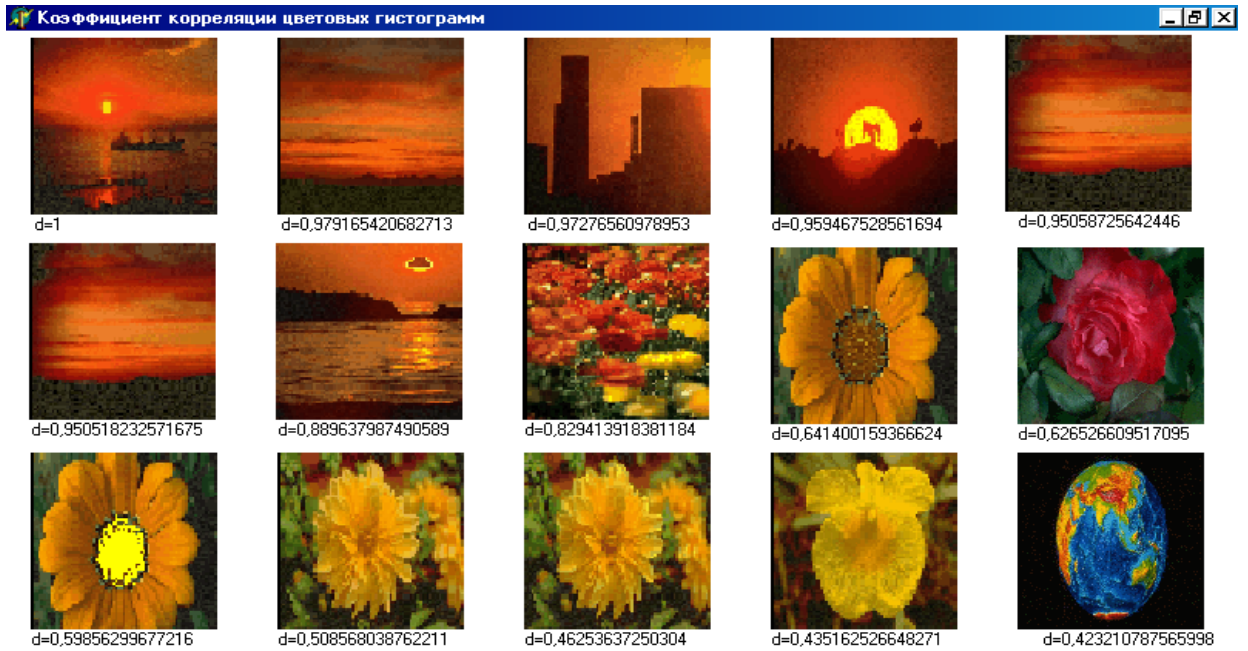


Рисунок 3.12 – Результати пошуку з використанням коефіцієнта кореляції КГ без порогового значення

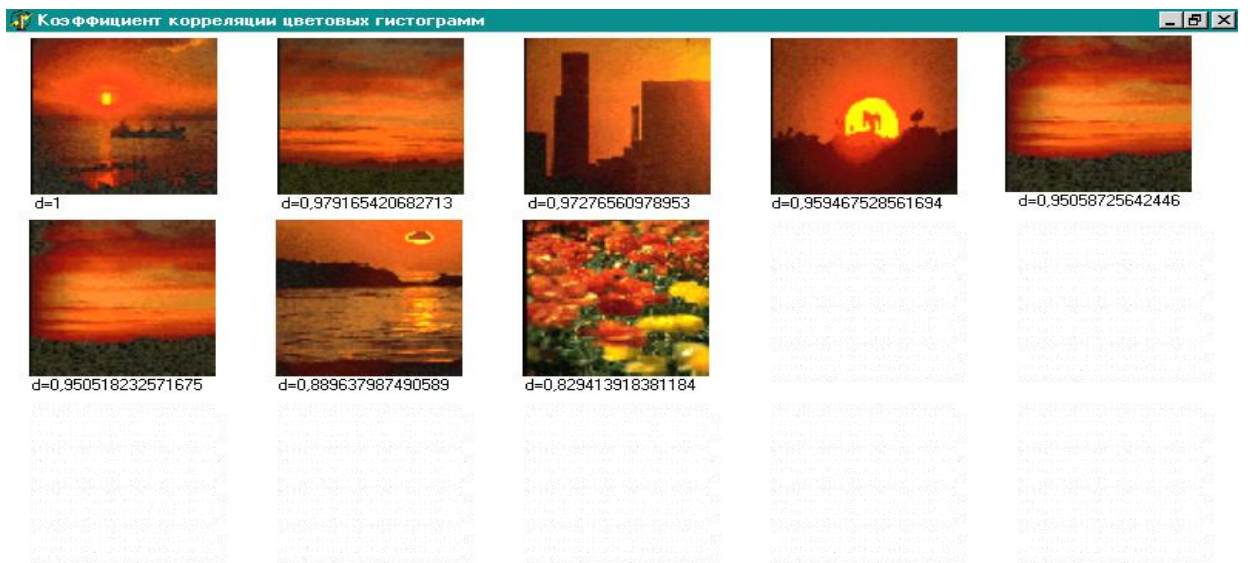


Рисунок 3.13 – Результати пошуку з пороговим значенням, рівним 0.8



Рисунок 3.14 – Результати пошуку, що ілюструють недоліки використання коефіцієнта кореляції нормованих центрованих КГ

Проте розглянутий алгоритм володіє одним дуже істотним недоліком, який полягає в наступному. Колірна гістограма характеризує загальний розподіл кольорів в зображеннях, без врахування будь-якої просторової інформації. Тому при використанні даного алгоритму вважаються ідентичними зображення, які візуально абсолютно різні, що ілюструється рисунку 3.15. В даному випадку в якості зразку пошуку було використано зображення, що є п'ятим в результуючому списку, проте розподіл кольорів чотирьох попередніх зображень є таким же, як і у зразка (половина точок забарвлені в синій колір, половина - в жовтий). Таким чином, при використанні даного зразка алгоритм пошуку дає незадовільні результати.

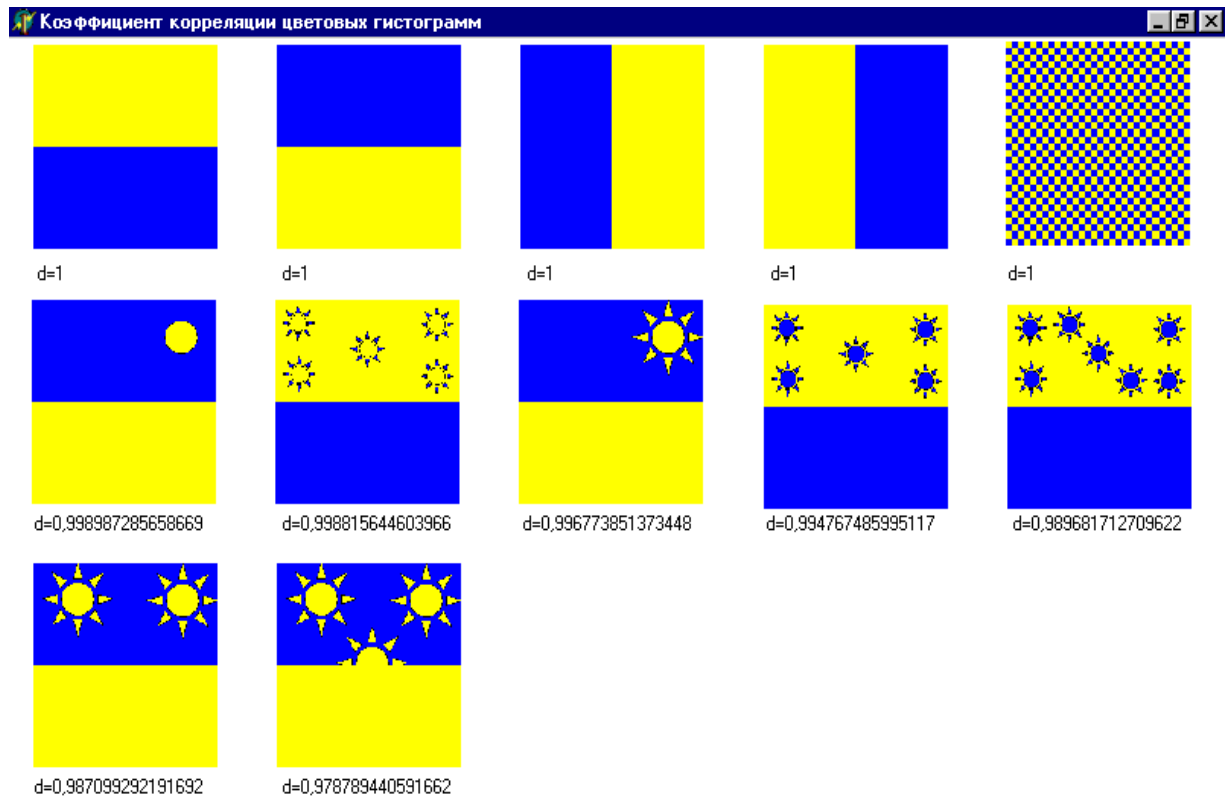


Рисунок 3.15 – Ілюстрації недоліків традиційних колірних гістограм

Результати пошуку з використанням коефіцієнта кореляції 2D-колірних гістограм приведені на рисунках 3.16-3.20. Зображення, що використалося в якості зразку, як і раніше, розташовується в лівому верхньому кутку. Знайдені зображення розміщуються зліва направо і зверху вниз по спаданню ступеня подібності з шуканим зразком.

На рисунках 3.16 і 3.17 приведені результати пошуку зображень, що не відрізняються періодичністю малюнка і що були тестовими при аналізі алгоритму, що використовує звичайні колірні гістограми. Як видно з малюнків, використання 2D-колірних гістограм дозволяє в деякій мірі поліпшити якість пошуку, перемістивши зображення, мало схожі на зразок, ближче до кінця списку результатів.

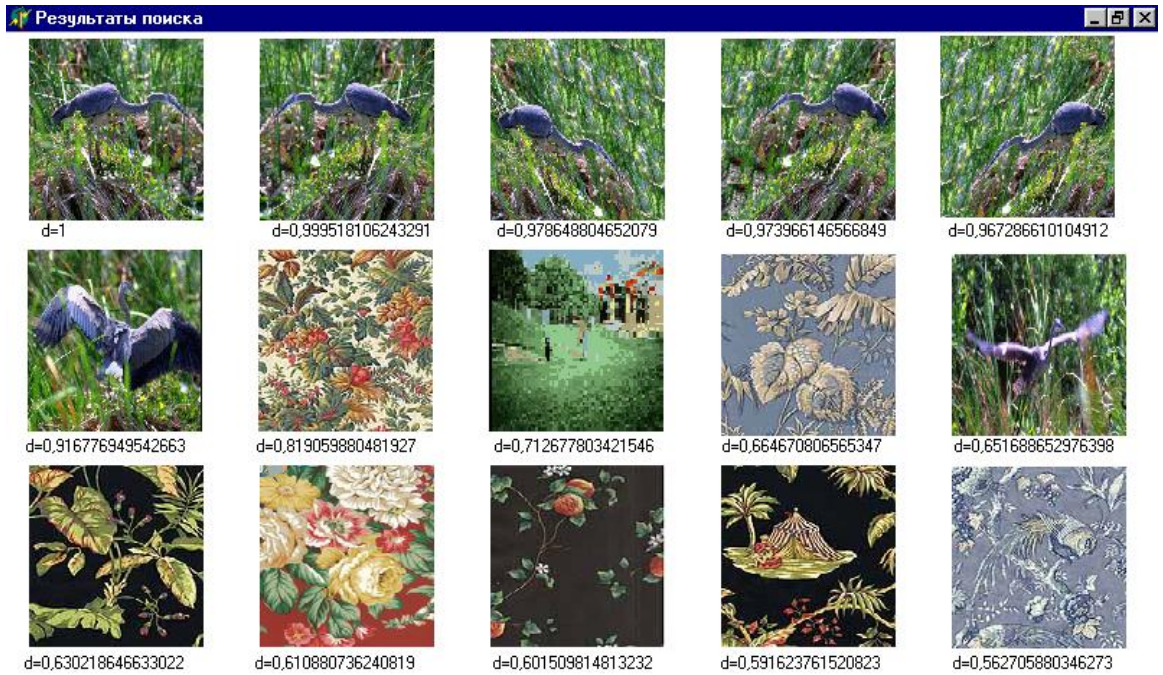


Рисунок 3.16 – Результати пошуку з використанням 2D-колірних гістограм



Рисунок 3.17 – Результати пошуку з використанням 2D-колірних гістограм

На рисунку 3.18 приведені результати пошуку зображень-зразків шпалер,

взятих з колекцій Інтернет-магазинів. Як видно з рисунку, використання 2D-колірних гістограм дозволило розмістити на початку списку результатів пошуку зображення, схожі з шуканим не тільки по співвідношенню кольорів, але і що містять аналогічний (в даному випадку ромбоподібний) малюнок.

Таким чином, експериментально показані переваги використання 2D-колірних гістограм для представлення колірного вмісту зображення.

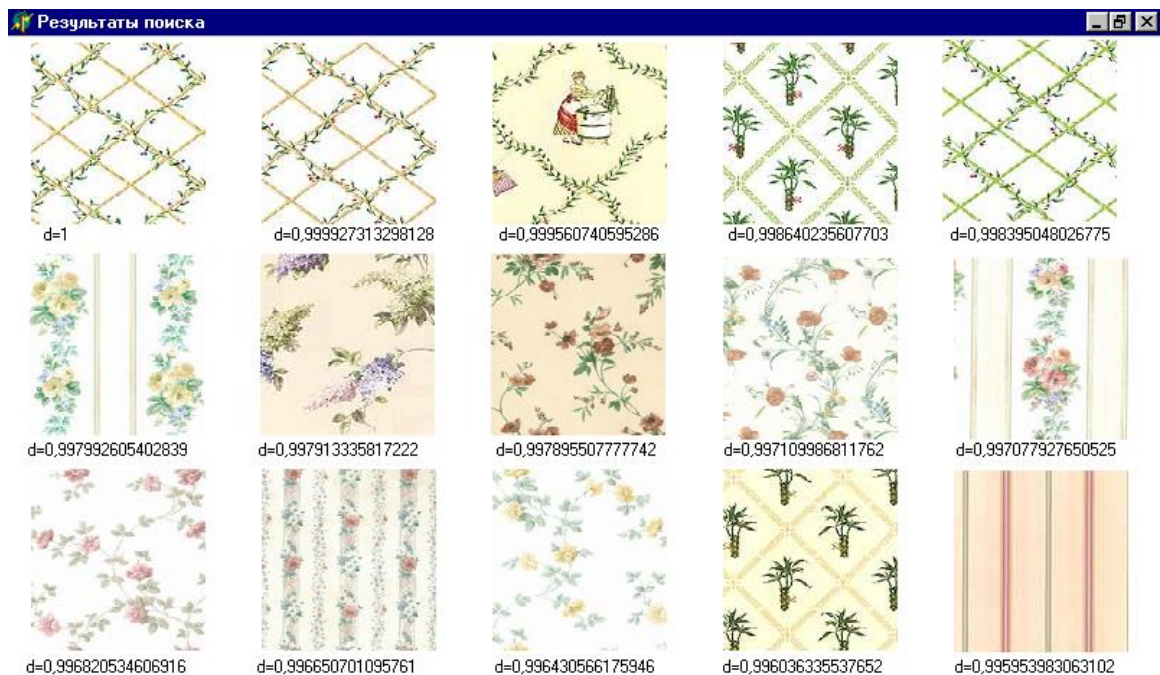


Рисунок 3.18 – Результати пошуку зображень-зразків шпалер

Аналогічна ситуація спостерігається і при розгляді рисунку 3.19. Тут в процесі пошуку було знайдено, по суті, тільки одне зображення, яке співпадає з шуканим по малюнку, але таке, що трохи відрізняється за кольором (решта всіх візуалізованих зображень дуже сильно відрізняється від зразка і може не враховуватися). На рисунку 3.20 показані результати пошуку за зразком, який дозволив виявити недолік колірних гістограм – їх інваріантність до просторових модифікацій зображень (приведені тільки зображення з позитивним коефіцієнтом кореляції 2D-колірних гістограм). З даного рисунка видно, що зображення, які містять точки тих же кольорів, що і зразок, але в іншій конфігурації, не

вважаються співпадаючими із зразком, як це було раніше.



Рисунок 3.19 – Використання 2D-колірних гістограм для представлення колірного вмісту зображення

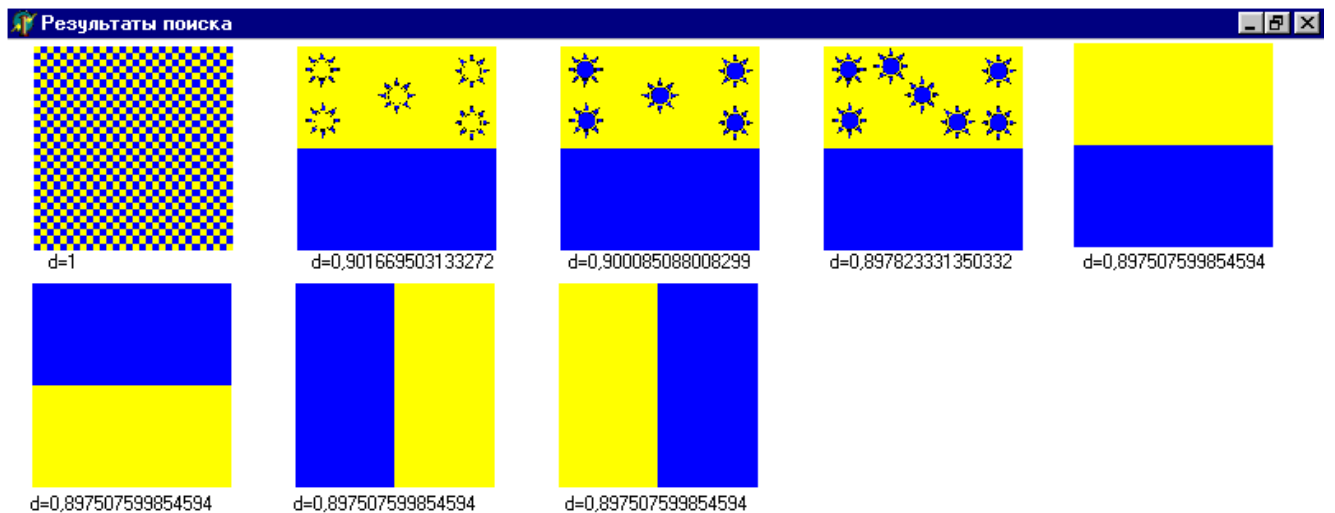


Рисунок 3.20 – Результати пошуку за зразком, який дозволив виявити недолік колірних гістограм

3.2 Оцінка якості пошуку зображень в базі даних з використанням модифікованого алгоритму пошуку

У даному параграфі виконується аналіз описаного раніше модифікованого алгоритму з погляду підвищення якості пошуку в порівнянні з алгоритмами, що використовують традиційні метрики.

Для оцінки якості пошуку зображень по конкретному алгоритму використовуються значення характеристик *recall* (R) і *precision* (P). Нагадаємо, що характеристика P оцінює частку зображень, що є підходящими для даного запиту, серед всіх зображень, виведених як результати, а характеристика R показує, яка частина зображень, що є підходящими, була включена в число результуючих. Очевидно, що для хорошого алгоритму значення цих характеристик повинні бути якомога ближчими до одиниці, і з двох алгоритмів за інших рівних умов слід вибирати той, для якого вказані характеристики мають великі значення.

Для експериментів застосовувалася методика, запропонована в [49]. Відповідно до цієї методики для кожного зображення будується характеристика його вмісту. Далі, кожне із зображень, що містяться в базі даних, використовується в ролі зразка пошуку для отримання набору зображень, впорядкованої по спаданню подібності із зразком. Після кожного циклу пошуку по формулах (1.16) і (1.17) обчислюються значення характеристик *recall* (R) і *precision* (P). Для аналізу ефективності алгоритму використовуються середні значення вказаних характеристик, що обчислюються після того, як всі зображення, що містяться в БД, були використані як зразок.

Для реалізації даної методики виконується попередня розмітка всієї бази даних зображень. В ході цієї розмітки формується матриця $M[V \times V]$, кожен елемент якої визначається таким чином:

$$M[i, j] = \begin{cases} 1, & \text{якщо } j - \text{е зображення похоже на } i - \text{е} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (3.1)$$

Очевидно, застосування даної методики виправдане лише в тому випадку,

якщо у складі БД є групи зображень, візуально схожих між собою, і якщо результуючий набір зображень яким-небудь чином обмежений. Назвемо групи візуально схожих між собою зображень кластерами, кожен з яких характеризується значенням N – потужністю кластера БД, до якого належить зразок пошуку (i -е зображення), яке визначається як

$$N = \sum_{j=1}^V M[i, j]. \quad (3.2)$$

Шляхом обмеження результуючого набору зображень потужністю найбільшого кластера БД були отримані криві, що показують зміни значень характеристик якості пошуку, приведені на рисунку 3.21. Як видно з графіків, використання 2D-колірних гістограм дозволяє виконувати пошук якісніше в порівнянні з алгоритмами, що використовують традиційні колірні гістограми.

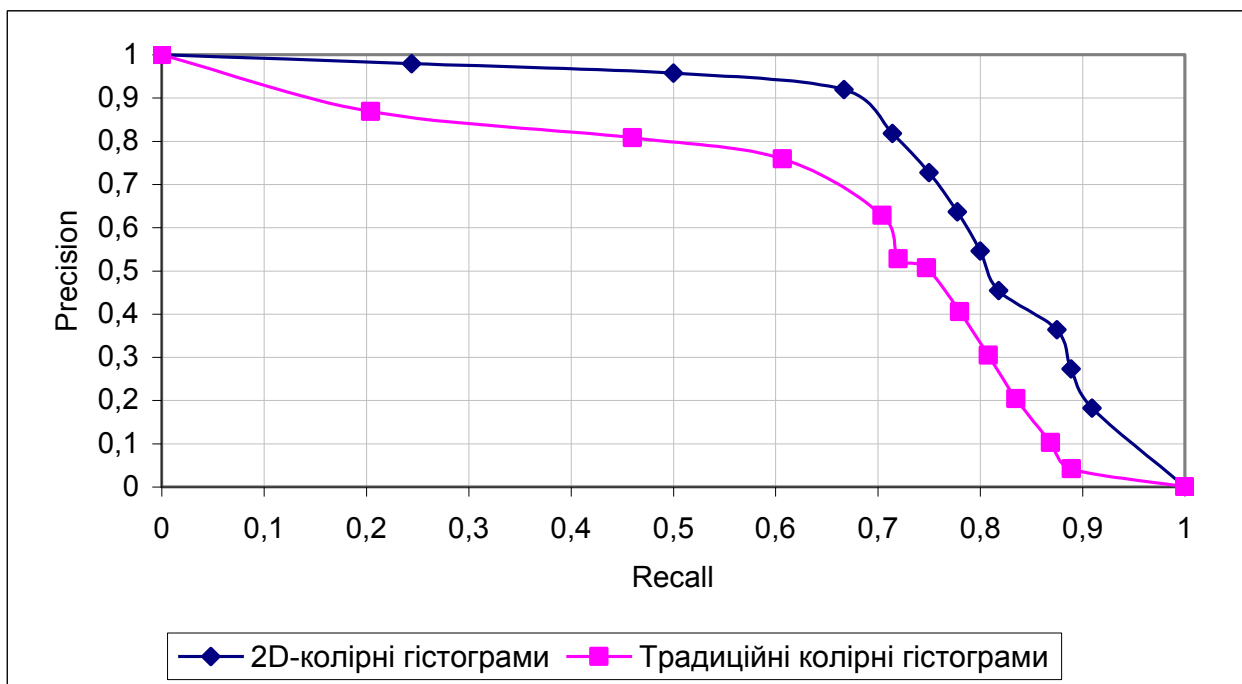


Рисунок 3.21 – Зміна середніх значень якості пошуку по різних алгоритмах

У роботі [50] результуючий набір обмежується довільним цілочисельним значенням i і досліджується зміна значень характеристик P і R при збільшенні числа зображень, що виводяться як результати. Такий аналіз володіє одним істотним недоліком – кількість результуючих зображень може бути обмежена

значенням, значно меншим розміру кластера, до якого належить зразок, і в цьому випадку значення R говоритиме про незадовільну якість пошуку по деякому алгоритму, хоча причина полягатиме не в недоліках алгоритму, а в невдалому обмеженні результатів. Про те ж може свідчити значення R за ситуації, коли розмір результуючого списку зображень значно перевищує розмір кластера зразка.

У даній роботі для обмеження результуючого набору зображення використовувалися значення коефіцієнта кореляції, що лежать в області його значень $[1; -1]$ з кроком 0.1. На рисунках 3.22 і 3.23 приведені криві, що відображають середнє значення характеристик P і R при різних значеннях коефіцієнта кореляції, отримані при пошуку шляхом порівняння традиційних колірних гістограм і 2D-колірних гістограм. Аналізуючи приведені на вказаних рисунках криві, можна зробити наступні висновки. По-перше, поведінка обох характеристик демонструє переваги застосування 2D-колірних гістограм для представлення вмісту зображень. По-друге, ці графіки наочно ілюструють існування порогового значення коефіцієнта кореляції, який може бути використаний для обмеження результуючого набору зображень. З рисунка 3.21 видно, що при коефіцієнті кореляції, рівному 0.8, частка підходящих зображень серед всіх, включених в результуючий список, складає всього 0.3, тобто навіть таке обмеження приводить до великої надмірності списку. Аналіз рисунку 3.22 показує, що при цьому ж пороговому значенні є деяка частина зображень, схожих із зразком і не включених в результуючий набір (приблизно 2%), тому встановлювати порогове значення коефіцієнта кореляції вище 0.8 недоцільно.

Таким чином, проведений аналіз запропонованого в роботі алгоритму дозволяє говорити про його обґрунтовану перевагу над запропонованими раніше алгоритмами.

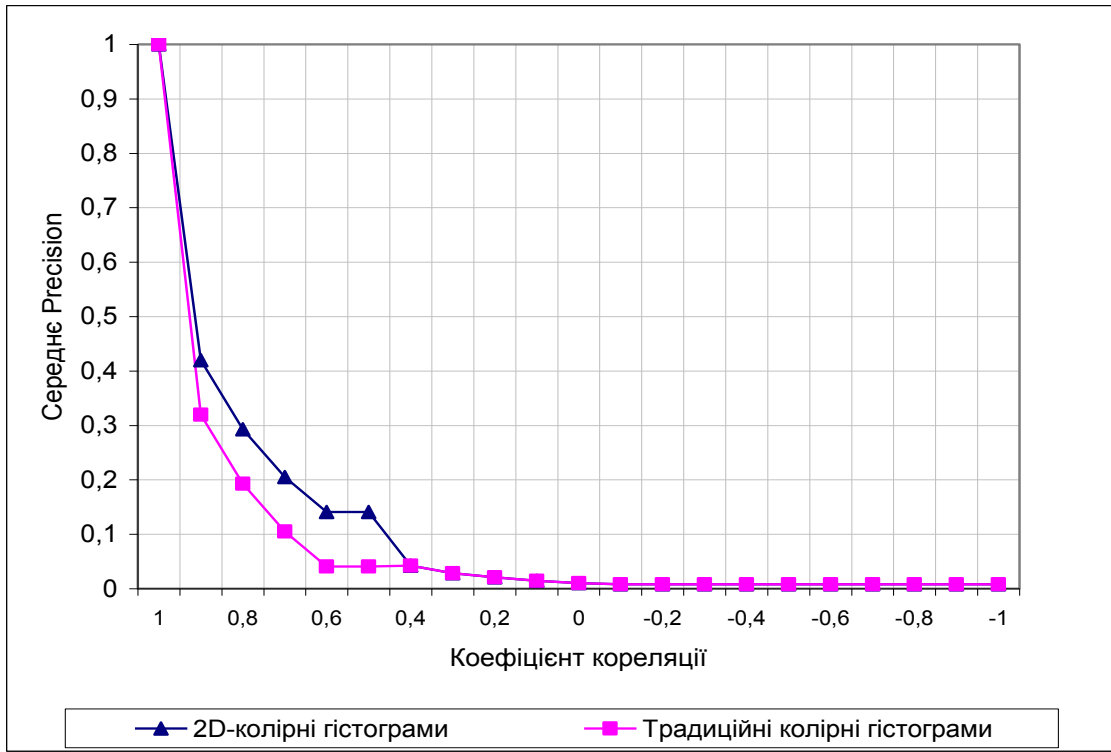


Рисунок 3.22 – Зміна середнього значення характеристики Precision при різних значеннях коефіцієнта кореляції

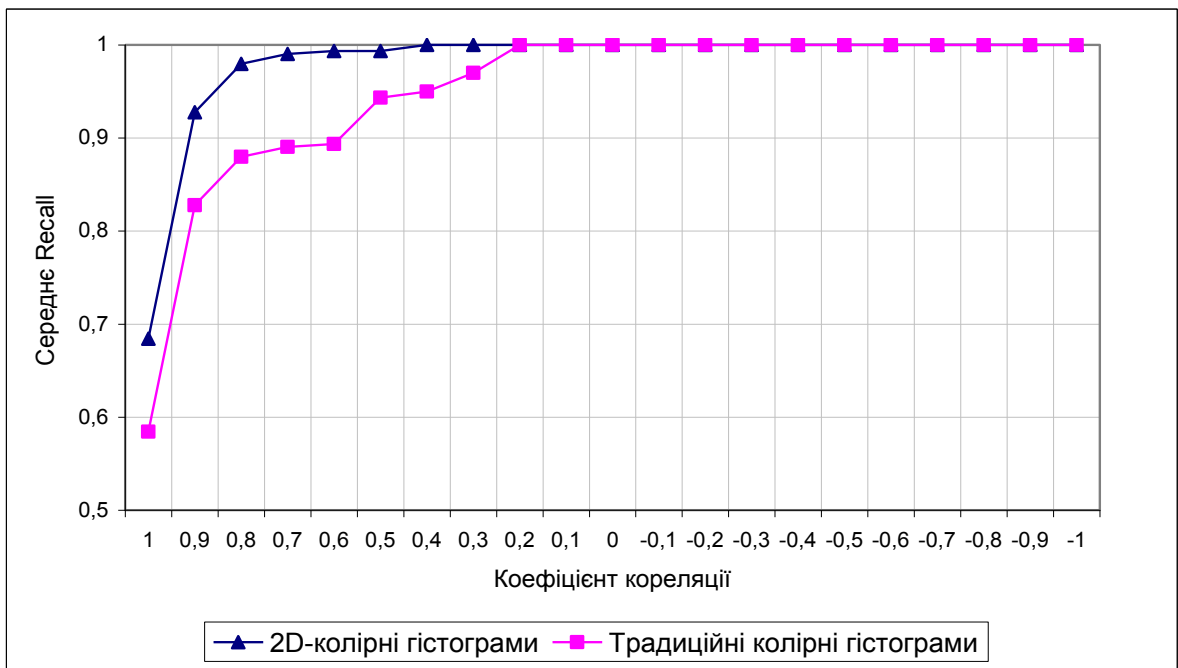


Рисунок 3.23 – Зміна середнього значення характеристики Recall при різних значеннях коефіцієнта кореляції

Запропонований метод пошуку зображень по їх колірному вмісту і розроблені відповідно до нього алгоритми використовуються у приватному

підприємстві «Західагротрейд» при розробці цифрової системи безпеки для реалізації швидкого пошуку по відеоархіву, зберігання інформації, її швидкого пошуку і аналізу (додаток А).

В даному розділі експериментально підтверджена доцільність використання коефіцієнта кореляції гістограмних ознак зображень для оцінки їх схожості при пошуку по колірному і текстурному вмісту. Показана вища ефективність використання 2D-колірних гістограм для представлення колірного вмісту зображень.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі проведено теоретичне узагальнення і нове вирішення задачі контекстного пошуку зображень у великих базах даних на підставі колірних і текстурних характеристик вмісту. Дане рішення підвищує якість пошуку за рахунок обліку просторової інформації про розподіл кольорів всередині зображення і дозволяє обмежити результати пошуку за рахунок порівняння колірного вмісту зображень за допомогою коефіцієнта їх кореляції.

При цьому отримано такі результати, що мають наукову та практичну цінність:

1. В загальному вигляді сформульована задача пошуку зображень на основі їх вмісту в базі даних, виконана класифікація систем пошуку зображень за зразком у великих базах даних.

2. Вперше запропоновано для оцінки колірного вмісту зображення використовувати 2D-колірну гістограму, що дозволяє врахувати просторову інформацію.

4. Розроблено метод пошуку зображень в БД по їх колірному вмісту, що дозволяє без істотних втрат часу врахувати при описі вмісту зображення просторову інформацію і обмежити результати пошуку, уникнувши сортування всієї бази даних.

5. Розроблені алгоритми пошуку зображень по текстурному і колірному вмісту з використанням коефіцієнта кореляції ознак. Виконано порівняння різних модифікацій алгоритмів пошуку, що використовують запропонований підхід, з погляду їх використання для задачі контекстного пошуку зображень.

6. Показані недоліки застосування колірних гістограм як характеристики колірного вмісту зображення і запропонована нова характеристика – 2D-колірна гістограма, що дозволяє врахувати просторову інформацію.

7. Запропонований модифікований алгоритм пошуку зображень в БД по їх текстурному вмісту, представленому гістограмою текстури, і по колірному вмісту, представленому 2D-колірною гістограмою, підвищена його швидкодія за рахунок наступних модифікацій:

– застосування інкрементних обчислень на етапі обчислення гістограмного ознаки зображення;

– перетворення формул для розрахунку коефіцієнта кореляції з урахуванням використання нормалізованих колірних, текстурних і 2D-колірних гістограм;

– розрахунок середньоквадратичного відхилення елементів гістограм безпосередньо після її побудови, а не на етапі порівняння.

8. Запропонований алгоритм дозволяє підвищити якість пошуку і уникнути сортування всієї БД, обмеживши результати пошуку тими зображеннями, для яких коефіцієнт кореляції більший 0. Традиційно в системах пошуку зображень виконується сортування всіх зображень з БД по спаданню їх схожості із зразком пошуку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. - М.: Мир, 1982. - Кн. 2 – 310 с.
2. Van den Berg C. A., van den Boomgaard R., Worring M., Koelma D., Smeulders A. Horus: Integration of image processing and database paradigms//Proceedings of the First Int. Workshop of Image Databases and Multi-Media Search.–1996.–p. 226–234.
3. Smith J. R., Chang S. – F. Tools and Techniques for Color Image Retrieval// In Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology//Storage & Retrieval for Image and Video Databases. – 1996. – № 4, vol. 2670. – p. 426– 437.
4. Stricker M., Swain M. The capacity of color histogram indexing// Computer Vision and Pattern Recognition. Proceedings CVPR'94. IEEE Computer Society Conference. – 1994. – p. 704-708.
5. Lau C. – K. The Effect of Color Quantization in Difference Color Models// <http://www.erc.msstate.edu/~rjm/ColorQuant>.
6. Fränti P., Ageenko E., Copylov P., Gröhn S., Berger F. Map Image Compression for Real-Time Applications // Symposium on Geospatial Theory, Processing and Applications. – Ottawa, 2002. – [www.isprs.org/ comission4/ proceedings02/pdfpapers/054.pdf](http://www.isprs.org/comission4/proceedings02/pdfpapers/054.pdf).
7. Image Database Indexing and Retrieval System with Parallel Computer Engine // www.abacus.ee.cityu.edu.hk/projectrs.html
8. Kang K.-D., Son S.H., Stankovic J.A., Abdelzaher T.F. A QoS-Sensitive Approach for Timeliness and Freshness Guarantees in Real-Time Databases. – October, 2002. – www.cs.virginia.edu/papers/qos-sensitive-euromicro02.pdf.
9. Schatz B.R. Information retrieval in digital libraries: Bringing search to the net//Science.–1997.–vol. 275.–p. 327-334.
10. Eakins J.P., Broadman J.M., Graham M.E. Similarity Retrieval of Trademark Images // IEEE Multimedia, 1998. – №5(2). – p.53-63.

11. Cappelli R., Maio D., Maltoni D., Wayman J.L., Jain A.K. Performance evaluation of fingerprint verification systems // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – Vol. 28, № 1, January 2006. – p.3-18.
12. Ross A., Dass S.C., Jain A.K.. Fingerprinty Warping using ridge curve correspondence// IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence.– Vol. 28, №1. – January, 2006. – p.19-30.
13. Герцій О.А. Розробка обчислювальної схеми “грубої”-“точної” обробки зображень для системи розпізнавання образів: Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук: 01.05.02 / Вінницький державний технічний університет. – Вінниця, 2001. – 19 с.
14. Пентланд А., Чаудхари Т. Распознавание лиц для интеллектуальных сред // Открытые системы – 2000/ – №3/ – с.28 –33.
15. FaceIt ARGUS Screening System. http://www.identix.com/products/pro_security_bnp_argus.html.
16. Viisage Products Portfolio. http://www.viisage.com/ww/en/pub/viisage_products_new.htm.
17. Whit Andrews. TrueFace Made to Secure Net Access. Miros Inc. introduced TrueFace Web, biometric tool for securing Web access. <http://www.internetnews.com/infra/article.php/47911>
18. Wu C.W. On the Design of Content- Based Multimedia Authentication Systems//IEEE Transactions on Multimedia. – 2002. – Vol. 4, №.3. – p. 385- 393.
19. Protecting Civilization from the faces of terror: a primer on the role facial recognition technology can play in enhancing airport security. http://www.eyefortravel.com/papers/Counterterrorism_WP_-_US.pdf
20. Wang K, Lin J., Gajnak J., Murphy F. Image contentbased retrieval and automated interpretation of fluorescence microscope images via the protein subcellular location image database//IEEE.–2002.–pp. 325-328.
21. Виртуальная библиотека Нового Южного Уэльса: <http://cdromweb.sns.gov.au/picman/welcome.html>.
22. Цифровая коллекция Эрмитажа: <http://www.hermitagemuseum.org>

23. Коллекция живописи Национальной галереи искусств США:
<http://www.nga.gov>.
24. Цифровая библиотека VCL Antropomorphic Image Library:
<http://us.vclart.net/vcl>.
25. Цифровая астрономическая библиотека: www.astronomy.ca/images/
26. Smith J. R. Integrated Spatial and Feature Image Systems: Retrieval, Analysis and Compression: Submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy in the Graduate School of Arts and Sciences. – Columbia University, 1997. <http://disney.ctr.columbia.edu/jrsthesis/node1.html>
27. Forsyth D.A., Malik J., Wilensky R. Searching for Digital Pictures // Scientific American, 1997 – №6. – p. 72-77.
28. Параллельная обработка информации: В 5 т. /АН УССР. Физ.-мех. ин-т им. Г.В.Карпенко.К.–1990.–т. 5: Проблемно-ориентированные и специализированные средства обработки информации: Под ред. Б.Н.Малиновского и В.В.Грицька. – 504 с.
29. IBM Almaden Research Center. Query by Image and Video Content: the QBIC System // IEEE Computer. – September, 1995. – p. 23-31.
30. Smith J. R., Chang S.-F. Searching for Images and Videos on the World-Wide Web // IEEE Multimedia Magazine. – Summer, 1997. (also Columbia University CU/CTR Technical Report #459-96-25). Demo: <http://www.ctr.columbia.edu/webseek>
31. Bach J. R., Fuller C., Gupta A., Hampapur A., Horowitz B., Humphrey R., Jain R. C., Shu C. Virage image search engine: an open framework for image management.// In Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology. Storage & Retrieval for Image and Video Databases IV – vol. 2670, IS&T/SPIE, 1996 – p. 76 – 87.
32. Роджерс Д. Алгоритмические основы машинной графики: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 512 с.
33. Hafner J., Sawhney H.S., Equitz W., Flickner M., NiBlack W. Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 17, №.7, 1995. – p. 729 – 736.

34. Stricker M., Orengo M. Similarity of color images// SPIE. – 1995. – vol. 2420, №1. – p. 381-392.
35. Boosting color saliency in image feature detection // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – Vol. 28, №1, January 2006. – pp.150-156.
36. Smith J. R., Chang S. – F.. Safe: A general framework for integrated spatial and feature image search// IEEE. Submitted Workshop on Multimedia Signal Processing. – Princeton, NJ, June, 1997.
37. Colour Science Glossary: <http://ziggy.derby.ac.uk/colour/info/glossary/>
38. Swain M. J., Ballard D. H. Color indexing//International Journal of Computer Vision. – 1991. – vol.7, №(1). – p. 11–32.
39. Stricker M., Dimai A. Color indexing with weak spatial constraints. In Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology//Storage & Retrieval for Image and Video Databases. – 1996. – № 4, vol. 2670. – p. 29– 41.
40. Chua T.-S., Lim S.-K., Pung H.-K. Content-based retrieval of segmented images //In Proceedings of ACM International Conference on Multimedia. – Oct., 1994.
41. Hsu W., Chua T. S., Pung H. K.. An integrated color-spatial approach to content-based image retrieval.//Proceedings of ACM International Conference on Multimedia. – November, 1995 – p.305 – 311.
42. Vinod V.V., Hiroshi Murase, Object Location Using Complementary Color Features: Histogram and DCT//13th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'96). – 1996. – vol.1/ – p. 554.
43. Haralick R. M. Statistical and structural approaches to texture // Proc. of the IEEE – № 67(5), May 1979. – p. 786 – 804.
44. Башков Е.А., Шозда Н.С. Поиск изображений в больших БД с использованием коэффициента корреляции цветовых гистограмм.// Труды 12-й Международной конференции ГрафиКон'2002. – Нижний Новгород, – 2002. – с. 358–361.
45. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика.– М.:Высшая школа, 1972 – 479 с.
46. Озкарахан Э. Машины баз данных и управление базами данных: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 696 с.

47. Ахо А., Хопкрофт Д., Ульман Д. Структуры данных и алгоритмы: Пер. с англ.–М.:Издательский дом «Вильямс», 2000. –384 с.
48. Лорин Г. Сортировка и системы сортировки: Пер. с англ.–М.: Наука, 1983. – 384 с.
49. Aibing Rao, Rohini K. Srihari, Lei Zhu, Aidong Zhang. A method for measuring the complexity of image databases.//IEEE Transactions on Multimedia. – Vol. 4, No.2, June 2002. – p. 160-173.
50. Gaurav Aggarval, Ashvin T.V. and Sugata Ghosal. An image retrieval system with automatic query modification // IEEE Transactions on Multimedia. – Vol. 4, № 2, 2002. – p. 201-214.
51. Методичні рекомендації до виконання дипломної роботи з освітньо-кваліфікаційного рівня “Магістр”. Спеціальність „Комп’ютерні системи та мережі” / О.М. Березький, Р.Б. Трембач, Н.М. Васильків, Г.М. Мельник / Під ред. О.М. Березького – Тернопіль: ТНЕУ, 2012.– 42 с.

Додаток А
Довідка про використання