

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

До захисту допускається
Т.в.о. завідувача кафедри
_____ Сафонова С.О.
« ____ » _____ 20__ р.

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

НА ТЕМУ:

Метод кластеризації структурних описів зображень

Освітній рівень “Магістр”
Спеціальність 123 “Комп’ютерна інженерія”

Науковий керівник роботи:

(підпис)

Г.Ф.Кривуля

(ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

(підпис)

Я.О.Критська

(ініціали, прізвище)

Студент:

(підпис)

А.А. Рижков

(ініціали, прізвище)

Група:

КІ-18зм

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет Інформаційних технологій та електроніки

Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії

Освітній рівень магістр

Напрямок підготовки _____

(шифр і назва)

Спеціальність 123 "Комп'ютерна інженерія"

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Т.в.о. завідувача кафедри _____

С.О. Сафонова

« _____ » _____ 20 ____ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Рижкову Антону Анатолійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Метод кластеризації структурних описів зображень

керівник проекту (роботи) Кривуля Геннадій Федорович, д.т.н., проф.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від «11» 10 2019 р. № 136/15.15

2. Строк подання студентом роботи 10.01.2020

3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики, теоретичні

відомості про методи кластеризації об'єктів, теоретичні відомості про

детектори для визначення характерних ознак зображень

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно

розробити) Методи структурного розпізнавання зображень, застосування

кластерного аналізу в структурних методах розпізнавання зображень,

реалізація моделі кластерного подання структурних описів, охорона праці та

безпека в надзвичайних ситуаціях, висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Електронні плакати

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Критська Я.О. ст. викл. кафедри КНІ		

7. Дата видачі завдання 14.10.2019

Керівник

_____ (підпис)

Завдання прийняв до виконання

_____ (підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Отримання завдання	02.09.2019-15.09.2019	
2	Огляд літературних джерел	16.09.2019-22.09.2019	
3	Розробка моделі	23.09.2019-25.09.2019	
4	Програмна реалізація моделі	26.09.2019-06.10.2019	
5	Розробка частини проекту "Охорона праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях"	07.10.2019-25.11.2019	
6	Оформлення пояснювальної записки, автореферату та презентації	26.11.2019-9.01.2020	
7			

Студент

_____ (підпис)

А.А.Рижков

_____ (прізвище та ініціали)

Науковий керівник

_____ (підпис)

Г.Ф.Кривуля

_____ (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Рижков А.А. Метод кластеризації структурних описів зображень.

Об'єкт дослідження – методи розпізнавання у просторі дескрипторів ключових точок зображення.

Метою атестаційної роботи магістра є дослідження результативності моделі кластерного подання структурних описів для розпізнавання зображень.

Предмет дослідження – порівняльний аналіз ефективності методів голосування та кластеризації у просторі структурних ознак при встановленні релевантності під час розпізнавання зображень.

Проведено порівняльний аналіз та огляд методів структурного розпізнавання, а також швидкодії та ефективності традиційного методу голосування та із використанням кластеризації. Результати дослідження застосовано при реалізації методів розпізнавання в прикладних базах зображень. Створено програмний засіб для реалізації процесу розпізнавання, що дозволяє встановити міру релевантності завантажених зображень.

Ключові слова: детектор brisk, метод k-means, структурні методи розпізнавання зображень, метрика хемінга, релевантність, голосування, кластеризація у просторі дескрипторів ключових точок.

ABSTRACT

Rizhkov A.A. The method of clustering structural descriptions of the image.

The object of the research is study the methods of recognition in space of descriptors of key points of the image.

The purpose of this project is to study the effectiveness of the cluster representation model of structural descriptions for image recognition.

The subject of the study is a comparative analysis of the effectiveness of voting methods and clustering in the space of structural features in determining relevance during image recognition. A comparative analysis and review of the methods of structural recognition, as well as the performance and efficiency of the traditional method of voting and using clustering, have been carried out. The results of the study were applied in the implementation of recognition methods in applied image bases.

An application was created for the implementation of the recognition process that allows you to set the degree of relevance of downloaded images.

Keywords: brisk detector, k-means, structural image recognition methods, hamming metric, relevancy, voting, clustering in descriptor space.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І	
ТЕРМІНІВ	6
ВСТУП.....	7
1 МЕТОДИ СТРУКТУРНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ	8
1.1 Формалізація задачі розпізнавання образів.....	8
1.2 Аналіз методів розпізнавання зображень	10
1.3 Детектори для формування характерних ознак	12
1.4 Постановка завдання дослідження.....	19
2 ЗАСТОСУВАННЯ КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ В СТРУКТУРНИХ МЕТОДАХ	
РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ.....	20
2.1 Суть кластерного аналізу при розпізнаванні образів.....	20
2.2 Огляд алгоритмів кластеризації	25
2.2.1 Алгоритм найближчого сусіда.....	27
2.2.2 Алгоритм k-середніх	28
2.2.3 Алгоритм нечіткої кластеризації c-середніх.....	31
2.2.4 Алгоритм кластеризації ISODATA.....	33
2.2.5 Прості гістограмні методи.....	35
2.2.6 Рекурсивний гістограмний метод Оландера.....	36
2.3 Опис запропонованої модифікації	37
3 РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ КЛАСТЕРНОГО ПОДАННЯ СТРУКТУРНИХ ОПИСІВ	39
3.1 Вибір середовища розробки	39
3.2 Опис можливостей програмного засобу.....	42
3.3 Аналіз отриманих результатів	44
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	51
4.1 Аналіз стану умов праці	51
4.2 Аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих факторів при роботі з персональним комп'ютером.....	52
4.3 Заходи з охорони праці	53
4.3.1 Загальні заходи безпеки	53
4.3.2 Електробезпека	55
4.3.3 Розрахунок захисного заземлення.....	56
4.4 Заходи, що забезпечують виробничу санітарію та гігієну праці	58
4.4.1 Мікроклімат.....	58

4.4.2 Освітлення	59
4.5 Рекомендації щодо пожежної безпеки.....	61
4.6 Екологія	63
ВИСНОВКИ.....	64
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	65
ДОДАТОК А. Електронні плакати	68

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

BRISK – (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) – бінарні стійкі інваріантні масштабовані ключові точки

SIFT – (Scale-Invariant Feature Transform) – масштабонезалежне перетворення ознак

SURF – (Speeded Up Robust Features) – прискорене виявлення стійких ознак

PO – розпізнавання образів

XO – характерні ознаки

ШІ – штучний інтелект

ВСТУП

Розвиток сучасних систем штучного інтелекту (ШІ) для розпізнавання образів (РО) викликає необхідність розробки більш нових та ефективних підходів до аналізу багатовимірної інформації. Необхідність у такому розпізнаванні виникає в різноманітних галузях: від медичних приборів до військових та цивільних систем безпеки. Традиційно задачі розпізнавання образів включають у сферу ШІ.

Рівень інтелектуалізації сучасних систем комп'ютерного зору виявляється якістю рішення проблем візуального аналізу при виділенні та розпізнаванні зображень об'єктів. Цей напрямок в сучасній науці комп'ютерного зору є одним з тих, що найбільш швидко розвивається і пов'язаний зі створенням штучних інтелектуальних систем для «розуміння зображень» [1-5].

РО об'єктів, сигналів, ситуацій, явищ або процесів – є найпоширенішим завданням, вирішуване людиною, яка використовує величезні ресурси свого мозку, включаючи одночасно близько 7–8 мільярдів нейронів. Саме це дає можливість людям практично миттєво впізнавати один одного, з великою швидкістю читати друковані та рукописні тексти – літературні, музичні, шахові та інші. РО представляє собою завдання перетворення вхідної інформації у вихідну, тобто висновок про те, до якого класу належить образ розпізнавання.

На протязі багатьох десятиліть вчені різних країн займаються розробкою алгоритмів, що дозволяють навчити комп'ютер бачити так само, як бачить людина. Якщо для людей отримувати необхідну інформацію за допомогою зорового каналу є чимось простим і само собою зрозумілим, то навчити комп'ютер подібних речей є і до цього дня досить складним завданням.

Але існують методи, які дозволяють отримати бажаний результат. Вони засновані не на структурі людського апарату аналізу та інтерпретації зображень, а безпосередньо на особливостях самого зображення. Одні з таких методів засновані на знаходженні особливих точок і їх чисельного опису, на які люди навіть не звертають уваги. Ґрунтуючись тільки на наборі таких даних у цифровому форматі можна з досить високою точністю дозволити комп'ютеру працювати з візуальними образами подібно до людини [2-7].

Таким чином, тема атестаційної роботи, яка присвячена дослідженню моделі кластерного подання структурних описів для розпізнавання зображень, є актуальною.

1 МЕТОДИ СТРУКТУРНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Формалізація задачі розпізнавання образів

Теорія розпізнавання образів – розділ інформатики та суміжних дисциплін, що розвиває основи і методи класифікації та ідентифікації предметів, явищ, процесів, сигналів, ситуацій і об'єктів, які характеризуються кінцевим набором деяких властивостей і ознак [1-12]. Такі завдання вирішуються досить часто, наприклад, при переході або проїзді вулиці за сигналами світлофора. Розпізнавання кольору: загорілася лампа світлофора і знання правил дорожнього руху дозволяє прийняти правильне рішення про те, чи можна чи не можна переходити вулицю.

Розпізнавання образів – це віднесення вихідних даних до певного класу за допомогою виділення істотних ознак, що характеризують ці дані, із загальної маси несуттєвих даних.

При постановці завдань розпізнавання намагаються користуватися математичною мовою, прагнучі - на відміну від теорії штучних нейронних мереж, де основою є отримання результату шляхом експерименту, –замінити експеримент логічними міркуваннями і математичними доказами.

Класична постановка задачі розпізнавання образів [1]: є множина об'єктів. Щодо них необхідно провести класифікацію. Множину представлено підмножинами, які називаються класами. Задані: інформація про класи, опис усієї множини і опис інформації про об'єкт, належність якого до певного класу невідома. Потрібно за наявною інформацією про класи і описи об'єкта встановити – до якого класу належить цей об'єкт.

Найчастіше в задачах розпізнавання образів [2] розглядаються монохромні зображення, що дає можливість розглядати зображення як функцію на площині. Якщо розглянути точкову множину на площині T , де функція $f(x, y)$ висловлює в кожній точці зображення його характеристику – яскравість, прозорість, оптичну щільність, то така функція є формальним записом зображення.

Множина можливих функцій $f(x, y)$ на площині T є модель множини всіх зображень X . Вводячи поняття подібності між образами можна поставити задачу розпізнавання .

Ще більш ускладнюється застосування методів розпізнавання через вплив на формовані описи традиційних візуальних спотворень у вигляді адитивних і просторових перешкод. Адитивні перешкоди вимагають розгляду елементів опису разом з деякою околицею – обмеженим кулею в просторі структурних ознак. Просторові спотворення, до яких відносять локальні перешкоди, об'єкти, що заважають і фон поруч з аналізованим

об'єктом, приводять, як правило, до втрати частини ознак або до появи у складі опису помилкових ознак. Нові методи повинні бути стійкими до зазначених видів перешкод [3].

Існує різноманіття методів розпізнавання образів на зображеннях [4]. Розуміння даних методів важливо для вирішення різного роду завдань. По-перше, важливо розуміння теорії розпізнавання образів. Основними термінами є:

Клас – множина об'єктів, що мають загальні властивості. Класів може бути необмежена кількість.

Класифікація – процес призначення міток класу об'єктів, відповідно до деякого опису властивостей цих об'єктів.

Класифікатор – пристрій, який в якості вхідних даних отримує набір ознак об'єкта, а в якості результату видає мітку класу.

Ознака – кількісний опис тієї чи іншої властивості досліджуваного предмета або явища.

Простір ознак – це N -мірний простір, певне для даної задачі розпізнавання, де N – фіксоване число вимірюваних ознак для будь-яких об'єктів. Вектор з простору ознак x , відповідний об'єкту завдання розпізнавання це N -мірний вектор з компонентами (x_1, \dots, x_N) , які є значеннями ознак для даного об'єкта.

Таким чином, вся задача розпізнавання зводиться до виділення ознак для кожного класу i , в кінцевому підсумку, віднесення вхідних даних до одного з них за допомогою виявлення ключових ознак в оригінальному документі. Тобто розпізнавання образів можна розділити на кілька завдань, таких, як:

- 1) отримання вхідних даних, за допомогою сенсорів, камер відеоспостереження, добірок даних.
- 2) первинна обробка зображень така, як нормалізація даних, фільтрація шумів, виявлення ознак.
- 3) формування векторів ознак на підставі вибору найбільш значущих ознак, за допомогою яких можна виділити непересічні множини класів.
- 4) класифікація чи передбачення на основі отриманих даних про класи.

Дані етапи представлені на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Етапи задачі розпізнавання

Прикладами завдань класифікації є:

- розпізнавання символів;
- розпізнавання мови;
- встановлення медичного діагнозу;
- прогноз погоди;
- розпізнавання осіб
- класифікація документів та ін.

1.2 Аналіз методів розпізнавання зображень

В цілому, можна виділити три основні напрямки побудови методів розпізнавання образів:

- метод перебору. У цьому випадку проводиться порівняння з базою даних, де для кожного виду об'єктів представлені різноманітні модифікації відображення. Наприклад, для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору виду об'єкта під різними кутами, масштабами, зміщеннями, деформаціями та інше. Для букв потрібно перебирати шрифт, властивості шрифту та інше. У разі розпізнавання звукових образів, відповідно, відбувається порівняння з деякими відомими шаблонами (наприклад, слово, вимовлене кількома людьми);

- проведення глибшого аналізу характеристик образу. У разі оптичного розпізнавання це може бути визначення різних геометричних характеристик. Звуковий зразок в цьому випадку піддається частотному і амплітудному аналізу;

- використання штучних нейронних мереж [5]. Цей метод вимагає або великої кількості прикладів завдання розпізнавання при навчанні, або спеціальної структури нейронної мережі, яка враховує специфіку даного завдання. Проте, його відрізняє більш висока ефективність та продуктивність.

Сьогодні все більше значення надається завданню структурного опису зображень. Зазвичай, використовують 2 підходи структурного опису зображень: дискримінантний та структурний.

При дискримінантному підході коли говорять про розпізнавання образів, то мають на увазі, що кожному об'єкту поставлена у відповідність точка в деякому просторі.

Клас схожих об'єктів представляється тоді компактною множиною таких точок, а завдання полягає в побудові детерміністичних або імовірнісних вирішальних правил, що відносять нові точки до того чи іншого образу (класу).

При структурному підході маємо зовсім іншу ситуацію – побудова стисненого опису одного зображення або класу зображень - образу. Завдання виникає, коли необхідно компактно закодувати зображення для подальшого відтворення основних структурних характеристик зображення, а не його деталей.

Це завдання тісно пов'язане з проблемою розпізнавання образів, тобто якщо об'єкт можна замінити його описом, то елементи опису можуть бути використані як ознаки об'єкта, а саме опис – як база побудови простору розпізнавання. Розглянуті в тому класі задач об'єкти часто складні, а число необхідних ознак дуже високе. Тому використовується ідея опису складного об'єкта у вигляді ієрархічної структури більш простих підобразів. Такий метод розпізнавання застосовується для об'єктів, які можна структурно розділити на складові. Так само важливо, щоб при розпізнаванні система знайшла такі ознаки, які точно дозволяють сказати, що об'єкт належить до цього класу і до жодного іншого [6]. Як приклад використання, можна привести задачу розпізнавання нарисної символів або фігур.

Друга назва цього методу - синтаксичний, так як він має на увазі використання мови опису образів, який структурно описує кожен елемент і піделементи, структурно розділяючи образ на підобрази. Метод буде корисний для розпізнавання складних образів, що складаються з багатьох образів нижчого, простого рівня.

Структурний (синтаксичний) підхід був запропонований для того, щоб представляти ієрархічну інформацію, що міститься в кожному образі, тобто описувати образ за допомогою більш простих підобразів, а кожен підобраз знову описувати ще більш простими підобразами [6]. Зрозуміло, застосування цього підходу виправдано тільки в тому випадку, коли розпізнавати обрані найпростіші підобрази, звані непохідними елементами, легше, ніж самі образи.

Мова, що забезпечує структурний опис образів в термінах непохідних елементів, іноді називають мовою опису образів. Правила композиції непохідних елементів зазвичай задають за допомогою так званої граматики мови опису образів. Процес розпізнавання здійснюється після ідентифікації непохідних елементів і складання опису об'єкта і складається в граматичному розборі (синтаксичному аналізі) пропозиції, що описує об'єкт.

Структурний підхід до розпізнавання образів дає можливість описувати велику кількість складних об'єктів шляхом використання невеликої множини непохідних елементів і граматичних правил (правил підстановки). Граматичне правило може бути застосовано будь-яке число раз, так що виявляється можливим дуже компактно висловити основні структурні характеристики нескінченної кількості пропозицій. Різні відношення, певні між підобразами, зазвичай можуть бути виражені логічними і (або) математичними операціями.

Система синтаксичного розпізнавання образів складається з трьох основних частин: блоку попередньої обробки, блоку опису (подання) об'єкта і блоку синтаксичного аналізу. Зазвичай передбачається, що об'єкти на виході блоку попередньої обробки представлені в "досить гарній" якості. Потім кожен підданий передній обробці об'єкт представляють у вигляді структури мовного типу. Цей процес подання об'єкта складається, по-перше, з сегментації, і, по-друге, з виділення непохідних ознак. Іншими словами, кожен об'єкт після попередньої обробки ділиться на частини і непохідні елементи на основі заздалегідь заданих синтаксичних операцій (або операцій композиції) і отримує своє уявлення через множину непохідних елементів і певні синтаксичні операції. Рішення про те, чи є уявлення об'єкта синтаксично правильним (тобто чи належить він до класу об'єктів, описуваних даними синтаксисом або даної граматикою), приймається блоком синтаксичного аналізу. У процесі синтаксичного аналізу цей блок може давати повне синтаксичний опис об'єкта в термінах граматичних одиниць або дерева синтаксичного аналізу (якщо уявлення об'єкта синтаксично правильне). В іншому випадку об'єкт або виключають з розгляду, або аналізують на основі інших заданих граматик, які, можливо, описують інші можливі класи розглянутих образів [6].

1.3 Детектори для формування характерних ознак

Отримання з зображення осмисленої і структурованої інформації являє собою досить складну проблему через значний обсяг зайвих даних, які включає сигнал зображення поряд з інформацією про цікаві об'єкти. Застосування повного фрагментного уявлення ще більше ускладнює цю проблему. Успіх можуть принести технології, засновані на аналізі особливостей зображення в окремих точках, в результаті чого зображення представляється у вигляді кінцевої сукупності елементів. Якщо виділити в сцені кінцеве число характерних точок, то аналіз їх властивостей часто дає достатній обсяг інформації для вирішення практичних завдань будь-якої складності.

Розпізнавання зображень на основі системи характерних ознак (ХО) має безсумнівні переваги в таких аспектах: спрощення процедур формування ознак, істотне скорочення простору ознак, універсальність в плані можливості структурного аналізу ситуацій часткової зміни об'єкта, врахування взаємних переміщень і геометричних трансформацій елементів, стійкість до впливу фонових спотворень і помилкових об'єктів. Характерні точки (по-іншому ключові точки, точки інтересу, характерні ознаки, структурні елементи, примітиви, «особливі місця») формуються на основі інформації, яка

міститься в «значущих» фрагментах. У відомих застосуваннях ХО відображають ступінь мінливості (кривизну) функції яскравості, а також рівень відмінності фрагмента з особливою ознакою від сусідніх фрагментів. Це виражається в таких візуальних особливостях зображення, як кути, перепади, кордони, контрастні точки, кінці кривих, ліній і ін.

Формування ХО відповідає виділенню фрагмента з навколишнього фону. Для опису точок з координатами $c = (x, y)$ використовується просторова околиця $O(c)$, $c \in O(c)$. «Околицю» розуміють як результат застосування оператора з побудови множини точок, координати яких знаходяться в безпосередній близькості, тобто $O(c) = [\{c_i = (x_i, y_i)\}, \forall c_i : \rho(c_i, c) \leq \nu]$, де параметр ν задає розмір околиці, а ρ - деяку відстань між точками на площині. Процедуру формування називають операцією сусідства, маскою, вікном [7].

У кожного зображення є свої особливі точки. Особливі точки - такі точки, за якими можна класифікувати зображення, розпізнати його, якась особливість зображення, унікальність. Як правило - це кутові точки, або ті, де різко змінюється колір, яскравість та інші. Потрібно вибирати такі точки, які вносять певний вклад в характеристику зображення, також необхідно вважати особливими такі точки, які з великою ймовірністю будуть знайдені на іншому зображенні. Кожен метод виявлення особливих точок повинен гарантувати інваріантність щодо будь-яких перетворень зображення.

Залишилося зрозуміти, яким чином комп'ютер розуміє - які ключові точки різних зображень відповідають один одному. Адже у кожній точці на різних зображеннях різні координати, яким чином йде їх зіставлення? Для цього кожній окремій точці необхідно присвоїти опис, яке буде однаковим на різних зображеннях. Дескриптор – ідентифікатор особливої точки, який робить її унікальною щодо інших особливих точок. Зрозуміло, використовуючи дескриптори, не можна забувати про його інваріантність щодо перетворення зображень.

Розглянемо наступні поширені методи формування ХО:

- SIFT;
- SURF;
- BRISK.

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) [8], який був запропонований Девідом Лоу, дозволяє досить ефективно ідентифікувати об'єкти навіть на зашумлених зображеннях та при частковому перекритті об'єктів, тому що дескриптор особливостей SIFT інваріантний до рівномірного масштабування та зміни положення у просторі, частково інваріантний до змін освітленості.

На першому кроці алгоритму SIFT створюється масштабний простір шляхом застосування фільтра Гауса для зображення у різних масштабах. Далі з отриманих зображень формують різницю між гаусіанами. В точках максимуму та мінімуму зображень з різницями гаусіан обираються точки-кандидати. На другому кроці відбувається оновлення положення кожної точки-кандидата шляхом інтерполяції кольору за сусідніми пікселями. Після цього відкидаються ті точки-кандидати, що недостатньо контрастні або знаходяться на краях зображення. Для тих точок, що залишились, визначається напрям за градієнтом у невеликому околі.

Але, як і у всіх методів, у SIFT є недоліки. Одним з таких недоліків є те, що він працює лише з зображеннями у градаціях сірого, втрачаючи при цьому важливу інформацію про зображення, яку несе в собі колір. Для вирішення цієї проблеми було запропоновано використання модифікації алгоритму SIFT, що дозволяє враховувати кольорові особливості зображення. На першому кроці алгоритму CGSIFT проводиться квантування кольорового зображення для представлення його невеликою кількістю кольорів. На другому кроці застосовується детектор SIFT для виділення особливих точок у квантованому зображенні.

В принципі, метод вибору характерних ознак не важливий, головним критерієм є те, що б їх було не дуже багато і вони були присутні на зображенні зразка завжди. Чим менше ділянка навколо ключових точок, тим менше на неї впливають великомасштабні спотворення. Так, якщо об'єкт у цілому, піддається ефекту перспективи (тобто ближній край об'єкта має більший видимий розмір, ніж далекий), то для малої ділянки явищем перспективи можна знехтувати і замінити на зміну масштабу.

Таким же чином невеликий поворот об'єкта навколо деякої осі може кардинально змінити картинку об'єкта в цілому, але маленькі ділянки майже не зміняться. Крім цього, якщо частина об'єкта виходить за край зображення або закрита, то невеликі ділянки навколо частини ключових ознак будуть видні повністю, що також дозволяє їх легше ідентифікувати. Також, у середині шуканого об'єкта малі області лежать цілком, то об'єкти фону на них не мають жодного впливу. Але, з іншого боку, ділянка навколо ключової точки не повинна бути занадто малою. Дуже малі ділянки несуть занадто мало інформації про зображення й з більшою ймовірністю можуть випадково співпадати між собою.

SURF (Speeded-Up Robust Features) [9] - це стійкий детектор локальних особливостей, вперше представлений Гербертом Бейем і співавторами в 2006 році. SURF був частково натхненний SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) дескриптором. Стандартна версія SURF в кілька разів швидше, ніж SIFT і, за словами авторів, більш стійка.

Основна ідея методу SURF полягає у виділенні на зразку певних ключових точок і невеликих ділянок навколо них. Ключовою точкою вважається така точка, яка має певні ознаки, які істотно відрізняють її від основної маси точок. Наприклад, це можуть бути краї ліній, невеликі кола, різкі перепади освітленості, кути тощо.

SURF вирішує два завдання - пошук особливих точок зображення і створення їх дескрипторів, інваріантних до масштабу і повороту. Крім того, сам пошук ключових точок теж має інваріантність. Так що повернений об'єкт сцени має той же набір ключових точок, що і зразок.

Пошук особливих точок проводиться з використанням матриці Гессе. Детермінант матриці Гессе (т.зв. гессіан) досягає екстремуму в точках максимального зміни градієнта яскравості. Він добре детектує плями, кути і краї ліній.

Різномасштабні фільтри використовуються методом SURF, бо гессіан інваріантний щодо обертання, але не інваріантний до масштабу.

За допомогою фільтра Хаара і масштабу, взятого з масштабного коефіцієнта матриці Гессе відбувається обчислення напрямку градієнту яскравостей для кожної імовірно ключової точки.

Після того, як ключові точки знайдені, SURF формує їх дескриптори. Дескриптор являє собою вектор з 64 (або 128) чисел для кожній ключовій точці. Оскільки ключова точка являє собою максимум гессіан, то це гарантує, що в околиці точки повинні бути ділянки з різними градієнтами. Таким чином, забезпечується відмінність дескрипторів для різних ключових точок.

BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) - цей метод представлений в 2011 р. Детектування особливих точок здійснюється за допомогою FAST (Features from Accelerated Segment Test) [10] та дескриптора BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features) [11], але в їх роботу були внесені деякі зміни.

Розглянемо спочатку детектор FAST. Для пошуку кутових точок детектором FAST по черзі розглядаються околиці по 16 пікселів навколо кожного пікселя p .

Точка p вважається підозрілою на особливу, якщо існує N пікселів в її окружності довжиною 16 пікселів, якщо все N яскравіше $I_p + t$ або темніше $I_p - t$, де I_p - яскравість точки p , t - порогова величина. При виконанні цієї умови далі досліджується значення яскравості на колі під номерами 1, 5, 9, 13 (рисунок 1.2). Якщо для трьох пікселів з чотирьох виконується умова $I_p < I_p - t$ або $I_p > I_p + t$, $i = 1 \dots 4$, тоді p вважається особливою точкою.

Вибір тільки 4 пікселів на окружності дозволяє швидко відсіяти невідповідні точки, але в деяких випадках можливе визначення різних особливостей в одному колі.

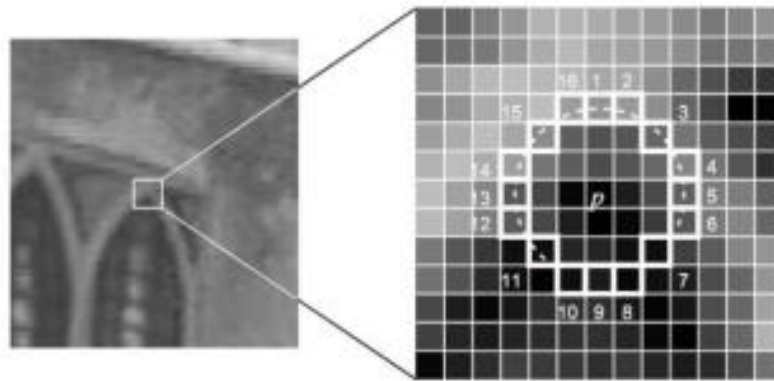


Рисунок 1.2 - Робоча околиця пікселя при використанні FAST детектора

Для інваріантності до масштабування застосовується алгоритм на піраміді Гауса. Октавами C_i якої є початкове зображення C_0 стисле з лінійним кроком.

Введення параметра кутовий орієнтації дозволяє домогтися стійкості детектування при обертанні об'єкта. Він заснований на напрямках градієнта яскравості щодо центру точки, напрямок з найбільшою інтенсивністю призначається орієнтацією особливої точки.

Дескриптор BRIEF.

Дескриптор BRIEF представляється у вигляді вектору довжиною 256, що складається з результатів бінарних тестів навколо особливої точки. В околиці 31×31 пікселя порівнюються середні значення яскравостей між x і y , як показано на формулі 1.1:

$$\tau(I; x, y) := \begin{cases} 1: I_x < I_y; \\ 0: I_x \geq I_y \end{cases} \quad (1.1)$$

де I - середня яскравість обраної області;

x, y - області 5×5 пікселів

Для досягнення інваріантності до обертання область обчислення дескриптора орієнтується по орієнтації особливої точки θ .

Всі $n = 256$ наборів x_i і y_i формують матрицю S розмірністю $2 \times n$. Далі S за допомогою матриці повороту R_θ орієнтується відповідно до кута θ , формула 1.2:

$$S_\theta = R_\theta S. \quad (1.2)$$

Вектор дескриптора записується, як показано у формулі 1.3.

$$g_n(I, \theta) := f_n(I) | (x_i, y_i) \in S_\theta, \quad (1.3)$$

$$\text{де } f_n(I) := \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(I; x_i, y_i).$$

Для досягнення інваріантності до масштабу, пропонується вибрати найкращу особливу точку з максимальним значенням інтенсивності в піраміді, яка складається з 4 октав c_i і 4 внутрішніх октав d_i , $i=0...3$. Октави формуються як стиснення оригінального зображення c_0 в 2^i рази. Внутрішні октави розташовані між c_i і c_{i+1} представлені у вигляді стислої c_0 в $\frac{2}{3}2^i$ рази. Пошук особливих точок в октавах здійснюється детектором FAST.

Перейдемо до дескриптору BRISK.

Область навколо особливої точки розбивається на 60 ділянок p (рисунок 1.3):

$$A = \{(\rho_i, \rho_j) \in R^2 \times | i < N \wedge j < i, j \in N \}. \quad (1.4)$$

Множина A розбивається на 2 підмножини:

$$S = \{(\rho_i, \rho_j) \in A | \|p_j - p_i\| < \delta_{max}\} \subseteq A, \quad (1.5)$$

$$L = \{(\rho_i, \rho_j) \in A | \|p_j - p_i\| > \delta_{min}\} \subseteq A, \quad (1.6)$$

Де $\delta_{min} = 13.67t$, $\delta_{max} = 9.75t$, t – розмір особливої точки.

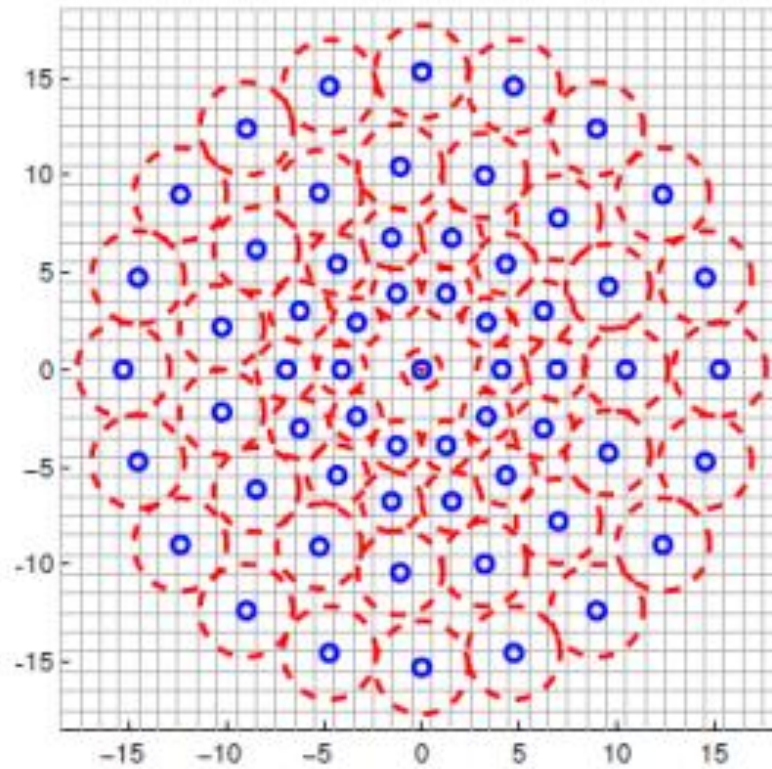


Рисунок 1.3 – Область обчислення дескриптора

Розраховується середнє значення градієнта L за формулою:

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{|L|} * \sum_{(p_i, p_j) \in L} \left[(p_j - p_i) \frac{I(p_j, \sigma_j) - I(p_i, \sigma_i)}{\|p_j - p_i\|^2} \right]. \quad (1.7)$$

Дескриптор складається з бінарного рядка довжиною 512, заповненого результатами проведених тестів у множині S , як показано у формулі 1.8.

$$b = \begin{cases} 1, I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i); \forall (p_i^\alpha, p_j^\alpha) \in S \\ 0, \text{інакше} \end{cases}, \quad (1.8)$$

де $I(p_i^\alpha, \sigma_i)$ – інтенсивність окружності радіуса σ_i точки p_i ; $\alpha = \arctan 2(g_y, g_x)$

– кут напрямку градієнту g .

Підсумовуючи, можна сказати, що розпізнавання зображень на основі системи ХО має безсумнівні переваги в наступних аспектах: спрощення процедур формування ознак, істотне скорочення простору ознак, універсальність в плані можливості структурного

аналізу ситуацій часткової зміни об'єкта, врахування взаємних переміщень і геометричних трансформацій елементів, стійкість до впливу фонових спотворень і помилкових об'єктів.

У атестаційній роботі використовується метод виявлення ХО BRISK, який має наступні переваги:

- в результаті виявлення ХО отримуємо дескриптор ХО у вигляді бінарного вектору з розміром 512, на відміну від SURF, де використовуються числа з плаваючою крапкою. Бінарне подання значно прискорює процес порівняння дескрипторів за рахунок можливості застосування двійкових операцій та відповідно спрощує апаратну реалізацію системи розпізнавання. Крім того, бінарна арифметика дає потенцію застосувати ефективний апарат оброблення бінарних даних та синтезувати нові підходи для визначення подібності дескрипторів ХО при побудові правил кластеризації;

- виявляє більше ХО на обличчі у порівнянні з іншими методами;
- метод виявлення ХО BRISK є більш сучасним.

1.4 Постановка завдання дослідження

Об'єктом дослідження є методи розпізнавання у просторі дескрипторів ключових точок зображення.

Предмет дослідження – порівняльний аналіз ефективності методів голосування та кластеризації у просторі структурних ознак при встановленні релевантності під час розпізнавання зображень.

Метою атестаційної роботи магістра є дослідження результативності моделі кластерного подання структурних описів для розпізнавання зображень.

Для реалізації мети потрібно вирішити наступні завдання:

- проаналізувати методи формування структурних ознак зображень;
- дослідити та обрати метод кластеризації бінарних векторів;
- розробити програмний засіб для дослідження застосування методів BRISK, кластеризації k –середніх та традиційного голосування;
- визначити міру релевантності зображень;
- обчислити величину релевантності;
- оцінити ефективність вживання кластеризації для розпізнавання в прикладних базах зображень.

2 ЗАСТОСУВАННЯ КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ В СТРУКТУРНИХ МЕТОДАХ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Суть кластерного аналізу при розпізнаванні образів

Кластеризація – це задача розбиття множини об'єктів на групи [12], які називаються кластерами. Усередині кожної групи повинні з'явитися найбільш «схожі» об'єкти, а об'єкти різних групи повинні бути якомога більш відмінні. Головна відмінність кластеризації від класифікації полягає в тому, що перелік груп чітко не заданий і визначається в процесі роботи алгоритму. Список прикладних областей, де вона застосовується, широкий: сегментація зображень, маркетинг, боротьба з шахрайством, прогнозування, аналіз текстів і багато інших. На сучасному етапі кластеризація часто виступає першим кроком при аналізі даних. Після виділення схожих груп застосовуються інші методи, для кожної групи будується окрема модель.

Кластерний аналіз застосовують у багатьох прикладних задачах. Найчастіше він виступає в ролі інструменту, що дозволяє подивитися на дані в цілому. Також кластерний аналіз може використовуватись для попередньої обробки або як проміжний етап інших алгоритмів, таких як класифікації або прогнозування, чи для data mining. В задачах data mining за допомогою кластерного аналізу створюється комплексне зведення даних для класифікації [13], відбувається виявлення шаблонів, формування і перевірка гіпотез та інше.

Завдання кластеризації в тому чи іншому вигляді формували в таких наукових напрямках, як статистика, розпізнавання образів, оптимізація, машинне навчання. Звідси розмаїття синонімів поняття кластер - клас, таксон, згущення. На сьогоднішній момент число методів розбиття груп об'єктів на кластери досить великий - кілька десятків алгоритмів і ще більше їх модифікацій.

Приклад результатів кластерного аналізу представлено на рисунку 2.1, де множина об'єктів розподілена на 3 кластери.

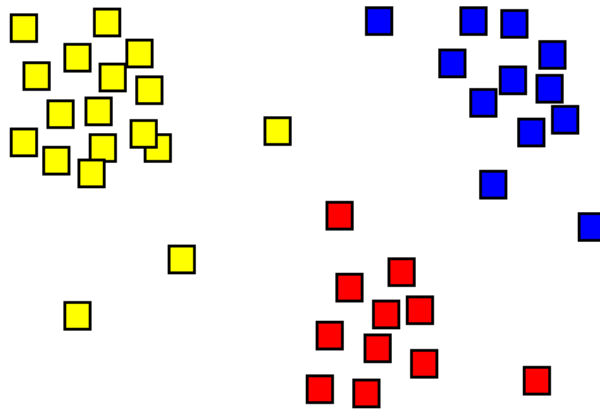


Рисунок 2.1 – Результати кластерного аналізу

Для того, щоб розпізнати який-небудь об'єкт, необхідно спочатку визначити його ознаки. Наприклад, вимірявши його. Крім ознак, відповідних вимірювань об'єкта, існує також виділена ознака, або група ознак, які називаються кластеризуючими ознаками. У з'ясуванні їх значень складається завдання, яке виконують природні і штучні системи розпізнавання.

Для встановлення значень ознак об'єкта необхідно мати інформацію про те, як пов'язані відомі ознаки з кластеризуючими. Інформація про цей зв'язок задається у формі прецедентів, тобто множини описів об'єктів з відомими значеннями класифікують ознак. З цієї прецедентної інформації потрібно побудувати вирішальне правило, яке буде ставити у відповідність безпідставного опису об'єкта значення його кластеризуючих ознак.

У процесі класифікації виявляються ознаки, які характеризують групи об'єктів досліджуваного набору даних - класи. За цими ознаками кожен сигнал можна віднести до того чи іншого класу. Результатом кластеризації є розбиття сигналів на групи в умовах, коли класи заздалегідь не визначені. Отримане розбиття природним чином характеризує структуру множини даних і може бути використано в подальшому для її визначення.

Завдання кластеризації (або навчання без вчителя) полягає в наступному. Є навчальна вибірка $X^l = \{x_1, \dots, x_l\} \subset X$ і функція відстані між об'єктами $p(x, x')$. Потрібно розбити вибірку на непересічні підмножини, звані кластерами, так, щоб кожен кластер складався з об'єктів, близьких по метриці P , а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися. При цьому кожному об'єкту $x_i \in X^l$ приписується мітка (номер) кластера y_i .

Алгоритм кластеризації – це функція $a: X \rightarrow Y$, яка для будь-якого об'єкта $x \in X$ ставить у відповідність мітку кластера $y \in Y$. Множина міток Y в деяких випадках відома заздалегідь, однак частіше ставиться завдання визначити оптимальне число кластерів з точки зору того чи іншого критерію якості кластеризації.

Рішення завдання кластеризації принципово неоднозначне, і тому є кілька причин. По-перше, не існує однозначно найкращого критерію якості кластеризації. Відомо цілий ряд досить розумних критеріїв, а також ряд алгоритмів, які не мають чітко вираженого критерію, але здійснюють досить розумну кластеризації «по побудові». Всі вони можуть давати різні результати. По-друге, число кластерів, як правило, невідомо заздалегідь і встановлюється відповідно за деяким суб'єктивним критерієм. По-третє, результат кластеризації істотно залежить від метрики ρ , вибір якої, як правило, також суб'єктивний і визначається експертом.

Кластеризація (навчання без вчителя) відрізняється від класифікації (навчання з учителем) тим, що мітки вихідних об'єктів Y_i спочатку не задані, і навіть може бути невідомо сама множина Y . У цьому сенсі завдання кластеризації ще в більшій мірі некоректно поставлено, ніж завдання класифікації.

Цілі кластеризації можуть бути різними в залежності від особливостей конкретної прикладної задачі:

- зрозуміти структуру множини об'єктів X^l , розбивши її на групи схожих об'єктів. Спростити подальшу обробку даних і прийняття рішень, працюючи з кожним кластером окремо (стратегія «розділяй і володарюй»);

- скоротити обсяг збережених даних в разі надвеликої вибірки X^l , залишивши по одному найбільш типовому представникові від кожного кластера;

- виділити нетипові об'єкти, які не підходять до жодного з кластерів. Цю задачу називають однокласовою класифікацією, виявленням не типовості або новизни.

У першому випадку число кластерів намагаються зробити менше. У другому випадку важливіше забезпечити високу ступінь подібності об'єктів усередині кожного кластера, а кластерів може бути скільки завгодно. У третьому випадку найбільший інтерес представляють окремі об'єкти, які не вписуються ні в один з кластерів

У всіх цих випадках може застосовуватися ієрархічна кластеризація, коли великі кластери дробляться на більш дрібні, ті в свою чергу дробляться на ще дрібніші. Такі завдання називаються завданнями таксономії. Результатом таксономії є не просте розбиття множини об'єктів на кластери, а деревоподібна ієрархічна структура. Замість

номера кластера об'єкт характеризується перерахуванням всіх кластерів, яким він належить, від великого до дрібного.

Застосування кластерного аналізу в загальному вигляді зводиться до наступних етапів:

1) Відбір вибірки об'єктів для кластеризації.

2) Виділення характеристик, за якими будуть оцінюватися об'єкти у вибірці. При необхідності - нормалізація цих характеристик. Для початку необхідно обрати властивості, які характеризують об'єкти, ними можуть бути кількісні характеристики (координати, інтервали), якісні характеристики (колір, статус, звання). Далі треба спробувати зменшити розмірність простору характеристичних векторів, тобто виділити найбільш важливі властивості об'єктів. Зменшення розмірності прискорює процес кластеризації і в ряді випадків дозволяє візуально оцінювати результати. Виділені характеристики варто нормалізувати. Далі всі об'єкти представляються у вигляді характеристичних векторів.

3) Обчислення значень міри схожості між об'єктами. Наступним етапом кластеризації є вибір метрики, за якою визначатиметься близькість об'єктів. Метрика вибирається в залежності від:

- - простору, в якому розташовані об'єкти;
- - неявних характеристик кластерів.

4) Застосування методу кластерного аналізу для створення груп схожих об'єктів (кластерів).

5) Представлення результатів аналізу. Результати кластеризації повинні бути представлені в зручному для обробки вигляді, щоб здійснити оцінку якості кластеризації. Звичайно використовується один з наступних способів:

- - представлення кластерів центроїдами;
- - представлення кластерів набором характерних точок;
- - представлення кластерів їх обмеженнями.

Треба зауважити, що в результаті застосування різних методів кластерного аналізу можуть бути отримані кластери різної форми. Наприклад, можна отримати кластери "ланцюжкового" типу, коли кластери представлені довгими "ланцюжками", кластери подовженої форми, а деякі методи можуть створювати кластери довільної форми. Різні методи можуть створювати кластери певних розмірів (наприклад, малих або великих), або передбачати в наборі даних наявність кластерів різного розміру. Деякі з методів кластерного аналізу особливо чутливі до шумів або викидів, інші - навпаки. При використанні різних методів кластеризації можуть бути отримані різні результати, це

нормально і є особливістю роботи того або іншого алгоритму. Усі ці особливості потрібно враховувати під час вибору методу кластеризації.

Після отримання та аналізу результатів можливе корегування обраної метрики і методу кластеризації до отримання оптимального результату.

Переваги кластерного аналізу:

Значна перевага кластерного аналізу в тому, що він дозволяє розбивати об'єкти не за одним параметром, а за цілим набором ознак. Крім того, кластерний аналіз на відміну від більшості математико-статистичних методів не накладає ніяких обмежень на вид розглянутих об'єктів, і дозволяє розглядати множину вихідних даних практично довільної природи. Це має велике значення, наприклад, для прогнозування кон'юнктури, коли показники мають різноманітний вигляд, що затрудняє застосування традиційних економетричних підходів. Кластерний аналіз дозволяє розглядати досить великий обсяг інформації і різко скорочувати, стискати великі масиви соціально-економічної інформації, робити їх компактними і наочними.

Важливе значення кластерний аналіз має стосовно множин часових рядів, що характеризують економічний розвиток (наприклад, загальногосподарської і товарної кон'юнктури). Тут можна виділяти періоди, коли значення відповідних показників були досить близькими, а також визначати групи часових рядів, динаміка яких найбільш схожа.

Кластерний аналіз можна використовувати циклічно. У цьому випадку дослідження проводиться до тих пір, поки не будуть досягнуті необхідні результати. При цьому кожен цикл тут може надавати інформацію, яка здатна сильно змінити спрямованість і підходи подальшого застосування кластерного аналізу. Цей процес можна представити системою зі зворотним зв'язком. У завданнях соціально-економічного прогнозування вельми перспективне поєднання кластерного аналізу з іншими кількісними методами (наприклад, з регресійним аналізом).

Недоліки кластерного аналізу:

Як і будь-який інший метод, кластерний аналіз має певні недоліки і обмеження: зокрема, склад і кількість кластерів залежить від обраних критеріїв розбиття. При зведенні вихідного масиву даних до більш компактної уяви можуть виникати певні спотворення, а також можуть губитися індивідуальні риси окремих об'єктів за рахунок заміни їх характеристиками узагальнених значень параметрів кластера. При проведенні класифікації об'єктів дуже часто ігнорується можливість відсутності в даній сукупності будь-яких значень кластерів.

2.2 Огляд алгоритмів кластеризації

Мета кластеризації в загальному випадку полягає в розбитті множини векторів на підмножини «схожих» векторів. У завданнях аналізу зображень вектори зазвичай представляють пікселі або, іноді, малі околиці пікселів.

Компонентами векторів ознак можуть бути:

- значення інтенсивності;
- колірні коди RGB або обчислені на їх основі колірні характеристики;
- обчислені характерні ознаки;
- текстурні характерні ознаки.

Будь-яка характерна ознака, яка може бути порівняна пікселю, може використовуватися для їх угруповання. Після угруповання пікселів в кластери на основі цих значень з простору вимірювань за допомогою алгоритму маркування зв'язкових компонент легко можна знайти зв'язкові області.

Як завжди в задачах кластеризації, будемо розглядати K кластерів C_1, \dots, C_K з центрами m_1, \dots, m_K . Квадратична помилка визначається виразом 2.1.

$$D = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - m_k\|^2 \quad (2.1)$$

Ця величина характеризує близькість вихідних даних до призначених для них кластерів. При кластеризації методом найменших квадратів можна було б перебирати всі можливі розбиття на K кластерів і знайти той варіант, при якому D приймає мінімальне значення. На практиці такий підхід непридатний через великий обсяг необхідних обчислень, тому часто застосовуються наближені методи. Важливо вирішити, чи відомо множини кластерів K заздалегідь чи ні. Багато алгоритмів вимагають ставити K в якості вхідного параметра. Інші алгоритми намагаються побудувати найкращу множину K на основі деякого критерію, наприклад, щоб дисперсія кожного кластера не перевищувала заданого порогового значення [20].

На сьогоднішній день прийнято ділити всі алгоритми кластеризації на ієрархічні і неієрархічні. Цей розподіл відбувається за даними, які видаються на виході. Ієрархічні алгоритми на виході видають певну ієрархію кластерів, і ми вільні вибрати будь-який рівень цієї ієрархії для того, щоб інтерпретувати результати алгоритму. Неієрархічні - це,

фактично, всі алгоритми, які на виході ієрархію не видають (або вибір інтерпретації відбувається не за рівнем ієрархії).

Класифікація алгоритмів:

Ієрархічні алгоритми:

– агломеративні алгоритми - це алгоритми, які починають своє виконання з того, що кожен об'єкт заносить в свій власний кластер і в міру виконання об'єднують кластери, до тих пір, поки в кінці не отримує один кластер, що включає в себе всі об'єкти набору;

– дивізімні алгоритми - навпаки, спочатку відносять всі об'єкти в один кластер і потім розділяють цей кластер до тих пір, поки кожен об'єкт не виявиться в своєму власному кластері.

Неієрархічні алгоритми:

- за методом;
- ітеративні;
- густині;
- модельні;
- концептуальні;
- мережеві.

Ієрархічні алгоритми кластеризації, звані також алгоритмами таксономії, будують не одне розбиття вибірки на непересічні класи, а систему вкладеного розбиття. Результат таксономії зазвичай представляється у вигляді таксономічного дерева - дендрограми. Класичним прикладом такого дерева є ієрархічна класифікація тварин і рослин. Дендрограма - схема, що показує, в якій послідовності відбувалося злиття об'єктів в кластер / поділ об'єктів на кластери.

На рисунку 2.2 показано процес кластеризації агломеративним та дивізімним алгоритмами.

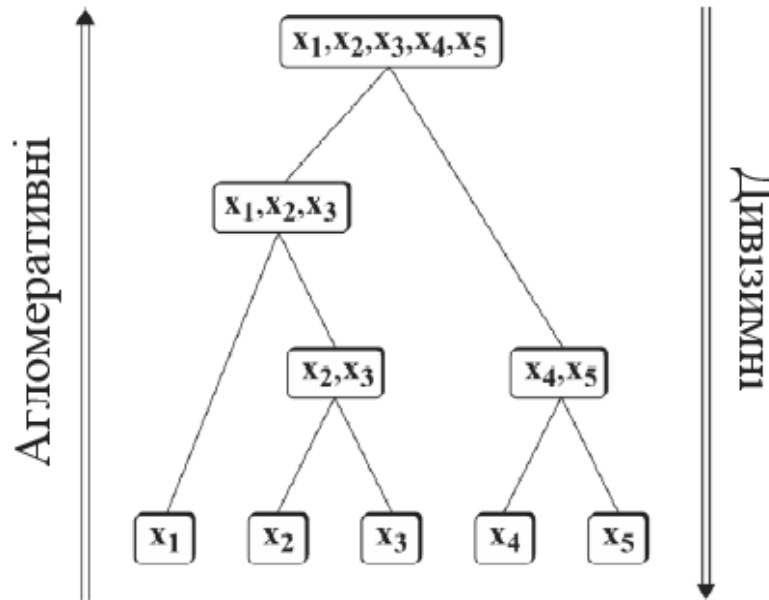


Рисунок 2.2 – Агломеративні та дивізійні ієрархічні кластеризації

2.2.1 Алгоритм найближчого сусіда

Досить яскравим прикладом ієрархічного агломеративного алгоритму є алгоритм "сусідів". Це алгоритми ближнього, далекого і середнього сусідів. Він об'єднує кластери, виходячи з відстані між найближчими, найбільш віддаленими або центральними об'єктами кластерів. Розглянемо схему виконання алгоритму найближчого сусіда:

- 1) Складання матриці попарних відстаней між об'єктами. Кожному об'єкту призначається свій кластер; Знаходження в матриці найменшого елемента (тобто найменшої відстані між сусідами);
- 2) Об'єднання кластерів, в які входять об'єкти, що мають найменшу відстань.
- 3) Перевірка: скільки залишилося кластерів. Якщо один, то завершити алгоритм. Якщо два і більше, то перейти до кроку 1.

Результати виконання цього алгоритму добре представимо у вигляді дендрограми, а кластери на кожному з етапів його виконання легко отримаємо шляхом проведення лінії, перпендикулярно напрямку поширення цієї дендрограми.

Переваги методу найближчого сусіда:

- простота використання отриманих результатів;
- рішення не унікальні для конкретної ситуації, можливо їх використання для інших випадків;
- метою пошуку є не гарантовано вірне рішення, а найкраще з можливих.

Недоліки методу:

- цей метод не створює будь-яких моделей або правил, узагальнюючих попередній досвід, - у виборі рішення вони ґрунтуються на всьому масиві доступних історичних даних, тому неможливо сказати, на якій підставі будуються відповіді;
- існує складність вибору міри "близькості" (метрики). Від цієї міри головним чином залежить обсяг множини записів, які потрібно зберігати в пам'яті для досягнення задовільної кластеризації або прогнозу. Також існує висока залежність результатів кластеризації від обраної метрики;
- при використанні методу виникає необхідність повного перебору навчальної вибірки при розпізнаванні, наслідок цього - обчислювальна трудомісткість;
- типові завдання даного методу - це завдання невеликої розмірності за кількістю класів і змінних.

2.2.2 Алгоритм k-середніх

Ітеративні алгоритми називаються так тому, що ітеративно перерозподіляють об'єкти між кластерами. Представником цього виду алгоритмів є метод k-середніх.

Метод k-середніх - це метод кластерного аналізу [14], мета якого є поділ m спостережень (з простору) на k кластерів, при цьому кожне спостереження відноситься до того кластеру, до центру (центроїду) якого воно найближче. Метод відноситься до неієрархічних алгоритмів кластеризації.

Дія алгоритму така, що він прагне мінімізувати сумарне квадратичне відхилення точок кластерів від центрів цих кластерів. Тобто, це ітеративний алгоритм, який ділить множину на k кластерів точки яких є максимально наближеними до їх центрів, а сама кластеризація відбувається за рахунок зміщення цих же центрів [14].

Отже, розглянемо ряд спостережень $(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}, x^j \in R^n$.

Метод k-середніх розділяє m спостережень на k груп (або кластерів) ($k \leq m$), $S = (S_1, S_2, \dots, S_k)$ щоб мінімізувати сумарне квадратичне відхилення точок кластерів від центроїд цих кластерів:

$$\min \left[\sum_{i=1}^k \sum_{x^{(j)} \in S_i} \|x^{(j)} - \mu_i\|^2 \right], \quad (2.2)$$

де $x^{(j)} \in R^n$, $\mu_i \in R^n$, μ_i - центроїд для кластера S_i .

В якості міри близькості використовується відстань Хемінга:

$$d(x, y) = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}|, \quad (2.3)$$

де $x, y \in R^n$.

Отже, якщо міра близькості до центроїда визначена, то розбиття об'єктів на кластери зводиться до визначення центроїдів цих кластерів. Число кластерів k задається дослідником заздалегідь.

Розглянемо початковий набір k середніх (центроїд) μ_1, \dots, μ_k в кластерах S_1, S_2, \dots, S_k . На першому етапі центроїди кластерів вибираються випадково або за певним правилом (наприклад, вибрати центроїди, максимізуючи початкові відстані між кластерами).

Відносимо спостереження до тих кластерів, чиє середнє (центр ваги) до них найближче. Кожне спостереження належить тільки до одного кластеру, навіть якщо його можна віднести до двох і більше кластерів.

Потім центр ваги кожного i -го кластера перераховують за наступним правилом:

$$\mu_i = \frac{1}{S_j} \sum_{x^{(j)} \in S_i} x^{(j)}. \quad (2.4)$$

Таким чином, алгоритм k -середніх полягає в перерахунку на кожному кроці центроїда для кожного кластера, отриманого на попередньому кроці.

Алгоритм зупиняється, коли значення μ_i уже практично не змінюються:

$$\mu_i^{шагt} \approx \mu_i^{шагt+1}.$$

Важливо: неправильний вибір початкового числа кластерів k може привести до некоректних результатів. Саме тому при використанні методу k -середніх важливо спочатку провести перевірку відповідного числа кластерів для даного набору даних.

Преваги методу k -середніх:

- простота реалізації. Простота зазвичай означає високу швидкість виконання і ефективність у порівнянні з іншими алгоритмами, особливо при роботі з великими наборами даних;

- інтуїтивна зрозумілість і прозорість алгоритму.

Недоліки:

- чутливість до викидів, які можуть спотворювати центр мас. Можливим вирішенням цієї проблеми є використання модифікації алгоритму – алгоритм k-медіани;

- потрібно знати число кластерів заздалегідь;

- якість кластеризації залежить від початкового вибору центрів кластерів;

- алгоритм може повільно працювати на великих базах даних. Можливим вирішенням цієї проблеми є використання вибірки даних.

Незважаючи на всі недоліки, k-means залишається найбільш широко використовуваним алгоритмом кластеризації на практиці. Алгоритм простий, зрозумілий і досить масштабований і може бути легко модифікований для вирішення різних завдань, таких як часткове навчання з учителем або потокових даних. Постійні поліпшення і узагальнення основних алгоритмів забезпечили його актуальність і поступово збільшують його ефективність.

На рисунку 2.3 наведено приклад роботи алгоритму k-середніх для $k=3$, в якому множина ділиться на 3 кластери. У цьому випадку візуально можна визначити, що рожеві та фіолетові елементи дуже схожі між собою, тому могли б бути в одному кластері, але алгоритм k-середніх не врахував цього, тому правильно обрана кількість кластерів залежить від дослідника.

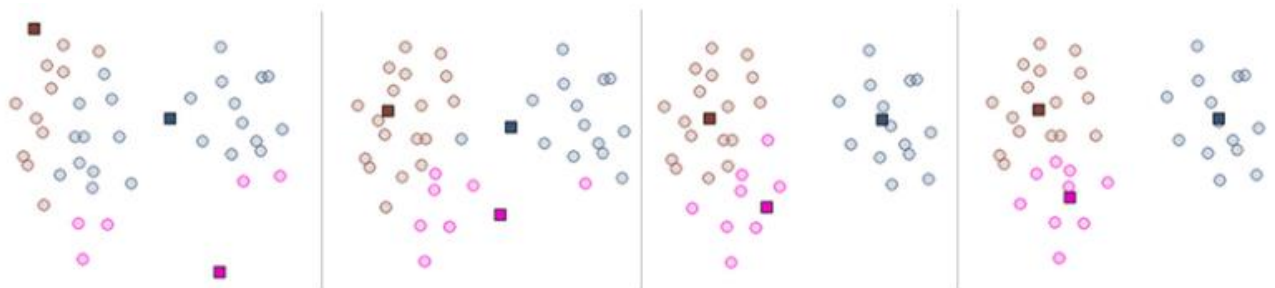


Рисунок 2.3 – Приклад роботи алгоритму k-середніх при $k=3$

2.2.3 Алгоритм нечіткої кластеризації с-середніх

Нечіткі методи – це методи, засновані не на бінарній логіці, де все чітко – елемент або належить одному кластеру, або іншому, а на припущенні, що кожен елемент в якійсь мірі належить певному кластеру, m – міра нечіткості, вона якраз визначає нечіткість алгоритму [14].

Метод нечіткої кластеризації с-середніх (Fuzzy clustering, soft k-means, c-means) дозволяє розбити наявну множину елементів потужністю з кількістю N на задане число нечітких множин k . Метод нечіткої кластеризації с-середніх можна розглядати як вдосконалений метод k-середніх, при якому для кожного елемента з розглянутої множини розраховується ступінь його приналежності кожному з кластерів. Цей алгоритм був розроблений J.C. Dunn в 1973 р. і поліпшений J.C. Bezdek в 1981 р.

Розглянемо кроки алгоритму:

- 1) Задати випадковим чином k центрів кластерів $c_j, j = 1, \dots, k$.
- 2) Порахувати матрицю приналежності елементів до кластерів r . У випадку оптимального розподілення:

$$r_{ij} = \frac{N(d(x_i, c_j) | \mu = 0, \sigma)}{\sum_j^k N(d(x_i, c_j) | \mu = 0, \sigma)}, \quad (2.5)$$

де x_i - i -ий елемент множини;

c_j - центр кластера j ;

$d(x_i, c_j)$ - відстань між точками x_i і c_j ;

N – щільність імовірності нормального розподілення у точці $d(x_i, c_j)$.

- 3) Перемістити центри кластерів

$$c_j \leftarrow \frac{\sum_i r_{ij} x_i}{\sum_i r_{ij}}. \quad (2.6)$$

4) Обчислити функцію втрат (наприклад, виходячи з принципу максимальної правдоподібності). У випадку нормального розподілення функція втрат буде дорівнювати:

$$J = \sum_j^k \sum_i^N d(x_i, c_j)^2 r_{ij} \quad (2.7)$$

5) Якщо значення функції втрат зменшується, то повторити цикл з кроку 2.

Метод нечіткої кластеризації с-середніх має обмежене застосування через істотний недолік - неможливість коректного розбиття на кластери, в разі коли кластери мають різну дисперсію за різними розмірностями (осями) елементів (наприклад, кластер має форму еліпса). Цей недолік усунуто в алгоритмах Mixture models і GMM (Gaussian mixture models).

Перевагою алгоритму с-середніх є те, що цей алгоритм справляється з завданням кластеризації, коли об'єкт належить до різних кластерів в однаковій мірі або не належить до жодного.

Недоліки алгоритму с-середніх такі ж, як і у k-середніх.

Вибір числа кластерів - це складне завдання. Найчастіше це вирішується шляхом експериментів з урахуванням характеру даних. Зазвичай проводиться тестування результатів, починаючи від 2 та більше кластерів.

Після отримання результатів кластерного аналізу слід перевірити правильність кластеризації (тобто оцінити, наскільки кластери відрізняються один від одного). Для цього розраховуються середні значення (центр мас) для кожного кластера. При якісній кластеризації центри повинні сильно відрізнятися для всіх вимірювань або хоча б для більшої їх частини.

В атестаційній роботі для реалізації задачі розбиття множини даних на кластери було обрано метод кластеризації k-середніх.

Підсумовуючи можна сказати, що застосування кластеризації при розпізнаванні значно прискорить час виконання розпізнавання, але результати розпізнавання дуже залежать від результатів кластеризації.

2.2.4 Алгоритм кластеризації ISODATA

Алгоритм ISODATA-це ітераційний алгоритм, в основі якого лежить метод поділу-об'єднання. Знову будемо розглядати множину K кластерів C_1, C_2, \dots, C_K з математичними очікуваннями m_1, m_2, \dots, m_K . Позначимо через \sum_k коваріаційну матрицю кластера k (визначається далі). Якщо x_i є векторами виду

$$x_i = [v_1, v_2, \dots, v_n] \quad (2.8)$$

То кожен вектор математичного очікування m_k має вигляд

$$m_k = [m_{1k}, m_{2k}, \dots, m_{nk}] \quad (2.9)$$

А матриця \sum_k виражається як

$$\sum_k = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{1n} & \sigma_{2n} & \dots & \sigma_{nn} \end{bmatrix}, \quad (2.10)$$

де $\sigma_{ii} = \sigma_i^2$;

i - дисперсія i -ї векторної компоненти v_i ;

$\sigma_{ij} = p_{ij} \sigma_i \sigma_j$ представляють собою коваріацію i -ї і j -ї векторних компонент (p_{ij} коефіцієнт кореляції між i -ю і j -ю компонентами, σ_i - середньоквадратичне відхилення i -ї компоненти, σ_j - середньоквадратичне відхилення j -ї компоненти).

На рисунку 2.4 наведені результати обробки зображення футбольної гри за допомогою алгоритму кластеризації ISODATA в колірному просторі RGB. Кластерне зображення використовувалося в якості вхідних даних для алгоритму маркування

зв'язкових компонент. (Зліва) зображення футбольної гри. (Праворуч) на напівтоновому зображенні представлені $K = 5$ кластерів, сформовані за допомогою алгоритму кластеризації ISODATA. П'ять кластерів відповідають п'ятьма групами кольорів: зелений, темно-синій, білий, сріблястий і чорний.



Рисунок 2.4 – Зображення футбольної гри

Алгоритм кластеризації ISODATA:

1) Помістити $|m_i(t) - m_i(t+1)| < \epsilon$ x_i у кластер l , при якому досягається мінімум

$$D_{\Sigma} = [x_i - m_j]^T \sum_l^{-1} [x_i - m_l]. \quad (2.11)$$

2) Об'єднати кластери i і j , якщо

$$|m_i - m_j| < \tau_v, \quad (2.12)$$

де τ_v - порогове значення дисперсії.

3) Розділити кластер k , якщо максимальне власне значення \sum_k перевищує поріг τ_v .

4) Завершити роботу, якщо для кожного кластеру i виконується умова

$$|m_i(t) - m_i(t+1)| < \epsilon \quad (2.13)$$

Або якщо було виконано максимально допустиму кількість ітерацій.

2.2.5 Прості гістограмні методи

Ітераційна модифікація розбиття векторів призводить до багаторазової обробки даних зображення. У гістограмних методах виконується тільки один прохід за вихідними даними, тому ці алгоритми зазвичай працюють швидше ітераційних алгоритмів кластеризації.

Метод пошуку моди гістограми (histogram mode seeking) призначений для кластеризації в просторі вимірювань. Передбачається, що однорідні об'єкти на зображенні утворюють кластери в просторі вимірювань, в якості якого розглядається гістограма. Сегментація зображення виконується за допомогою зворотнього відображення кластерів з простору вимірювань на зображення. При цьому максимальні зв'язкові компоненти кластерних міток (тобто зв'язкові компоненти на гістограмі) використовуються для виділення сегментів зображення. При обробці напівтонових зображень кластеризація в просторі вимірювань може бути виконана за допомогою пошуку точок мінімуму на гістограмі. В якості кластерів обираються інтервали значень між точками мінімуму. Піксель зображення зі значенням інтенсивності, що потрапляє в i -й кластер гістограми, маркується індексом i . Сегмент зображення, якому належить цей піксель, є однією з зв'язкових компонент пікселів з мітками i .

У загальному випадку напівтонове зображення має многомодальну гістограму. Тому будь-який алгоритм автоматичної бінаризації повинен шукати на гістограмі істотні точки максимуму і розділяючі їх точками мінімуму. Цю задачу вирішити набагато складніше, ніж сформулювати. На рисунку 2.5 показана гістограма напівтонового зображення іграшкових деталей. Простий алгоритм пошуку точок мінімуму на гістограмі міг би прийняти її за бімодальною і вибрати граничне значення в інтервалі між 39 і 79. Однак алгоритм вибору порогу методом проб і помилок згенерував три порогових значення. Для них були побудовані чотири бінарні зображення, наведені на рисунку 2.6, отримані методом порогової бінаризації за діапазоном. Діапазон вручну задавався за гістограмою. Всі зображення містять деякі значущі області зображення. Цей приклад пояснює необхідність використання методів бінаризації на основі апіорної інформації, в яких пороги бінаризації вибираються як з урахуванням змісту гістограми, так і з урахуванням характеристик якості / корисності виділених областей стосовно вирішення конкретного завдання.

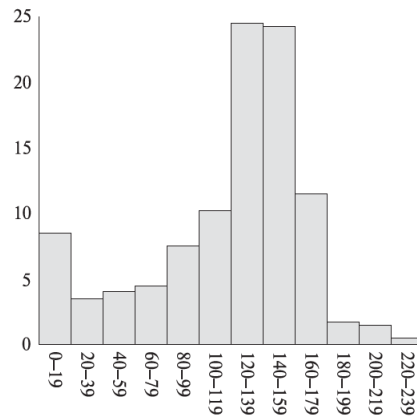


Рисунок 2.5 – Гістограма зображення деталей

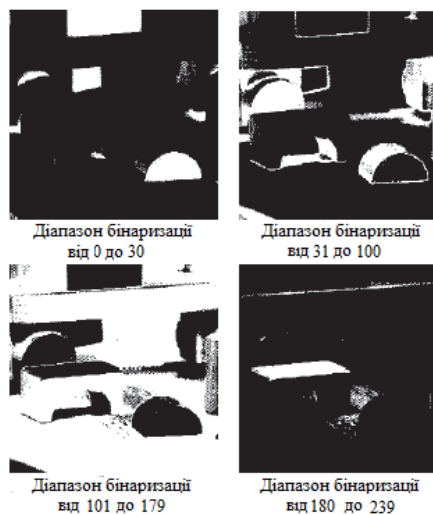


Рисунок 2.6 – Бінарні зображення іграшкових деталей

2.2.6 Рекурсивний гістограмний метод Оландера

Автори роботи [20] вдосконалили гістограмний метод кластеризації, запропонувавши рекурсивну процедуру пошуку мод. Основна ідея заключалась в тому, щоб спочатку шукати моду на гістограмі повного зображення, а потім на гістограмах областей кожного сформованого кластера. Обробка повторюється до тих пір, поки вдається виробляти подальший поділ сегментованих областей.

На початку обробки формувалася маска, яка обирає всі пікселі зображення. Була реалізована процедура побудови гістограми для області зображення, заданої за допомогою маски. Для цієї гістограми виконувалась кластеризація в просторі вимірювань. В результаті формувалася множина кластерів. Потім встановлювалася приналежність пікселів зображення знайденим кластерам. Якщо кластерів було більше одного, то для кожного з

них виконувалася маркування зв'язкових компонент і будувалася множина зв'язкових областей, відповідних кожному кластеру. Потім для кожної зв'язковою компоненти створювалася нова маска, яка містилася в стек масок.

Маски в стеці представляли області, які є кандидатами для подальшої сегментації. Протягом послідовних ітерацій, чергова маска з стека визначала пікселі для побудови гістограми. Кластеризація повторювалася до вичерпання стека масок.

Для звичайних кольорових зображень [20] автори статті запропонували обчислювати гістограми не по кожній з трьох кольорних компонент RGB, а за набором змінних, схожих на основні компоненти перетворення Карунена-Лоева: $(R + G + B) / 3$, $(R - B) / 2$, $(2G - R - B) / 4$.

2.3 Опис запропонованої модифікації

В магістерській роботі запропоновано використання модифікації методу встановлення релевантності зображень об'єктів за описами у вигляді множини дескрипторів ХО.

Спочатку необхідно знайти ХО зображень за допомогою детектору BRISK. Отримані множини бінарних векторів кластеризуємо за методом k-середніх. Особливістю є бінарний вид множини дескрипторів. Модифікація методу кластеризації зводилась до того, що на кожному кроці новий центроїд кластера формується так: у поточній множині елементів кожного кластера побітово рахується кількість 0 та 1, якщо кількість 1 більше, то біт центроїда встановлюється рівним 1, навпаки – 0.

Після кластеризації необхідно вирахувати релевантність двох зображень, для цього застосована манхеттенська відстань, вигляд якої представлено у формулі 2.14:

$$d(p, q) = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i| \quad , \quad (2.14)$$

де n – кількість елементів в масиві;

$p = (p_1, \dots, p_n)$, $q = (q_1, \dots, q_n)$ – вектори.

Для порівняння ефективності отриманих результатів необхідно порахувати міру релевантності методом голосування.

Традиційний метод для обчислення релевантності двох описів O_1, O_2 зводиться до підрахунку числа r «еквівалентних» елементів одного з описів, що вважається еталоном, у складі іншого опису показано у формулі 2.15.

$$r = \text{card}\{x_1 \in O_1 \mid x_1 \sim x_2, x_2 \in O_2\}. \quad (2.15)$$

Еквівалентність $x_1 \sim x_2$ в (2.15) трактується як

$$x_1 \sim x_2 : \rho(x_1, x_2) \leq \delta, \quad (2.16)$$

де ρ – деяка метрика у просторі B^n , δ – поріг для значення метрики, в межах якого елементи x_1, x_2 вважаються еквівалентними [23].

3 РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ КЛАСТЕРНОГО ПОДАННЯ СТРУКТУРНИХ ОПИСІВ

3.1 Вибір середовища розробки

Інтегрованим середовищем розробки програмного забезпечення називають систему програмних засобів, використовувану програмістами для розробки програмного забезпечення.

Зазвичай середовище розробки включає в себе текстовий редактор, компілятор і/або інтерпретатор, компоновальник, відладник і довідкову систему. Іноді також містить систему управління версіями і різноманітні інструменти для спрощення конструювання графічного інтерфейсу користувача. Багато сучасних середовищ розробки також включають інспектор об'єктів, браузер класів і діаграму ієрархії класів, які використовуються для об'єктно-орієнтованої розробки ПО. Зазвичай середовище розробки призначається для однієї певної мови програмування, як, наприклад, Visual Basic або Delphi, але існують середовища розробки, призначені для декількох мов, такі як Eclipse або Microsoft Visual Studio.

Останнім часом, з розвитком об'єктно-орієнтованого програмування, широкого поширення набули середовища візуального програмування, в яких найбільш поширені блоки програмного коду представлені у вигляді графічних об'єктів.

Популярність в наші дні отримала технологія .NET Framework, запропонована фірмою Microsoft в якості платформи для створення як звичайних програм, так і веб-додатків. Основною перевагою .NET є сумісність різних служб, написаних на різних мовах.

Для розробки програмного засобу в атестаційній роботі обрана мова програмування C# та середовище розробки – Visual Studio 2017.

Microsoft Visual Studio - це програмна середовище по розробці програмних засобів для ОС Windows, як консольних, так і з графічним інтерфейсом.

У комплект входять наступні основні компоненти:

- 1) Visual Basic.NET - для розробки додатків на VisualBasic;
- 2) Visual C ++ - на традиційній мові C ++;
- 3) Visual C # - на мові C # (Microsoft);
- 4) Visual F # - на F # (Microsoft Developer Division).

Функціональна структура середовища включає в себе:

– редактор вихідного коду, який включає багато додаткових функцій, як автодоповнення IntelliSense, рефракторінг коду;

- відладчик коду;
- редактор форм, призначений для спрощеного конструювання графічних інтерфейсів;
- веб-редактор;
- дизайнер класів;
- дизайнер схем баз даних.

Visual Studio також дозволяє створювати і підключати сторонні додатки (плагіни) для розширення функціональності практично на кожному рівні, включаючи додавання підтримки систем контролю версій вихідного коду (Subversion і VisualSourceSafe), додавання нових наборів інструментів (для редагування і візуального проектування коду на предметно-орієнтованих мовах програмування або інструментів для інших аспектів процесу розробки програмного забезпечення).

Переваги цього середовища:

- інтуїтивний стиль кодування. За замовчуванням Visual Studio форматує код за мірою його введення, автоматично вставляючи необхідні відступи і застосовуючи колірне кодування для виділення елементів типу коментарів. Такі незначні відмінності роблять код більш зручним для читання і менш схильним до помилок. Застосовувані Visual Studio автоматично параметри форматування можна навіть налаштувати, що дуже зручно у випадках, коли розробник вважає за краще інший стиль розміщення дужок (наприклад, стиль K & R, при якому відкриває дужка розміщується на тому самому рядку, що і оголошення, якому вона передує);

- менше коду для написання. Для створення більшості додатків потрібно пристойну кількість стандартного стереотипного коду, і Web-сторінки ASP.NET тому не виключення. Наприклад, додавання Web-елемента управління, приєднання обробників подій і коригування форматування вимагає установки в розмітці сторінки ряду деталей. У Visual Studio такі деталі встановлюються автоматично;

- більш висока швидкість розробки. Багато з функціональних можливостей Visual Studio спрямовані на те, щоб допомагати розробнику робити свою роботу якомога швидше. Зручні функції, на зразок функції IntelliSense (яка вмє перехоплювати помилки і пропонувати правильні варіанти), функції пошуку і заміни (яка дозволяє відшукувати ключові слова як в одному файлі, так і в усьому проекті) і функції автоматичного додавання і видалення коментарів (яка може тимчасово приховувати блоки коду), дозволяють розробнику працювати швидко і ефективно;

- можливості налагодження. Пропоновані в Visual Studio інструменти налагодження є найкращим засобом для відстеження загадкових помилок і діагностування

дивної поведінки. Розробник може виконувати свій код по рядку за раз, встановлювати інтелектуальні точки переривання, при бажанні зберігаючи їх для використання в майбутньому, і в будь-який час переглядати поточну інформацію з пам'яті.

До недоліків середовища можна віднести великий об'єми пам'яті на жорсткому диску та велику кількість часу при установці.

Мова C# - це об'єктно-орієнтована мова, але вона підтримує також і компонентно-орієнтоване програмування. Розробка сучасних застосунків все більше прагне до створення програмних компонентів у формі автономних і само описуючих пакетів, що реалізують окремі функціональні можливості. Важлива особливість таких компонентів - це модель програмування на основі властивостей, методів і подій. Кожен компонент має атрибути, які надають декларативні відомості про компоненті, а також вбудовані елементи документації. C# надає мовні конструкції, безпосередньо підтримуючі таку концепцію роботи. Завдяки цьому C# відмінно підходить для створення і застосування програмних компонентів.

Для реалізації програмного засобу були використані функції з бібліотеки OpenCV.

OpenCV (Open Source Computer Vision Library, бібліотека комп'ютерного зору з відкритим вихідним кодом) - бібліотека алгоритмів комп'ютерного зору, обробки зображень та чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом.

OpenCV надає широкий ряд інструментальних засобів для обробки та розпізнавання графічних зображень. Бібліотека сумісна з Intel Image Processing Library (IPL), яка здійснює операції низького рівня в цифрових образах. Незважаючи на такі примітиви, як наприклад, бінаризація, фільтрація, OpenCV - здебільшого високорівнева бібліотека.

Бібліотека була розроблена для затвердження загального стандартного інтерфейсу комп'ютерного зору для додатків в цій області. Для сприяння зростанню числа таких додатків [17].

OpenCV написана на мові високого рівня (C / C++) і містить алгоритми для: інтерпретації зображень, калібрування камери за зразком, усунення оптичних спотворень, визначення подібності, аналіз переміщення об'єкта, визначення форми об'єкту та стеження за об'єктом, 3D-реконструкція, сегментація об'єкта, розпізнавання жестів та інші.

Ця бібліотека дуже популярна за рахунок своєї відкритості та можливості безкоштовно використовувати як в навчальних, так і комерційних цілях.

Фактично, OpenCV - це набір типів даних, функцій і класів для обробки зображень алгоритмами комп'ютерного зору.

Вона включає в себе наступні алгоритми:

— розпізнавання об'єктів в потоці;

- розпізнавання друкованого і рукописного тексту;
- усунення спотворень картинки;
- виявлення подібності та форми об'єктів;
- стеження за переміщенням об'єкта;
- розпізнавання рухів, жестів і багато іншого.

3.2 Опис можливостей програмного засобу

Реалізація дослідження моделі кластерного подання структурних описів для розпізнавання зображень була представлена у вигляді програмного засобу.

Функції реалізованого програмного засобу:

- завантаження користувачем зображення;
- виявлення ХО на зображенні;
- зберігання зображення з виявленими ХО;
- виявлення міри релевантності двох зображень;
- виявлення релевантності двох зображень.

Розглянутий алгоритм пошуку ХО, обчислення дескрипторів на зображенні реалізовані за допомогою EmguCV 3.4.1, що є обгорткою .Net для бібліотеки обробки зображень OpenCV [17]. Дозволяє викликати функції OpenCV з мов сумісних з .NET, таких як C#, VB, VC ++, IronPython. Обгортка може бути скомпільована в Mono і працювати на Windows, Android, iOS, Windows Phone, Mac OS X і Linux.

Розроблена програма для дослідження моделі кластерного подання структурних описів розпізнавання зображень виконує наступні функції:

- завантаження зображень користувачем;
- виявлення ХО на зображенні;
- зберігання зображення з виявленими ХО;
- обчислення дескрипторів;
- кластеризація отриманих дескрипторів;
- обчислення величини релевантності двох зображень;
- визначення міри релевантності двох зображень.

Користувач відкриває програмний засіб та бачить головне вікно програми, яке показано на рисунку 3.1.

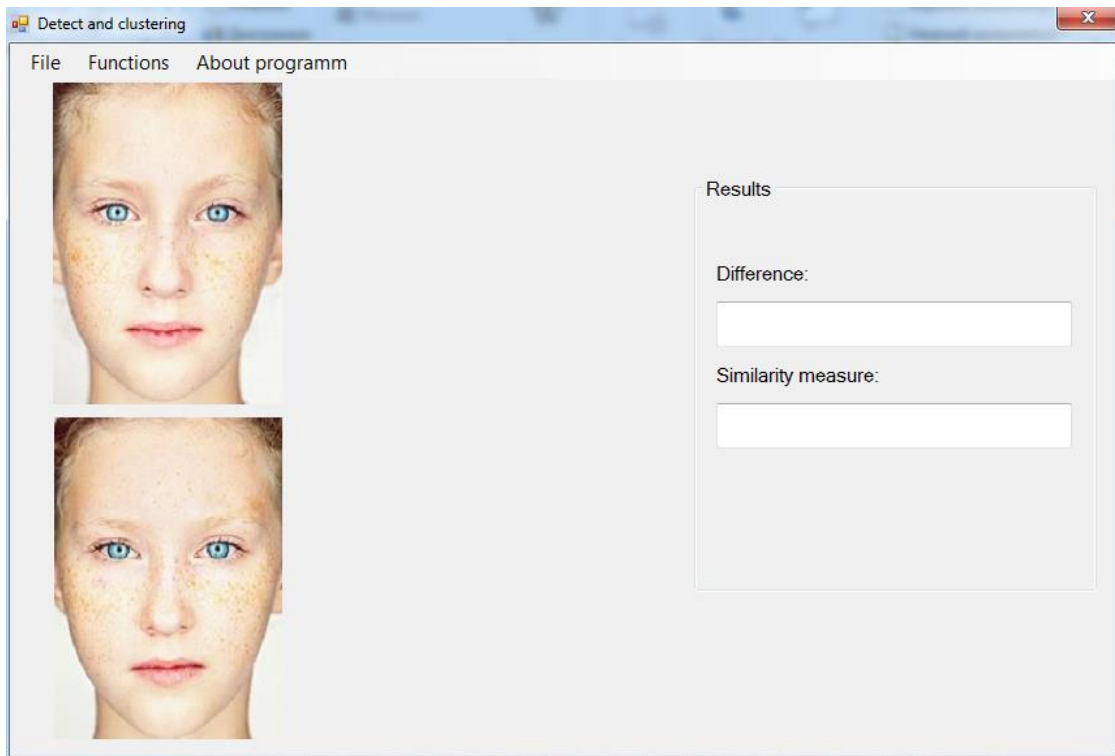


Рисунок 3.1 – Головне вікно програми

Головне вікно програми містить меню, області для відображення зображень та області для відображення результатів. Пункт меню «File» складається з трьох підпунктів: «Open 1-st image», «Open 2-nd image», «Exit». За його допомогою користувач завантажує зображення для порівняння. Пункт «Functions» складається з наступних підпунктів: «Key points detection for 1-st image», «Key points detection for 2-nd image», «Clustering», «Get the difference», «Traditional voiting». У цьому пункті меню відбуваються головні дії, результати чого можна побачити на рисунку 3.2. Пункт «About program» містить в собі інформацію про програмний засіб та розробника.

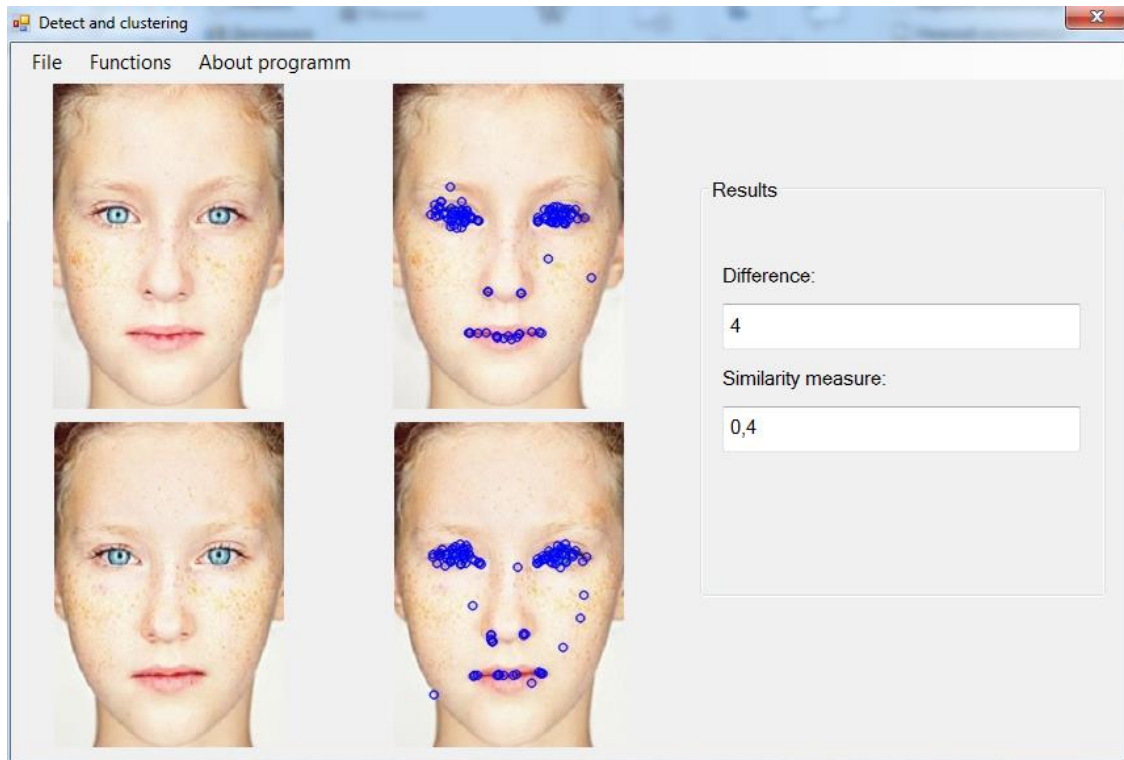


Рисунок 3.2 – Результати роботи програми

3.3 Аналіз отриманих результатів

У процесі досліджень здійснено обчислення ХО методом BRISK для бази з 6 пар зображень. На рисунках 3.3 - 3.8 наведені приклади пар зображень.

Для реалізації завдання атестаційної роботи створено програмний засіб, який реалізує алгоритм пошуку ХО на двох зображеннях, кластеризує знайдені ХО, обчислює величину релевантності та міру міру релевантності зображень.

Кластеризація для бази із зображень виконана методом к-середніх. Особливістю є бінарний вид множини дескрипторів, що ускладнює завдання кластеризації. Один із етапів методу к-середніх полягає в тому, що у кожному кластері необхідно знаходити середнє значення для формування нового центроїда. Так як використовується бінарний вид даних, то центроїд формується наступним чином: у кожному кластері побітово рахується кількість 0 та 1, якщо кількість 1 більша за кількість 0, то біт центроїда буде дорівнювати 1, навпаки – 0 [23].



Рисунок 3.3 – Зображення першої пари матері та доньки



Рисунок 3.4 – Зображення другої пари матері та доньки



Рисунок 3.5 – Зображення першої пари близнюків

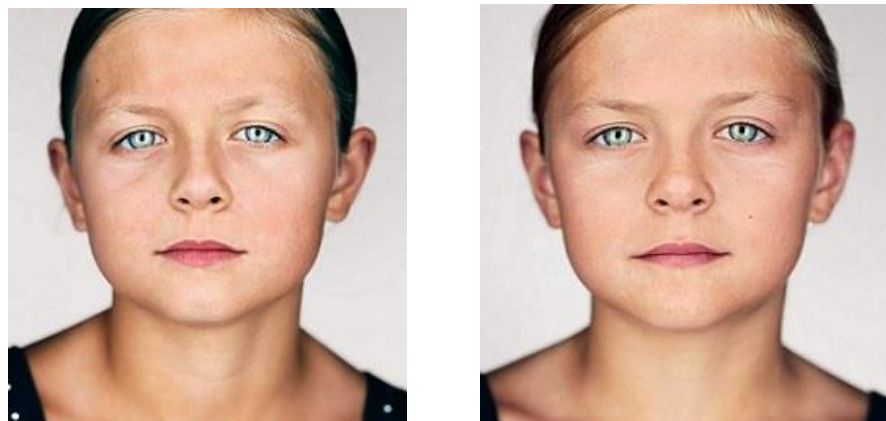


Рисунок 3.6 – Зображення другої пари близнюків



Рисунок 3.7 – Зображення третьої пари близнюків



Рисунок 3.8 – Зображення четвертої пари близнюків

У таблиці 3.1 показана кількість знайдених ХО ознак для кожного зображення.

Таблиця 3.1 – Кількість ХО в описах зображень

Назва зображення	Кількість характерних ознак	Назва зображення	Кількість характерних ознак
Рисунок 3.3 (Мати)	118	Рисунок 3.6 (Зліва)	160
Рисунок 3.3 (Донька)	110	Рисунок 3.6 (Справа)	165
Рисунок 3.4 (Мати)	67	Рисунок 3.7 (Зліва)	57
Рисунок 3.4 (Донька)	55	Рисунок 3.7 (Справа)	64
Рисунок 3.5 (Зліва)	62	Рисунок 3.8 (Зліва)	106
Рисунок 3.5 (Справа)	70	Рисунок 3.8 (Справа)	101

Як бачимо з таблиці 3.1 кількість ХО зображень для кожної пари відрізняється незначно, бо підібрані пари зображень однакові за розмірами, тому можна приміняти кластеризацію.

У таблицях 3.2 – 3.4 наведені результати кластерування при різній кількості кластерів.

Таблиця 3.2 – Кількість ХО в кластерному представленні для $k=2$

Назва зображення	Номер кластера		Назва зображення	Номер кластера	
	1	2		1	2
Рисунок 3.3 (Мати)	109	9	Рисунок 3.6 (Зліва)	91	69
Рисунок 3.3 (Донька)	101	9	Рисунок 3.6 (Справа)	92	73
Рисунок 3.4 (Мати)	61	6	Рисунок 3.7 (Зліва)	55	2
Рисунок 3.4 (Донька)	49	6	Рисунок 3.7 (Справа)	62	2
Рисунок 3.5 (Зліва)	31	31	Рисунок 3.8 (Зліва)	106	0
Рисунок 3.5 (Справа)	32	38	Рисунок 3.8 (Справа)	100	1

Таблиця 3.3 – Кількість ХО в кластерному представленні для $k=3$

Назва рисунку	Номер кластера			Назва рисунку	Номер кластера		
	1	2	3		1	2	3
Рисунок 3.3 (Мати)	94	1	23	Рисунок 3.6 (Зліва)	91	69	0
Рисунок 3.3 (Донька)	91	0	19	Рисунок 3.6 (Справа)	92	70	2
Рисунок 3.4 (Мати)	60	7	0	Рисунок 3.7 (Зліва)	47	1	9
Рисунок 3.4 (Донька)	49	5	1	Рисунок 3.7 (Справа)	53	4	7
Рисунок 3.5 (Зліва)	31	31	0	Рисунок 3.8 (Зліва)	101	1	4
Рисунок 3.5 (Справа)	32	37	1	Рисунок 3.8 (Справа)	99	0	2

Таблиця 3.4 – Кількість ХО в кластерному представленні для $k=5$

Назва рисунку	Номер кластера				
	1	2	3	4	5
Рисунок 3.3 (Мати)	94	1	23	0	0
Рисунок 3.3 (Донька)	89	0	19	1	1
Рисунок 3.4 (Мати)	60	7	0	0	0
Рисунок 3.4 (Донька)	47	5	1	1	1
Рисунок 3.5 (Зліва)	31	31	0	0	0
Рисунок 3.5 (Справа)	30	37	1	1	1
Рисунок 3.6 (Зліва)	91	69	0	0	0
Рисунок 3.6 (Справа)	90	72	1	1	1
Рисунок 3.7 (Зліва)	47	1	9	0	0
Рисунок 3.7 (Справа)	51	0	11	1	1
Рисунок 3.8 (Зліва)	54	1	0	0	51
Рисунок 3.8 (Справа)	43	0	1	1	56

Проаналізувавши отримані результати, можна зробити висновок, що подібні зображення кластеризуються схоже, збільшення числа кластерів не призводить до рівномірного розподілу даних між ними.

Після кластеризації необхідно вирахувати релевантність двох зображень, для цього застосована манхеттенська відстань. Результати розрахунків за формулою представлені у таблиці 3.5.

Як бачимо з таблиці 3.5 значення манхеттенської відстані, за якою було визначено релевантність для векторних подань зображень для пар близнюків менша, ніж для пар матерей та доньок. Враховуючи, що максимальне значення відстані для кожної пари – кількість ХО, а мінімальне – 0, можна зробити незаперечний висновок про достатню адекватність використання кластерної моделі в задачі зіставлення описів. Проаналізувавши результати таблиці можна побачити, що найменший результат отримується при $k=3$, тобто, найкраща кількість кластерів для вирішення завдання – 3.

Таблиця 3.5 – Релевантність зображень

Назва рисунку	Релевантність		
	k=2	k=3	k=5
Рисунок 3.3	8	7	12
Рисунок 3.4	12	14	18
Рисунок 3.5	8	8	10
Рисунок 3.6	5	4	7
Рисунок 3.7	11	9	9
Рисунок 3.8	7	5	19

Для порівняння ефективності отриманих результатів необхідно порахувати міру релевантності традиційним методом. Результати розрахунків представлено в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Міра релевантності зображень

Назва зображення	Міра релевантності
Рисунок 3.3	0,2
Рисунок 3.4	0,3
Рисунок 3.5	0,4
Рисунок 3.6	0,4
Рисунок 3.7	0,9
Рисунок 3.8	0,4

Як видно з таблиці 3.6 міра релевантності між зображеннями пар близнюків більша, ніж міра релевантності між парами матерей та доньок.

Проведемо експеримент з двома не схожими зображеннями. Візьмемо доньку з рисунка 3.3 та дівчину з рисунка 3.8. Міра релевантності між якими = 0. Релевантність зображень при $k=3$ - 160. Тобто значення релевантності велике у порівнянні з релевантністю пар близнюків чи пар матерей та доньок. Це підкреслює чутливість методу до незначних особливостей зображення і його можливість широкого застосування у системах комп'ютерного зору.

Час роботи програми за методом традиційного голосування – 55 с, а за методом кластеризації – 22 с. Таким чином можна зробити висновок, що другий метод значно швидший за перший у 2,5 рази. Виграш часу пропорційно зростає зі збільшенням кількості ХО та числа еталонів у задачі кластеризації.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

В даному розділі проведено аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих факторів, причин пожеж. Розглянуто заходи, які дозволяють забезпечити гігієну праці та виробничу санітарію. На підставі аналізу розроблено заходи з техніки безпеки і рекомендації з пожежної профілактики. І оскільки завданням на дипломне проектування є програмне забезпечення, то аналіз потенційно небезпечних і шкідливих виробничих факторів виконується для персонального комп'ютера, на якому передбачається реалізація та розробка методів та засобів підвищення реалістичності відтворення кольорів у засобах комп'ютерної графіки.

4.1 Аналіз стану умов праці

Для створення реалізації поставленої задачі достатньо однієї людини, для якої надано робоче місце зі стаціонарним комп'ютером.

Оформлення та розробка проекту за фізичним навантаженням відноситься до категорії легкі роботи (Ia), її виконують сидячи з періодичним ходінням. Щодо характеру організування виконання дипломної роботи, то він підпадає під нав'язаний режим, оскільки певні розділи роботи необхідно виконати у встановлені конкретні терміни. За ступенем нервово-психічної напруги виконання роботи можна віднести до II – III ступеня і кваліфікувати як помірно напружений – напружений за умови успішного виконання поставлених завдань.

Під час виконання робіт використовують ПК та периферійні пристрої (лазерні та струменеві), що призводить до навантаження на окремі системи організму. Такі перекося у напруженні різних систем організму, що трапляються під час роботи з ПК, зокрема, значна напруженість зорового аналізатора і довготривале малорухоме положення перед екраном, не тільки не зменшують загального напруження, а навпаки, призводять до його посилення і появи стресових реакцій.

Найбільшому ризику виникнення різноманітних порушень піддаються: органи зору, м'язово-скелетна система, нервово-психічна діяльність, репродуктивна функція у жінок.

Тобто наявні психофізіологічні небезпечні та шкідливі фактори:

а) фізичного перевантаження:

- статичного;
- динамічного;
- б) нервово-психічного перевантаження:
 - розумового перенапруження;
 - монотонності праці; - перенапруження аналізаторів;
 - емоційних перевантажень.

Рекомендовано застосування екранних фільтрів, локальних світлофільтрів (засобів індивідуального захисту очей) та інших засобів захисту, а також інші профілактичні заходи [24]. Роботу за дипломним проектом визнано, таку, що займає 50% часу робочого дня та за восьмигодинної робочої зміни рекомендовано встановити додаткові регламентовані перерви: - для розробників програм тривалістю 15 хвилин через кожен годину роботи.

4.2 Аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих факторів при роботі з персональним комп'ютером

Основними характеристиками персонального комп'ютера є наступні:

- 1) робоча напруга $U = 220 \pm 5\%$;
- 2) робочий струм $I = 2A$;
- 3) споживана потужність $P = 350 \text{ Вт}$.

Роботу користувача розробленої підсистеми слід віднести до категорії Ia (легкі фізичні роботи). До даної категорії відносяться всі види діяльності, які виконуються сидячи, з періодичним ходінням, і не потребують фізичного напруження [25].

При експлуатації даного програмного продукту існують такі небезпечні і шкідливі виробничі фактори:

- 1) фізичні:
 - підвищений рівень напруги електричної мережі, замикання якої може статися через тіло людини;
 - підвищена або знижена вологість повітря;
 - підвищена або знижена рухомість повітря;
 - підвищений рівень статичної електрики;
 - підвищена напруженість електричного поля;
 - відсутність або нестача природного світла;

- знижена освітленість робочої зони;
 - підвищений рівень шуму на робочому місці;
 - підвищений рівень електромагнітного випромінювання;
 - знижена контрастність;
- 2) психофізіологічні:
- 3) фізичні перевантаження:
- статичні;
 - динамічні;
- 4) нервово-психічні перевантаження:
- розумове перенапруження;
 - монотонність праці;
 - перенапруження аналізаторів;
 - емоційні перевантаження.

4.3 Заходи з охорони праці

4.3.1 Загальні заходи безпеки

Відповідно до санітарно-гігієнічних нормативів та правил експлуатації обладнання приклад деяких заходів безпеки:

- 1) Заходи безпеки під час експлуатації персонального комп'ютера та периферійних пристроїв передбачають:
- правильне організування місця праці та дотримання оптимальних режимів праці та відпочинку під час роботи з ПК;
 - експлуатацію сертифікованого обладнання;
 - дотримання заходів електробезпеки;
 - забезпечення оптимальних параметрів мікроклімату;
 - забезпечення раціонального освітлення місця праці (освітленість робочого місця не перевищувала 2/3 нормальної освітленості приміщення);
 - облаштування приміщення для роботи з ПК, потрібно передбачити припливно-витяжну вентиляцію або кондиціювання повітря:
 - а) якщо об'єм приміщення 20 м³, то потрібно подати не менш як 30 м³/год повітря;

- б) якщо об'єм приміщення у межах від 20 до 40 м³, то потрібно подати не менш як 20 м³/год повітря;
 - в) якщо об'єм приміщення становить понад 40 м³, допускається природна вентиляція, у випадку, коли немає виділення шкідливих речовин.
- зниження рівня шуму та вібрації:
- а) у джерелі виникнення, шляхом застосування раціональних конструкцій, нових матеріалів і технологічних процесів;
 - б) звукоізолювання устаткування за допомогою глушників, резонаторів, кожухів, захисних конструкцій, оздоблення стін, стелі, підлоги тощо;
 - в) використання засобів індивідуального захисту).

2) Заходи безпеки під час експлуатації інших електричних приладів передбачають дотримання таких правил:

- постійно стежити за справним станом електромережі, розподільних щитків, вимикачів, штепсельних розеток, лампових патронів, а також мережевих кабелів живлення, за допомогою яких електроприлади під'єднують до електромережі;
- постійно стежити за справністю ізоляції електромережі та мережевих кабелів, не допускаючи їхньої експлуатації з пошкодженою ізоляцією;
- не тягнути за мережевий кабель, щоб витягти вилку з розетки;
- не закривати меблями, різноманітним інвентарем вимикачі, штепсельні розетки;
- не підключати одночасно декілька потужних електропристроїв до однієї розетки, що може викликати надмірне нагрівання провідників, руйнування їхньої ізоляції, розплавлення і загоряння полімерних матеріалів;
- не залишати включені електроприлади без нагляду;
- не допускати потрапляння всередину електроприладів крізь вентиляційні отвори рідин або металевих предметів, а також не закривати їх та підтримувати в належній чистоті, щоб уникнути перегрівання та займання приладу;
- не ставити на електроприлади матеріали, які можуть під дією теплоти, що виділяється, загорітися (канцелярські товари, сувенірну продукцію тощо).

4.3.2 Електробезпека

Основним небезпечним фактором при роботі з ЕОМ є небезпека ураження людини електричним струмом, яка посилюється тим, що органи чуття людини не можуть на відстані виявити наявність електричної напруги на обладнанні.

Проходячи через тіло людини, електричний струм чинить на нього складний вплив, що є сукупністю термічної (нагрів тканин і біологічних середовищ), електролітичної (розкладання крові і плазми) і біологічної (роздратування і збудження нервових волокон та інших органів тканин організму) дій.

Тяжкість ураження людини електричним струмом залежить від цілого ряду чинників:

- 1) значення сили струму;
- 2) електричного опору тіла людини і тривалості протікання через нього струму;
- 3) типу і частоти струму;
- 4) індивідуальних властивостей людини і навколишнього середовища.

Приміщення для ЕОМ відноситься до приміщень без підвищеної небезпеки, тобто в приміщення, в яких відсутні умови, що створюють підвищену або особливу небезпеку. Небезпека ураження електричним струмом існує всюди, де використовуються електроустановки, тому приміщення без підвищеної небезпеки не можна назвати безпечними.

Електробезпека забезпечується:

- 1) відповідною конструкцією електроустановок;
- 2) застосуванням технічних способів і засобів захисту;
- 3) організаційними і технічними заходами.

Конструкція електроустановок відповідає умовам їх експлуатації та забезпечує захист персоналу від дотику до струмоведучих частин.

Основними технічними способами і засобами захисту від ураження електричним струмом, що використовуються окремо або в поєднанні один з одним, є:

- 1) захисне заземлення;
- 2) занулення;
- 3) вирівнювання потенціалів;
- 4) мале напруга;
- 5) електричне поділ мереж;
- 6) захисне відключення;
- 7) ізоляція струмоведучих частин;

- 8) компенсація струмів замикання на землю;
- 9) захисні пристрої;
- 10) попереджувальна сигналізація, блокування, знаки безпеки;
- 11) ізолюючі захисні та запобіжні пристосування.

4.3.3 Розрахунок захисного заземлення

Основними технічними способами і засобами захисту від ураження електричним струмом, що передбачаються в даному дипломному проекті, є:

- 1) захисне заземлення,
- 2) занулення,
- 3) захисне відключення,
- 4) ізоляція струмоведучих частин.

Завдання захисного заземлення - усунення небезпеки ураження струмом у випадку дотику до корпусу та інших струмоведучих металевих частин електроустановок, які опинилися під напругою.

Розрахунок заземлюючого контуру виконується виходячи з умови:

$$R_{\Sigma} = \frac{R_3 \cdot R_{\Pi}}{R_{\Pi} \cdot n \cdot \eta_3 + R_3 \cdot \eta_{\Pi}} \leq 4 \text{ Ом} \quad (4.1)$$

де R_3 - опір заземлювача (стержня, труби, куточка і т.д.), Ом;

R_{Π} - Опір лінії, що з'єднує заземлювачі, Ом;

n - кількість заземлювачів;

η_3 і η_{Π} - Коефіцієнти екранування відповідно заземлювача і з'єднує смуги ($\eta_3 = 0,2 \div 0,9$; $\eta_{\Pi} = 0,1 \div 0,7$).

Опір заземлювача розраховується за формулою 4.2

$$R_3 = \frac{\rho}{2 \cdot \pi \cdot l} \left(\ln \frac{2 \cdot l}{d} + \frac{1}{2} \cdot \ln \frac{4 \cdot t + l}{4 \cdot t - l} \right) \quad (4.2)$$

де ρ - питомий опір ґрунту (взяти з довідкової літератури);

l - довжина заземлювача (для труб 2-3 м, для стрижнів до 10 м), м;

d - діаметр заземлювача (для стрижнів 0,01 - 0,03 м, для труб 0,03 - 0,05 м);

t - відстань від середини забитого в ґрунт заземлювача до рівня землі (необхідно враховувати, що відстань від верхнього кінця заземлювача до поверхні землі має бути не менше 0,5), м.

Розрахуємо опір заземлювача:

$$R_3 = \frac{60}{2 \cdot \pi \cdot 3} \left(\ln \frac{2 \cdot 3}{0.03} + \frac{1}{2} \cdot \ln \frac{4 \cdot 1 + 3}{4 \cdot 1 - 3} \right) = 19,96$$

Опір лінії, що з'єднує заземлювачі розраховується за формулою 4.3

$$R_{\Pi} = \frac{\rho}{2 \cdot \pi \cdot l} \cdot \ln \frac{2 \cdot L^2}{b \cdot t}, \quad (4.3)$$

де L - довжина лінії, що з'єднує заземлювачі (при контурному заземленні вона приблизно дорівнює периметру виробничої будівлі), м;

b - ширина смуги (0,03 - при прокладанні всередині будівлі і 0,05 - при прокладанні поза будівлею), м;

t - глибина заземлення від рівня землі (0,5 м.).

Розрахуємо опір лінії, що з'єднує заземлювачі

$$R_{\Pi} = \frac{60}{2 \cdot \pi \cdot 3} \cdot \ln \frac{2 \cdot 50^2}{0.03 \cdot 0.5} = 14.37$$

Необхідна кількість заземлювачів, розраховується за формулою 4.4

$$n = \frac{2 \cdot R_3}{4 \cdot \eta_3}, \quad (4.4)$$

де 4 - допустимий загальний опір;

2 - коефіцієнт сезонності.

Розрахуємо необхідну кількість заземлювачів,

$$n = \frac{2 \cdot 19,9}{4 \cdot 0,5} = 19,9 \approx 20$$

Округлимо результат в більшу сторону і отримуємо необхідну кількість заземлювачів - 20. Маючи всі необхідні дані розрахуємо опір заземлюючого контуру.

$$R_{\Sigma} = \frac{19,96 \cdot 14,37}{14,37 \cdot 20 \cdot 0,5 + 19,96 \cdot 0,4} = 1,89 \leq 4 \text{ Ом}$$

Опір заземлюючого контуру 1,89 Ом, що відповідає умові $R_{\Sigma} < 4 \text{ Ом}$.

4.4 Заходи, що забезпечують виробничу санітарію та гігієну праці

4.4.1 Мікроклімат

Трудова діяльність людини завжди протікає в певних метеорологічних умовах, які визначаються поєднанням температури повітря, швидкості його руху і відносної вологості, тиском і тепловим випромінюванням від нагрітих поверхонь. Оскільки експлуатація проектного програмного засобу відбувається в приміщенні, то ці показники в сукупності (за винятком тиску) називаються мікрокліматом виробничого приміщення. На даний час основним нормативним документом, щодо нормалізації мікроклімату є [30].

Важкість праці характеризує сукупну дію всіх елементів, складових умови праці, на працездатність людини, його здоров'я, життєдіяльність і відновлення робочої сили. У такому представленні поняття тяжкості праці однаково застосовні як до розумової, так і до фізичної праці. Згідно [30] тяжкість роботи персоналу, який обслуговує ЕОМ, відноситься до легкої категорії 1б (роботи, виконувані сидячи, не вимагаючи систематичного фізичного напруження і перенесення важких предметів). Загальні санітарно-гігієнічні вимоги до повітря робочої зони. Оптимальні норми мікроклімату в робочій зоні, що забезпечуються для робіт легкої категорії 1б приведені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 - Оптимальні норми мікроклімату

Період року	Температура, °С	Відносна вологість, %	Швидкість вітру, м / с, не більше
Холодний	21 - 23	60 - 40	0,1
Теплий	22 - 24	60 - 40	0,2

4.4.2 Освітлення

Світло є природною умовою існування людини . Воно впливає на стан вищих психічних функцій і фізіологічні процеси в організмі. Гарне освітлення діє тонізуюче, створює гарний настрій, поліпшує протікання основних процесів вищої нервової діяльності.

Збільшення освітленості сприяє поліпшенню працездатності навіть в тих випадках, коли процес праці практично не залежить від зорового сприйняття. При поганому освітленні людина швидко втомлюється, працює менш продуктивно, виникає потенційна небезпека помилкових дій і нещасних випадків.

Штучне освітлення в робочому приміщенні передбачається здійснювати з використанням люмінесцентних джерел світла у світильниках загального освітлення, оскільки люмінесцентні лампи мають високу потужність (80 Вт), тривалий термін служби (до 10000 годин), спектральний складом випромінюваного світла, близький до сонячного. При експлуатації ЕОМ виконується зорова робота IV в розряд точності (середня точність). При цьому нормована освітленість на робочому місці (Ен) дорівнює 200 лк. Джерелом природного освітлення є сонячне світло. У приміщенні, де розташовані ЕОМ передбачається природне бічне освітлення, рівень якого відповідає [23].

Регулярно повинен проводитися контроль освітленості, який підтверджує, що рівень освітленості задовільний і для даного приміщення в світлий час доби достатньо природного освітлення. Світильники загального освітлення розташовуються над робочими поверхнями у рівномірно-прямокутному порядку.

Розрахунок освітлення.

Для виробничих та адміністративних приміщень світловий коефіцієнт приймається не менше $1/8$, в побутових – $1/10$:

$$S_b = \left(\frac{1}{5} \div \frac{1}{10} \right) \cdot S_n \quad (4.5)$$

де S_b – площа віконних прорізів, m^2 ;

S_n – площа підлоги, m^2 .

$S_n = a \cdot b = 4 \cdot 4 = 16 m^2$,

$S = 1/8 \cdot 16 = 2 m^2$.

Приймаємо 1 вікно площею $S = 2 m^2$. Світильники загального освітлення розташовуються над робочими поверхнями в рівномірно-прямокутному порядку. Для організації освітлення в темний час доби передбачається обладнати приміщення, довжина якого складає 4 м, ширина 4 м, світильниками ЛПО2П, оснащеними лампами типа ЛБ (дві по 80 Вт) з світловим потоком 5400 лм кожна. Розрахунок штучного освітлення виробляється по коефіцієнтах використання світлового потоку, яким визначається потік, необхідний для створення заданої освітленості при загальному рівномірному освітленні.

Розрахунок кількості світильників n визначається по формулі (4.6):

$$n = \frac{E \cdot S \cdot Z \cdot K}{F \cdot U \cdot M} \quad (4.6)$$

де E – нормована освітленість робочої поверхні, визначається нормами – 300 лк;

S – освітлювана площа, m^2 ; $S = 16 m^2$;

Z – поправочний коефіцієнт світильника ($Z = 1,15$ для ламп розжарювання та ДРЛ; $Z = 1,1$ для люмінесцентних ламп) приймаємо рівним 1,1;

K – коефіцієнт запасу, враховує зниження освітленості в процесі експлуатації – 1,5;

U – коефіцієнт використання, залежний від типу світильника, показника індексу приміщення і т.п. – 0,575;

M – число люмінесцентних ламп в світильнику – 2;

F – світловий потік лампи – 5400лм (для ЛБ-80).

Підставивши числові значення у формулу (4.6), отримаємо:

$$n = \frac{300 \cdot 16 \cdot 1,1 \cdot 1,5}{5400 \cdot 0,575 \cdot 2} = 1,3$$

Приймаємо освітлювальну установку, яка складається з одного світильника потужністю 130 Вт, напругою–220 В.

4.5 Рекомендації щодо пожежної безпеки

Виникнення пожежі можливо, якщо на об'єкті є горючі речовини, окислювач і джерела запалювання. Для оцінки пожежної небезпеки слід проаналізувати ймовірність взаємодії цих трьох чинників.

Горючими матеріалами в приміщенні, де розташовані ЕОМ, є:

- 1) поліамід - матеріал корпусу мікросхем, горюча речовина, температура самозаймання 420 ° С;
- 2) полівінілхлорид - ізоляційний матеріал, горюча речовина, температура запалювання 335 ° С, температура самозаймання 530 ° С;
- 3) склотекстоліт ДЦ - матеріал друкованих плат, трудногорючий матеріал, показник горючості 1.74, не схильний до температурного самозаймання;
- 4) пластикат кабельний №.489 - матеріал ізоляції кабелів, горючий матеріал, показник горючості більше 2.1;
- 5) деревина - будівельний і оздоблювальний матеріал, з якого виготовлені меблі, горючий матеріал, показник горючості більше 2.1, температура запалювання 255 ° С, температура самозаймання 399 ° С.

Згідно [31] таке приміщення належить до категорії "В" (пожежонебезпечної).

Простору всередині приміщень в межах яких можуть утворюватися або знаходиться пожежонебезпечні речовини і матеріали у відповідності з ПУЕ відносяться до пожежонебезпечної зони класу II-Па.

Потенційними джерелами запалювання можуть бути:

- 1) іскри і дуги короткого замикання;
- 2) електрична іскра при замиканні і розмиканні ланцюгів;
- 3) перегріву від тривалого перевантаження;
- 4) відкритий вогонь і продукти горіння;
- 5) наявність речовин, нагрітих вище температури самозаймання;
- 6) розрядна статичну електрику.

Причинами можливого загоряння і пожежі можуть бути:

- 1) несправність електроустановки;
- 2) конструктивні недоліки обладнання;
- 3) коротке замикання в електричних мережах;
- 4) запалювання горючих матеріалів, що знаходяться в безпосередній близькості від електроустановки.

Продуктами згоряння, що виділяються під час пожежі, є: окис вуглецю; сірчистий газ; окис азоту; синильна кислота; акромін; фосген; хлор та ін.

При горінні пластмас, крім звичних продуктів згоряння, виділяються різні продукти термічного розкладання: хлорангідридні кислоти; формальдегіди; хлористий водень; фосген; синильна кислота; аміак; фенол; ацетон; стирол [22].

Для захисту персоналу від впливу небезпечних і шкідливих факторів пожежі проектом передбачається застосування промислового протигаза фільтруючого з коробкою марки В (жовтий).

Небезпека розвитку пожежі на обчислювальному центрі обумовлюється застосуванням розгалужених систем вентиляції та кондиціонування, розвиненою системою електроживлення ЕОМ. Небезпека загорання в ЕОМ пов'язана з великою кількістю щільно розташованих на платі і блоках електронних вузлів і схем, електричних і комутаційних кабелів, резисторів, конденсаторів, напівпровідникових діодів і транзисторів. Висока щільність елементів в електронних схемах призводить до значного підвищення температури окремих вузлів (80 ... 100 ° С), що може служити причиною запалювання ізоляційних матеріалів. Слабкий опір ізоляційних матеріалів дії температури може викликати порушення ізоляції і привести до короткого замикання.

Пожежна безпека при застосуванні ЕОМ забезпечується:

- 1) системою запобігання пожежі;
- 2) системою протипожежного захисту;
- 3) організаційно-технічними заходами.

Запобігти утворенню горючого середовища (замінити горючі речовини і матеріали на негорючі та важкогорючі) не надається технічно можливим. Тому проектом передбачаються способи і засоби запобігання утворенню (або внесення) в горюче середовище джерел запалювання, таких як:

- 1) застосування електроустаткування, відповідної пожежонебезпечної і вибухонебезпечної зонами відповідно до ПУЕ;
- 2) застосування в конструкції швидкодіючих засобів захисного відключення можливих джерел запалювання;
- 3) виключення можливості появи іскрового розряду в займистою середовищі з енергією, яка дорівнює і вище мінімальної енергії запалювання.

4.6 Екологія

Діяльність на тему магістерської роботи, а саме: розробка методів кластеризації структурних описів зображень в процесі її виконання, впливає на навколишнє природне середовище і регламентується нормами діючого законодавства: Законом України «Про охорону навколишнього природного середовища» [27], Законом України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення» [28], Законом України «Про відходи» [29].

В процесі розробки виникають процеси поводження з відходами ІТ галузі. Нижче надано перелік відходів, що утворюються в процесі роботи:

- відпрацьовані люмінесцентні лампи - I клас небезпеки.
- змінні носії інформації - IV клас небезпеки.
- відпрацьовані вогнегасники - IV клас небезпеки.
- макулатура - IV клас небезпеки.

ВИСНОВКИ

У рамках атестаційної роботи досліджено результативність використання модифікованого методу для встановлення релевантності зображень об'єктів за описами у вигляді множини дескрипторів ключових точок.

Розроблено програмний засіб для реалізації методу голосування з отриманням міри релевантності та кластеризації множини дескрипторів задля отримання релевантності двох зображень у просторі структурних ознак зображень як множини ключових точок.

Для цього вирішені наступні завдання:

- досліджені методи формування структурних ознак зображень;
- проаналізовані та досліджені методи кластеризації;
- розроблений програмний засіб для дослідження застосування методів BRISK, k-середніх та традиційного голосування;
- обчислена міра релевантності зображень;
- визначена величина релевантності зображень досліджуваним методом;
- оцінена ефективність вживання кластеризації і розпізнавання для прикладних баз зображень.

Впровадження апарату кластеризації значно прискорює процес розпізнавання. Виграш у часі оброблення пропорційно зростає зі збільшенням кількості ХО та числа еталонів у задачі кластеризації. Практичні експерименти довели, що значення релевантності з довільним зображенням велике у порівнянні з релевантністю пар близнюків чи матерів та доньок. Це підкреслює чутливість методу до незначних особливостей зображення і його можливість широкого впровадження у системах комп'ютерного зору. Результати даної роботи можуть бути використані для прийняття рішення в системах комп'ютерного зору для розпізнавання зображень.

У розділі "Охорона праці" виконаний аналіз потенційних небезпек при роботі із засобами обчислювальної техніки, на підставі якого розроблено заходи з техніки безпеки, заходи, що забезпечують виробничу санітарію та гігієну праці, розрахунки природного та штучного освітлень, рекомендації з пожежної профілактики, які підтверджені відповідними розрахунками, а також були розглянуті екологічні аспекти розробки магістерської роботи.

Результати роботи апробовані у вигляді тез доповіді на міжнародній конференції «Майбутній науковець 2019» за назвою «Застосування кластерного аналізу в структурних методах розпізнавання зображень».

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

- 1) Аркадьев, А.Г. Обучение машины классификации объектов [Текст] / А.Г. Аркадьев, Э.М. Браверман – М.: Наука, 1971. – 84 с.
- 2) Горелик, А.Л. Методы распознавания [Текст] / А.Л. Горелик, Скрипкин В.А. – 4-е изд. – М. : Высшая школа, 1984, 2004. – 262 с.
- 3) Попова, Л.П. Обзор существующих методов распознавания образов [Текст] / Л.П. Попова, И.О. Датьев – М. : Сборник научных трудов, 2007. – 11 с.
- 4) Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский [пер. с польск. И.Д. Рудинского]. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
- 5) Фу, К. Структурные методы в распознавании образов [Текст] : пер с англ. / К. Фу – Н.В. Завалишина ; под ред. М.А. Айзермана. – М. : Мир, 1977. – 319 с.
- 6) Lowe Object recognition from local scale-invariant features [Текст] / Lowe, G. David // Proceedings of the International Conference on Computer Vision, 1999. – pp. 1150 – 1157.
- 7) Обнаружение устойчивых признаков изображения: метод SURF [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://habrahabr.ru/post/103107/>– Загл. с экрана.
- 8) Drummond, R. Machine learning for high-speed corner detection [Текст] / R. Drummond // Computer Vision: Ninth European Conference on Computer Vision, Graz, 7-13 May, 2006: proceedings. – Berlin: Springer, 2006. – p.430 – 443.
- 9) Calonder, M. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features [Текст], / M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, P. Fua // Computer Vision: Eleventh European Conference on Computer Vision, Greece, 5-11 September, 2010: proceedings. – Greece, 2010. – p. 778 – 792.
- 10) Путятін, Є.П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посіб. [Текст] / Є.П. Путятін, В.О. Гороховатський, О.О. Матат. – Х. : ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с.
- 11) Олдендерфер, М. С. Кластерный анализ. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ [Текст] : пер. с англ. / М. С. Олдендерфер, Р. К. Блэшфилд – И. С. Енюкова ; М.: Финансы и статистика, 1989. – 192 с.
- 12) Мандель, И. Д. Кластерный анализ [Текст] / И. Д. Мандель – М. : Финансы и Статистика, 1988. – 94 с.
- 13) Либерти, Д. Язык программирования C# [Текст] / Д. Либерти – Санкт-Петербург. – 2003: Символ-Плюс. – С. 26. – 688 с.
- 14) OpenCV Open Source Computer Vision. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.opencv.org/master/index.html>, свободный. – Загл. с экрана.

- 15) Путятин, Е.П. Обработка изображений в робототехнике [Текст] / Е.П. Путятин, С.И. Аверин. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.
- 16) Шапиро, Л. Компьютерное зрение [Текст] / Л. Шапиро, Дж. Стокман; Пер. с англ. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
- 17) Манько, К.П. Использование нормализации для первичной обработки информации в системах наблюдения [Текст] / К.П. Манько / XXII Международный молодежный форум студентов. – 2018 –Том 7 – С. 9–10.
- 18) Stefan Leutenegger, Margarita Chli, Roland Y. Siegwart. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints. – Computer Vision (ICCV), pp. 2548 – 2555, 2011.
- 19) Пістунов І.М., Антонюк О.П., Турчанінова І.Ю. ПЗ4 Кластерний аналіз в економіці: Навч. посібник – Дніпропетровськ: Національний гірничий університет, 2008.– 84 с.
- 20) Пиотровский А. Денисов А. Кластерный анализ как инструмент подготовки эффективных маркетинговых решений /Практический маркетинг. – №5. – 2001 – С.211-232.
- 21) ГОСТ 12.1.004-91 ССБТ. Пожарная безопасность. Общие требования (термін скасування чинності перенесено на 01.01.2020 р. <http://docs.cntd.ru/document/gost-12-1-004-91-ssbt>
- 22) ГОСТ 12.1.044-89 ССБТ. Пожаровзрывоопасность веществ и материалов. Номенклатура показателей и методы их определения. <http://docs.cntd.ru/document/gost-12-1-044-89>
- 23) ДБН В.2.5-28:2018 Природне і штучне освітлення. <http://dreamdim.ua/ru/novyj-dbn-v-2-5-28-2018-prirodne-i-shtuchne-osvitleniya/> - 01.04.2019р
- 24) ДСанПіН 3.3.2-007-98 Державні санітарні правила і норми. Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин. <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98> - 10.12.1998
- 25) НПАОП 0.00-7.15-18 Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями. <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0508-18> - 14.02.2018
- 26) НПАОП 40.1-1.32-01 (ДНАОП 0.00-1.32-01) Правила будови електроустановок.
- 27) Електрообладнання спеціальних установок <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0272203-01> - 21.06.2001
- 28) Закон України «Про охорону навколишнього природного середовища» - <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/1264-12> - 12.10.2018р.
- 29) Закон України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення» - <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/4004-12>- 04.10.2018р.

30) Закон України «Про відходи» - <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/187/98-%D0%B2%D1%80> - 01.05.2019р.

31) ДСН 3.3.6.042-99 Державні санітарні норми мікроклімату виробничих. https://dnaop.com/html/34094/doc-%D0%94%D0%A1%D0%9D_3.3.6.042-99 – 01.12.1999р.

32) ДСТУ Б В.1.1-36:2016 Визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною безпекою. https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu_b_v_1_1_36/5-1-0-1759

ДОДАТОК А.

Електронні плакати

Східноукраїнський національний університет ім.В.Даля

Рижков Антон Анатолійович

Метод кластеризації структурних описів зображень

Науковий керівник:
доктор технічних наук,
професор Кривуля Геннадій Федорович

МЕТА: Дослідження результативності моделі кластерного подання структурних описів для розпізнавання зображень

ЗАВДАННЯ: 1. Проаналізувати методи формування структурних ознак зображень;
2. Дослідити та обрати метод кластеризації бінарних векторів;
3. Розробити програмний засіб для дослідження застосування методів BRISK, кластеризації k-середніх та голосування;
3. Визначити міру релевантності зображень;
4. Обчислити величину релевантності;
5. Оцінити ефективність вживання кластеризації для розпізнавання в прикладних базах зображень.

ОБ'ЄКТ ДОСЛІДЖЕННЯ: Методи розпізнавання у просторі дескрипторів ключових точок зображення

ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ: Порівняльний аналіз ефективності методів голосування та кластеризації у просторі структурних ознак при встановленні релевантності під час розпізнавання зображень

Визначення характерних ознак

1. Визначення ХО зображення за допомогою детектору BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints).

Область навколо особливої точки розбивається на 60 ділянок p (рис. 1):

$$A = \{(\rho_i, \rho_j) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2 \mid i < N \wedge j < i \wedge i, j \in \square\}$$

Дескриптор складається з бінарного рядка довжиною 512

$$b = \begin{cases} 1, I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i) \\ 0, \text{інакше} \end{cases}; \forall (p_i^\alpha, p_j^\alpha) \in S$$

де $I(p_i^\alpha, \sigma_i)$ – інтенсивність окружності радіуса σ_i точки p_i ,
 $\alpha = \arctan 2(g_y, g_x)$ – кут напрямку градієнту g .

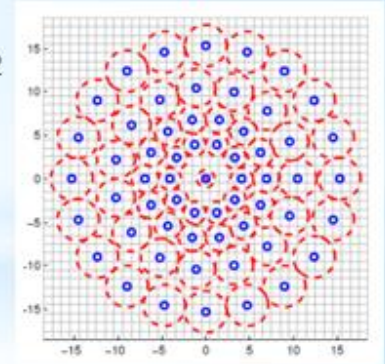


Рис. 1 Область обчислення дескриптора

Метод к-середніх

2. Кластеризація отриманих множин бінарних векторів за методом к-середніх.

Розглянемо ряд спостережень $(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)}), x^{(j)} \in \mathbb{R}^n$

Метод к-середніх розділяє m спостережень на k кластерів $S = (S_1, S_2, \dots, S_k)$ щоб мінімізувати сумарне квадратичне відхилення точок кластерів від центроїдів цих кластерів

$$\min \left[\sum_{i=1}^k \sum_{x^{(j)} \in S_i} \|x^{(j)} - \mu_i\|^2 \right],$$

де $x^{(j)} \in \mathbb{R}^n, \mu_i \in \mathbb{R}^n, \mu_i$ - центроїд для кластера S_i

В якості міри близькості використовується відстань Хемінга $d(x, y) = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}|$

Запропонована модифікація

Відносимо спостереження до тих кластерів, чиє середнє до них найближче. Кожне спостереження належить тільки до одного кластеру, навіть якщо його можна віднести до двох чи більше кластерів.

Таким чином, алгоритм k-середніх полягає в перерахунку на кожному кроці центроїда для кожного кластеру, отриманого на попередньому кроці.

Алгоритм зупиняється, коли значення μ_i уже практично не змінюються:

$$\mu_i^{шагt} \approx \mu_i^{шагt+1}$$

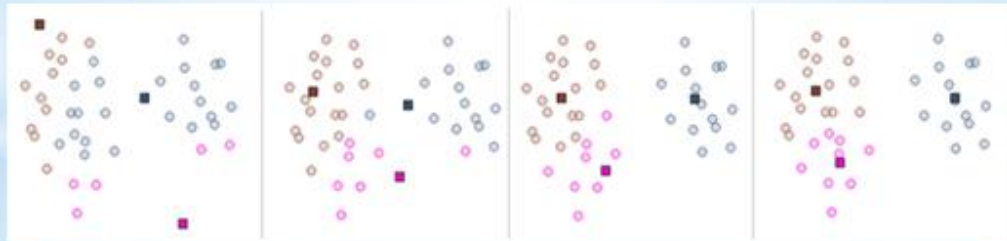


Рис. 2 Приклад роботи алгоритму при k=3

3. Обчислення релевантності кластерних описів

$$d(p, q) = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i| ,$$

де n – кількість кластерів;

$p = (p_1, \dots, p_n)$, $q = (q_1, \dots, q_n)$ - Вектори кластерних описів.

4. Обчислення релевантності методом голосування.

Традиційний метод для обчислення релевантності двох описів O_1, O_2 зводиться до підрахунку числа r "еквівалентних" елементів одного з описів, що вважається еталоном, у складі іншого опису

$$r = \text{card}\{x_1 \in O_1 \mid x_1 \sqsim x_2, x_2 \in O_2\}$$

Еквівалентність $x_1 \sqsim x_2$ трактується як

$$x_1 \sqsim x_2 : \rho(x_1, x_2) \leq \delta,$$

де ρ - деяка метрика у просторі, δ – поріг для значення метрики, в межах якого елементи x_1, x_2 вважаються еквівалентними

Програмний засіб

Розроблений програмний засіб для дослідження моделі кластерного подання структурних описів розпізнавання зображень виконує наступні функції:

- завантаження зображень користувачем;
- виявлення ХО на зображенні;
- зберігання зображення з виявленими ХО;
- обчислення дескрипторів;
- кластеризація отриманих дескрипторів;
- виявлення релевантності двох зображень;
- виявлення міри подібності двох зображень.



Рис. 3 Приклад роботи програми

Проведені експерименти



Рис. 4 Зображення матері та доньки



Рис. 5 Зображення пари близнюків

Таблиця 1 Кількість ХО в описах зображень

Назва зображення	Кількість характерних ознак
Рисунок 4 (Мати)	118
Рисунок 4 (Донька)	110
Рисунок 5 (Зліва)	57
Рисунок 5 (Справа)	64

Експерименти

Таблиця 2 Кількість ХО в кластерному представленні для $k=2$

Назва зображення	Номер кластера	
	1	2
Рисунок 4 (Мати)	109	9
Рисунок 4 (Донька)	101	9
Рисунок 5 (Зліва)	55	2
Рисунок 5 (Справа)	62	2

Таблиця 3 Кількість ХО в кластерному представленні для $k=3$

Назва зображення	Номер кластера		
	1	2	3
Рисунок 4 (Мати)	94	1	23
Рисунок 4 (Донька)	91	0	19
Рисунок 5 (Зліва)	47	1	9
Рисунок 5 (Справа)	53	4	7

Таблиця 4 Кількість ХО в кластерному представленні для $k=5$

Назва зображення	Номер кластера				
	1	2	3	4	5
Рисунок 4 (Мати)	94	1	23	0	0
Рисунок 4 (Донька)	89	0	19	1	1
Рисунок 5 (Зліва)	47	1	9	0	0
Рисунок 5 (Справа)	51	0	11	1	1

Проведені експерименти

Таблиця 5 Релевантність зображень

Назва зображення	Релевантність		
	k=2	k=3	k=5
Рисунок 4	8	7	12
Рисунок 5	11	9	9

Таблиця 6 Міра подібності зображень

Назва зображення	Міра подібності
Рисунок 3.3	0,2
Рисунок 3.4	0,9

Висновки

Впровадження апарату кластеризації значно прискорює процес розпізнавання. Виграш у часі оброблення пропорційно зростає зі збільшенням кількості ХО та числа еталонів у задачі кластеризації.

Експерименти довели, що значення релевантності довільних зображень велике у порівнянні з релевантністю пар близнюків чи матерів та доньок. Це підкреслює чутливість методу до незначних особливостей зображення і його можливість впровадження у системах комп'ютерного зору.

У рамках атестаційної роботи досліджено результативність використання модифікованого методу для встановлення релевантності зображень об'єктів за описами у вигляді множини дескрипторів ключових точок.

Результати роботи апробовані у вигляді тез доповіді на міжнародній конференції «Майбутній науковець 2019» за назвою «Застосування кластерного аналізу в структурних методах розпізнавання зображень».