

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

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

_____ 20__ р.

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

**АЛГОРИТМИ СЕГМЕНТАЦІЇ НА ПІВТОНОВИХ
ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ СИСТЕМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ**

Студент групи КСМзм - 51
Сутчак І.Р.

_____ підпис

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

_____ підпис

Консультант з нормоконтролю
Палій І.О.

_____ Прізвище, ініціали

_____ Підпис

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

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

“ _____ ” _____ 20__ р.

З А В Д А Н Н Я
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТА
Сутчака Івана Романовича

- 1. Тема дипломної роботи** “Алгоритми сегментації напівтонових зображень для систем комп'ютерного зору” затверджена наказом університету № _____ від „_____” _____ 20__ р
- 2. Термін здачі** закінченої дипломної роботи _____
- 3. Об'єкт дослідження:** процес обробки напівтонових зображень для контекстної інтерпретації в системах технічного зору.
- 4. Предмет дослідження:** кластерні алгоритми та метод сегментації напівтонових зображень.
- 5. Перелік задач, які мають бути вирішені:**
 - провести аналіз основних підходів до сегментації зображень;
 - провести дослідження методів кластеризації зображень;
 - здійснити порівняльний аналіз методів метричної оцінки схожості в задачах обробки і інтерпретації зображень;
 - виконати реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації напівтонових зображень;
 - здійснити імітаційне моделювання розбиттів для вивчення метричних характеристик;
 - провести експериментальні дослідження реляційної кластерної сегментації;
 - розглянути провадження результатів досліджень.
- 6. Перелік ілюстративного матеріалу:**
 - результати порівняння розбиття синтезованих зображень по Евклідовій відстані і новій метриці,
 - результати оцінки схожості зображень,
 - результати сегментації зображень,
 - результати порівняння методів сегментації.

7. Консультанти по роботі

Розділ	Консультант	Підпис
1		
2		
3		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва структурних частин ДР	Термін виконання	Примітка
1	Сучасний стан методів та алгоритмів сегментації напівтонових зображень	15.09.2011 – 5.11.2011	
2	Реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації зображень	6.11.2011 – 31.01.2012	
3	Експериментальні дослідження реляційної сегментації напівтонових зображень для систем комп'ютерного зору	1.02.2012 – 23.04.2012	

Завдання прийняв до виконання _____
(підпис)

Керівник дипломної роботи _____
(підпис)

РЕФЕРАТ

Дипломна робота на тему “Алгоритми сегментації напівтонових зображень для систем комп’ютерного зору” на здобуття освітньо-кваліфікаційного рівня “Магістр” зі спеціальності “Комп’ютерні системи та мережі” написана обсягом 88 сторінок і містить 41 ілюстрацію, 1 таблицю, 1 додаток та 53 джерела за переліком посилань.

Метою роботи є реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації зображень для систем комп’ютерного зору.

Методи досліджень. В дипломній роботі використовуються методи досліджень, такі як опис, аналіз, синтез, узагальнення, пояснення, систематизація, класифікація, моделювання. Крім того застосовуються математичний апарат кластерного аналізу, елементи теорії множин та алгебри.

Вдосконалений метод та алгоритми сегментації напівтонових зображень, що забезпечують вирішення цілого класу задач обробки зображень та їх контекстної інтерпретації.

Запропонований метод та алгоритми сегментації напівтонових зображень можуть успішно застосовуватися в областях науки і техніки, пов’язаних з обробкою візуальної інформації для контекстної інтерпретації інформації, зокрема в медичних комплексах, які пов’язані з обробкою зображень, а також в системах обробки графічної інформації.

Ключові слова: СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, СИСТЕМИ КОМП’ЮТЕРНОГО ЗОРУ, КОНТЕКСТНА ІНТЕРПРЕТАЦІЯ, СИСТЕМИ ОБРОБКИ ГРАФІЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ.

ABSTRACT

Diploma work «Segmentation algorithms for of gray-scale images for computer vision systems» on acquiring of educationally-qualification «Master» degree, from speciality «Computer systems and networks» with total volume 88 pages that contains 41 illustrations, 1 table, 1 addition and 53 sources of information according to the list of references.

The object is a relational modeling of image segmentation analysis algorithms for computer vision systems.

Research Methods. In the thesis work are used research methods as: description, analysis, synthesis, generalization, explanation, systematization, classification, modeling. There is also applied the mathematical apparatus of cluster analysis, elements of set theory and algebra.

Advanced methods and algorithms for segmentation of gray-scale images provide solution of whole class problems as image processing and contextual interpretation.

The method and algorithms for segmentation of gray-scale images can be applied successfully in the areas of science and technology associated with the processing of visual information for contextual interpretation of information, particularly in the medical complexes that associate with image processing, and in the graphic information processing systems too.

Keywords: IMAGE SEGMENTATION, COMPUTER VISION SYSTEMS, CONTEXTUAL INTERPRETATION, GRAPHIC INFORMATION PROCESSING SYSTEMS.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Сучасний стан методів та алгоритмів сегментації напівтонових зображень.....	10
1.1 Аналіз основних підходів до сегментації зображень.....	10
1.2 Дослідження методів кластеризації зображень.....	16
1.3 Порівняльний аналіз методів метричної оцінки схожості в задачах обробки і інтерпретації зображень.....	22
1.4 Постановка задачі дослідження.....	30
2 Реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації зображень.....	33
2.1 Формалізація просторових відносин для побудови розбиттів поля зору....	33
2.2 Індксація класів еквівалентності при сегментації зображень.....	39
2.3 Аналіз метричних ознак для вибору структури розбиттів.....	43
2.4 Кластерна реляційна сегментація напівтонових зображень.....	51
3 Експериментальні дослідження реляційної сегментації напівтонових зображень для систем комп'ютерного зору.....	55
3.1 Імітаційне моделювання розбиттів для вивчення метричних характеристик.....	55
3.2 Експериментальні дослідження реляційної кластерної сегментації.....	64
3.3 Впровадження результатів досліджень.....	72
Висновки.....	80
Список використаних джерел.....	82
Додаток А – Довідка про використання.....	88

ВСТУП

Актуальність роботи. Безперервне зростання об'ємів інформації, що зберігається і обробляється створює гостру необхідність створення методів і систем розпізнавання зображень. Ключову роль в цьому процесі відіграє сегментація зображень. В даний час розроблена величезна кількість методів і алгоритмів сегментації зображень. Кожен з них має право на існування і деяку певну область застосування, яка залежить від характеру відмінностей вхідних і еталонних зображень, вимог до об'ємів обчислень і швидкості ухвалення рішень. Проте, існуючі методи в основному продукують лише первинне розбиття, що не забезпечує контекстну інтерпретацію зображень.

Сегментація на сьогоднішній день є одним з найбільш потужних і перспективних інструментів попередньої обробки для інтерпретації (розпізнавання, ідентифікації) зображень, отриманих різними способами і представлених, як правило, в цифровій формі.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації зображень для систем комп'ютерного зору.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- провести аналіз основних підходів до сегментації зображень;
- провести дослідження методів кластеризації зображень;
- здійснити порівняльний аналіз методів метричної оцінки схожості в задачах обробки і інтерпретації зображень;
- виконати реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації напівтонових зображень;
- здійснити імітаційне моделювання розбиттів для вивчення метричних характеристик;
- провести експериментальні дослідження реляційної кластерної сегментації;
- розглянути провадження результатів досліджень.

Об'єкт дослідження – процес обробки напівтонових зображень для контекстної інтерпретації в системах технічного зору.

Предмет дослідження – кластерні алгоритми та метод сегментації напівтонових зображень.

Методи досліджень. В дипломній роботі використовуються методи досліджень, такі як опис, аналіз, синтез, узагальнення, пояснення, систематизація, класифікація, моделювання. Крім того застосовуються математичний апарат кластерного аналізу, елементи теорії множин та алгебри.

Наукова новизна одержаних результатів. Вдосконалений метод та алгоритми сегментації напівтонових зображень, що забезпечує вирішення цілого класу задач обробки зображень та їх контекстної інтерпретації.

Практичне значення отриманих результатів. Пропоновані методи та алгоритми сегментації напівтонових зображень можуть успішно застосовуватися в областях науки і техніки, пов'язаних з обробкою візуальної інформації для контекстної інтерпретації інформації, зокрема в медичних комплексах, які пов'язані з обробкою зображень, а також в системах обробки графічної інформації. Аналіз експериментальних досліджень показує, що застосування розробленого методу та алгоритмів сегментації напівтонових зображень забезпечує вирішення цілого класу задач обробки зображень та їх контекстної інтерпретації.

В першому розділі дипломної роботи проведений аналіз сучасного стану методів та алгоритмів сегментації напівтонових зображень, їх обмежень і специфіки використання. Встановлено, що певну перспективу представляє розвиток апарату кластерного аналізу для попереднього розбиття зображення на схожі фрагменти. Розглянуті проблеми використання різних методів метричної оцінки схожості в задачах обробки зображень. На основі проведеного аналізу сформульована мета і завдання дипломної роботи.

В другому розділі виконане реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації напівтонових зображень. Приведена формалізація просторових відносин, яка дозволяє враховувати всі можливі варіанти позиціонування областей і проводити ефективну обробку розбиття і покриттів. Запропонована схема обчислення дійсних меж об'єктів обумовлює перехід від покриттів до розбиття для аналізу ознак областей. Представлення складових зображення у вигляді

впорядкованих дерев дозволяє аналізувати об'єднання областей, оскільки декілька областей спостережуваного покриття можуть відбиватися в одну область еталонного покриття. Вивчення матриць толерантності для реляційної кластеризації дозволяє стверджувати, що інструментарій теорії відносин на множинах може ефективно застосовуватися для автоматичного пошуку областей інтересу і інтерпретації зображень.

В третьому розділі проведений аналіз експериментів показав, що метрика має ряд переваг в порівнянні з традиційними, зокрема з Евклідовою відстанню і відстанню Хаусдорфа, так як є більш стійкою до деяких шумів, а також до трансформацій об'єкта. Використання подання зображення у вигляді покриттів дозволяє визначити геометричні характеристики об'єктів (зокрема біологічних) з необхідною точністю, а також визначати ступінь можливого відхилення від норми. Аналіз експериментальних досліджень показує, що застосування розробленого методу та алгоритмів сегментації забезпечує вирішення цілого класу задач обробки зображень та їх контекстної інтерпретації.

1 СУЧАСНИЙ СТАН МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ НАПІВТОНОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Аналіз основних підходів до сегментації зображень

Під сегментацією в даній роботі розумітимемо процедури виділення об'єктів на зображенні по заданих групах показників і їх числових значеннях, або по аналогічних ознаках. Це дуже трудомісткий і, в загальному вигляді, до кінця не алгоритмізований для довільних зображень процес. Різні умови отримання даних, побічні чинники – це далеко не повний перелік причин, що переводять вирішення задач порівняння в розряд неординарних [1, 2].

Для складного зображення в першому наближенні можуть виходити покриття, тобто можливий перетин областей. Такий результат називається частковою сегментацією і може використовуватися для подальшої обробки з метою досягнення так званої «повної» сегментації, тобто отримання множини непересічних областей, які відповідають об'єктам початкового зображення [3].

Алгоритми сегментації характеризуються деякими параметрами надійності і достовірності обробки, залежних від того, наскільки повно враховуються додаткові характеристики розподілу яскравості в областях об'єктів або фону, кількість перепадів яскравості, форма об'єктів і ін.

Виділяють два основні підходи до сегментації – пошук однорідних областей і виділення контурних ліній [2, 4].

Останнім часом з'являється все більше комбінованих методів, які об'єднують обидва підходи, а також такі, що використовують додаткові знання про ознаки форми, текстури, просторового положення і площі областей інтересу і ін.

Методи виділення областей розділяють на порогові, текстурні, нарощування, злиття-розщеплювання областей і методи, які використовують кластерний аналіз.

Порогові методи полягають в перетворенні функції яскравості зображення і часто застосовуються за наявності стабільних відмінностей в яркостях окремих областей. Найпростіші порогові методи використовують середні значення, точніші

(покрокові і покровові зважені), як правило, є гістограмними методами. За відсутності шумів, коливання яскравості відбувається тільки на межах областей і в найзагальнішому вигляді розподіл яскравості - T є похідною від контура меж

$$f(T) = c|dx/dT|.$$

Оскільки як для τ в заданому діапазоні ΔT , $f(T)\Delta T$ пропорційно діапазону відстаней, що входять в нього Δx , розподіл $f(T)$ може обчислюватися для всіх значень I , включаючи два екстремуми яскравості.

Слід враховувати, що пік гістограми в найвищому або найнижчому значенні яскравості може вплинути на зсув мінімуму в ту або іншу сторону і в результаті автоматично певне порогове значення буде неточним. Для згладжування шумів і інших коливань яскравості застосовується розширювальна конволюція $b(T)$ до $f(T)$:

$$F(T) = \int_{-\infty}^{\infty} b(u-T)f(u)d(u),$$

де b - співвідношення пікселів фону на зображенні.

Вибір порогового значення є ключовим моментом даних методів. Для сегментації зображень, що містять різні перешкоди, використовується адаптивна порогова класифікація [2, 5], аналіз статистик, тонша обробка гістограм і характеристик кольору, розбиття зображення на непрямокутні підобласті [6].

До загальних недоліків даних методів можна віднести те, що за наявності значних інтервалів між екстремумами визначення значущого мінімуму може виявитися тяжким. Також існує ймовірність наявності більш ніж одного мінімуму, появи декількох неявних екстремумів, «зашумленості» даних в околиці передбачуваного мінімуму і утруднення коректного вибору порогового значення через мультимодальність гістограм. Часто коректне порогове значення може бути вибрано тільки після загального аналізу всього зображення або навіть декількох схожих зображень. Такі складнощі вирішуються за допомогою алгоритмів, що реалізують аналіз зважених значень екстремумів, або трьох приватних випадки:

низька інтенсивність - низький градієнт; висока інтенсивність - низький градієнт; середня інтенсивність - високий градієнт.

Порогові методи досить швидкі і не трудомісткі, проте дають задовільний результат тільки на достатньо простих зображеннях. У загальному випадку, для коректного використання методів порогових значень необхідно уникати «зсуву» при виборі порогового значення шляхом жорсткого контролю подібності розподілу в темних і світлих областях гістограми яскравості; розбивати зображення на елементи, достатньо малі, щоб гістограма яскравості мала яскраво виражені екстремуми, але, достатньо великі, щоб об'єм статистичної вибірки дозволяв задовільно оцінити місцеположення екстремумів і добре описати околицю.

Методи виділення областей групують всі пікселі, що відносяться до об'єкту і позначають їх як таких, що належать одній області. Базовими поняттями тут є значення подібності і просторова близькість.

Загальну модель знаходження областей можна записати у вигляді

$$\bigcup_{k=1}^K \chi_k = Y,$$

де Y - множина всіх пікселів зображення;

χ_k - однорідні області.

Найбільш поширені алгоритми знаходження областей включають методи нарощування, злиття-розщеплювання областей, метод вододілів і метод центроїдного зв'язування [7].

Нарощування областей ефективно за наявності стійкої зв'язності всередині окремих сегментів. На зображенні, розбитому на множину областей $\chi_k, k = 1, \dots, K$, групуються сусідні елементи з однаковими або близькими рівнями яскравості, які потім об'єднуються в однорідні області якщо значення яскравості обох областей підпадають під одну планарну або біквadratну функцію. Базова функція охоплює двовимірні поліноми із змінним порядком і виходить модель наступного вигляду:

$$f(x, y, \eta, K) = \sum_{i+j \leq K} \eta_{ij} x^i y^j,$$

де η - параметри моделі, що мінімізують помилку функції;

K - порядок моделі обмежений до $0 \leq K \leq 2$.

При центроїдному зв'язуванні на підставі апріорної інформації про об'єкт вибирається певна кількість стартових точок, яким привласнюються різні мітки, що визначають їх приналежність до окремих множин. Для складніших зображень вибір точок проводиться по ітераціях [8].

Алгоритм злиття-розщеплювання розділяє точки зображення шляхом розбиття зображення на квадрати, які потім аналізуються для їх перевірки на однорідність. Якщо предикат подібності $\rho(\chi) = 0$, квадрат розбивається на чотири. Дві або більше сусідніх області χ_1, \dots, χ_n об'єднуються в одну, якщо $\rho(\chi_1 \cup \chi_2 \cup \dots \cup \chi_n) = 1$. Алгоритм повторюється до тих пір, поки залишається можливість або злиття, або розщеплювання [9].

Підходи для оцінки подібності областей в основному базуються на значеннях яскравості або чіткості меж між областями, і іноді використовують інформацію про просторову близькість областей. Рішення про розщеплювання області зазвичай сильно залежать від конкретних застосувань і вимагає певних знань про властивості, якими повинні володіти області в конкретному випадку (наприклад, дисперсія або емпірична функція для апроксимації величин яскравості).

Сегментація за допомогою виділення меж полягає в знаходженні точок, що лежать на межах областей. Межею називають сильні локальні зміни яскравості на зображенні, що фактично розділяють області. Часто межа визначається як стрибок значення першої похідної яскравості зображення.

Фрагмент межі відповідає координатам межі i і j , і спрямованості межі θ , яка може бути градієнтним кутом. Набір меж або математична крива, що моделює набір меж, утворюють контур. Існують методи з'єднання меж, що використовують локальну інформацію для ухвалення рішення про приналежність пікселя межі, і методи відстежування меж (процес дослідження результатів

фільтрації зображення для визначення контурів), які можуть використовувати глобальну інформацію.

Алгоритми виділення меж зазвичай включають фільтрацію, посилення, виділення і локалізацію [2, 7].

У загальному випадку, методи діляться на диференціально-градієнтні і порівняння з еталоном. Обидва підходи аналізують величину коливання градієнта яскравості для знаходження межі об'єкту. Принципова різниця методів полягає в способі локальної оцінки градієнтного значення і визначенні локальної спрямованості меж, що важливо для деяких схем розпізнавання об'єктів. Для визначення локальних градієнтів і ті та інші методи використовують матриці згортки. Для диференціально-градієнтних методів досить 2-х масок – по x і y . У разі порівняння з еталоном застосовується до 12 масок, що оцінюють локальні компоненти градієнта у різних напрямках [10].

Підхід порівнянь з еталонами використовує різних операторів, залежно від виду межі. На сьогоднішній день найбільш поширеними вважаються оператори Робертса, Собела, Превітта, Кенні [10], градієнтні оператори, оператори Лапласа і оператори нульового рівня.

Останнім часом, багато алгоритмів виділення меж використовують сукупності статистик, активного контура, сімейств звичайних диференціальних рівнянь першого порядку з дискретними правими частинами, перетином графів і ін. [11–13].

В цілому, виділення меж дає дуже непогані результати для інтерпретації зображень. Карти меж можуть бути побудовані в різних масштабах, що дозволяє отримувати корельовані результати. Також алгоритми виділення меж вимагають менше обчислювальних ресурсів і результуюча інформація займає значно менше місця для зберігання.

До недоліків можна віднести те, що багато схем мають велику обчислювальну складність, що не виправдане для багатьох застосувань і не дозволяє використовувати методи в системах реального часу. Також для точної оцінки значень і спрямованості меж необхідно використовувати різні маски, що отримуються шляхом перестановки коефіцієнтів циклічно по сусідах «по квадрату»,

що не завжди гарантує достовірний результат. Ще одна складність полягає в тому, що хоча багато поверхонь володіють постійною відбивною здатністю, не завжди вірно припускати, що їх зображення матимуть рівномірну яскравість, і навпаки, що суперечить суті даних методів.

На практиці досить часто використовують комплексні алгоритми – що містять і методи виділення меж, і методи знаходження областей і, при необхідності, методи фрагментації зображення, що дозволяє досягти кращих результатів [2].

Сегментація текстури розділяє початкове зображення на однорідні рівномірні області, які відповідають певним текстурам в зображенні. Об'єднання пікселів початкового зображення в окремі однорідні регіони здійснюється на основі деяких специфічних властивостей зображень, до яких відносяться однорідність, шорсткість і регулярність [14]. З початкового зображення формуються характерні ознаки, які створюють багатовимірний простір ознак зображення, кожен вектор якого характеризує особливості певної текстури. Методи отримання такого набору ознак можна розділити на чотири типи: статистичні (використовують кореляційні і коваріаційні характеристики текстур), геометричні (двовимірні соти Вороного і методи, що використовують структурні характеристики текстури), методи, що використовують фрактальні параметри і випадкові поля, і методи, засновані на цифровій обробці сигналів (просторово-частотна фільтрація і вейвлет-перетворення).

У класичних підходах до автоматичної сегментації текстурних зображень локальні характеристики згладжуються і розглядаються як вектори в метричному просторі, описуючи кожен текстурний у середньому вектором характеристик. В якості міри відмінності найчастіше використовується квадрат зваженої відстані Евкліда. В якості моделі даних передбачається гаусовська суміш розподілів або матриця попарних відстаней. На практиці, такі матриці добре працюють для визначення мікро текстур, проте для роботи з текстурами, що містять великі елементи не використовуються, оскільки не враховують властивості форми.

Іншим підходом до опису текстур є визначення аналітичної моделі аналізованого зображення. Такі моделі мають набір параметрів, значення яких

встановлюють властивості текстури.

Ще одним з напрямів, що активно розвиваються в сегментації зображень є методи теорії графів. Загальна ідея методів цієї групи полягає в тому, що зображення представляється у вигляді зваженого графа, з вершинами в точках зображення. Вага ребра графа відображає схожість точок (відстань по деякій метриці). Розбиття зображення моделюється перетинами графа. Вводиться функціонал «вартості» перетину, що відображає якість отриманої сегментації. Таким чином, задача розбиття зображення на однорідні області зводиться до оптимізаційної задачі пошуку на графі перетину мінімальної вартості, що дозволяє крім однорідності кольору і текстури сегментів, управляти їх формою, розміром і т.д.

Одним з найпоширеніших є метод нормалізованих перетинів [15], який вводить нормалізований функціонал якості перетину, що одночасно максимізував відмінність точок між класами і мінімізує відмінність точок всередині класу. Оптимізація нормалізованого функціонала зводиться до задачі пошуку власних значень матриці попарних відстаней між всіма точками зображення. Проте метод вимагає зберігання великих матриць і тому в початковому вигляді непридатний до великих зображень. Модифікації методу дозволяють скоротити складність алгоритму і вимоги до пам'яті за рахунок апроксимації матриці відстаней і переформулювати задачу пошуку перетину на графі в задачу квадратичного програмування [16].

1.2 Дослідження методів кластеризації зображень

Безперечною перевагою методів сегментації, заснованих на кластерному аналізі є те, що вони можуть використовуватися для будь-якої кількості ознак і класів і дозволяють проводити класифікацію даних без апріорі заданої інформації про класи. Формуються окремі групи в признаковому просторі так, що дані, що знаходяться всередині кластера найбільш подібні, а дані, що знаходяться в різних кластерах максимально розрізняються. Розбиття залежить від функції, яка використовується для моделювання опису даних.

Існує множина різних алгоритмів з використанням строгої кластеризації, кластеризації, заснованої на нечіткій логіці, статистики появи ознак, гістограм, релаксації, ієрархічної кластеризації, суміжних графів, Гаусової моделі і аналізу основних компонентів і ін. [17–19].

Методи кластерного аналізу вимагають визначення міри схожості між еталонами, що дуже непросто, оскільки кластери можуть мати різну форму, розмір, щільність і ступені розділення, а також не виключається наявність шуму в даних. Крім того, чисельна оцінка результатів кластеризації утруднена через суб'єктивність самого поняття кластеризації [20].

Нехай задана множина Y об'єктів y ; на якій існує розбиття на кінцеве число класів $\chi_i, i = \overline{1, K}, Y = \cup_{i=1}^K \chi_i$. Об'єкти y задаються значеннями ознак $\xi_j, j = \overline{1, n}$, сукупність яких продукує опис об'єкту y . Кожна з ознак може приймати значення різної множини допустимих значень: $\{0,1\}$ - відповідно ознака не виконана або виконана; $\{0,1, \Delta\}$, Δ - інформація про ознаку відсутня; $\{0,1,\dots,p-1\}$ - ступінь вираженості ознаки має різні градації $p > 2$; $\{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ - ознака має кінцеве число значень, значення ознаки ξ_j - функції заданого класу і т.д. Опис об'єкту називають стандартним, якщо $\xi_j(y)$ приймає значення з множини допустимих значень.

Задача розпізнавання із стандартною інформацією полягає у віднесенні об'єкту до деякого класу

$$f_i(y) = \begin{cases} 1, & y \in \chi_i; \\ 0, & y \notin \chi_i; \\ \Delta, & \text{приналежність не верифікується} \end{cases}$$

що в простих випадках ґрунтується на порівнянні значень тих або інших функціоналів, які використовуються для побудови інформаційного вектора з апіорною (еталонною) інформацією.

Нехай множина $Y = \{y_i, i = \overline{1, m}, y_i \in \mathbb{R}^p$ задає m еталонів у вигляді p -мірних ознак. Найчастіше в якості міри схожості при використанні кількісних значень ознак використовують метрику Мінковського

$$d_M = \left(\sum_{k=1}^m |y_{ik} - y_{jk}|^s \right)^{(1/s)}$$

де y_{ik} - чисельне значення k -ої змінної для i -го об'єкту;

y_{jk} - чисельне значення k -ої змінної для j -го об'єкту;

значення s конкретизує метрику, що використовується (так, при $s=2$ вона стає Евклідовою, при $s=1$ – Манхеттенською [2]). Відстань Махаланобіса має властивості:

$$d_{Mh} = (Y_i - Y_j)^T A^{-1} (Y_i - Y_j),$$

де Y_i і Y_j - вектор-стобці значень змінних для i -го і j -го об'єктів;

T - операцію транспонування вектора;

A^{-1} - обернена загальна внутрішньогрупова дисперсійно-коваріаційна матриця.

На відміну від метрики Мінковського, відстань Махаланобіса через матрицю дисперсій-коваріацій A пов'язана з кореляціями змінних. Коли кореляції між змінними рівні нулю, відстань Махаланобіса еквівалентна квадрату відстані Евкліда.

Окрім цих достатньо відомих і популярних метрик використовуються і такі метрики, як коефіцієнти Рао, Роджерса-Танімото, Жаккара, Гауера, заходи близькості Журавльова, Вороніна, Міркина, метрика Брея-Кертіса і багато інших.

Існує багато алгоритмів кластеризації [21, 22], але жоден з них не може ідентифікувати всі форми і структури кластерів, що зустрічаються на практиці. Кожен алгоритм має свій підхід до оцінки кількості кластерів, накладаючи обмеження на структуру даних, і обґрунтовувавши результуючі кластери [23]. Методи, засновані на використанні моделей, мають на увазі певні форми кластерів, які можна досить легко і компактно описати. Прикладами таких методів можна назвати підходи параметричної щільності, такі як методи змішаної декомпозиції, і моделі, засновані на прототипах, такі як кластеризація k -середніх, кластеризація квадратичної помилки, медоїдна кластеризація і підходи підбору форми. Вибір порядку моделі часто залишають в якості параметру, який визначається користувачем, інакше його визначення вводиться в процедуру кластеризації [23].

Алгоритм k -середніх вважається найпростішим, таким, що не вимагає задачі багатьох параметрів і великих обчислювальних витрат. Він широко використовується для формування невеликого числа кластерів з великої кількості даних. Різні алгоритми методу відрізняються способом вибору початкових центрів кластерів, що задаються, - початкові точки можуть задаватися апріорі (шляхом вибору з реальних спостережень, або, задавши координати цих точок по кожній із змінних) або вибиратися випадковим чином. Після призначення всіх спостережень окремим кластерам відбувається заміна первинних кластерних центрів на кластерні середні і ця ітерація повторюється до тих пір, поки зміни координат кластерних центрів не стануть мінімальними, тобто є цільова функція вигляду

$$\Psi_k(H, V) = \sum_{l=1}^k \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m u_{il} d(x_{ij}, v_{lj}),$$

де H - $n \times k$ матриця розбиття;

u_{il} - бінарна величина, що дорівнює одиниці при приналежності об'єкту кластеру l ;

$V = \{V_1, V_2, \dots, V_k\}$ - множина k векторів, що представляють центроїди k кластерів;

$d(x_{ij}, v_{lj})$ - відстань або міра відмінності між об'єктом i і центроїдом кластера l на j -ій змінній.

Проте його головним обмеженням є нездатність ідентифікувати кластери різної форми. Розширенням методу є: використання відстані Махаланобіса для формування гіпереліпсоїдних кластерів, застосування теорії нечіткої логіки для отримання нерозділового розбиття і адаптація до побудови прямої по точках.

Медоїдний алгоритм, розроблений Кауфманом і Руссо [22] є різновидом алгоритму k -середніх і направлений на велику стабільність до викидів. Замість центроїдів, що представляють кожен кластер, використовуються медоїди – найбільш центральні елементи кластерів. Для оцінки якості кластеризації Кауфман і Руссо ввели силуетне значення, яке визначається для кожного об'єкту.

Значення варіюється від -1 до 1 і дає оцінку наскільки добре класифікований об'єкт на підставі внутрішньокластерної схожості і відмінності з найближчими сусідами. Також розраховується загальне значення для всіх об'єктів.

Кластеризація на базі нечіткої логіки дозволяє відносити один об'єкт до різних класів з певною ймовірністю, мінімізуючи цільову функцію Ψ_C

$$\Psi_C = \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N m_{ik}^2 m_{jk}^2 d_{ij}}{2 \sum_{j=1}^N m_{jk}^2},$$

де m_{ik} і m_{jk} - ймовірність приналежності i -го і j -го об'єктів k -го кластеру відповідно.

Ступінь нечіткості розбиття визначається коефіцієнтом Дана і коефіцієнтом, запропонованим Кауфманом.

Суть ієрархічної кластеризації полягає в побудові розбиття деякої множини ознак у вигляді послідовностей вкладених підмножин початкової множини на основі аналізу матриці відстаней. Були запропоновані два підходи: агломеративний і дроблення [24] і створено багато алгоритмів з використанням різного виду мір подібності між шаблонами і між кластерами [25].

Однозв'язний алгоритм (метод «найближчого сусіда») генерує мінімальне покриваюче дерево, оскільки в якості міри відмінності нового кластера від тих, що залишилися вибирається мінімальна з двох до об'єднаних кластерів відстаней [26, 27]. Результати, отримані по цьому методу, інваріантні до монотонних перетворень матриці схожості, проте, як було показано на практиці, метод приводить до утворення великих довговатих кластерів.

Повнозв'язний алгоритм (метод «дальнього сусіда»), продукує повні підграфи, які відповідають отримуваним кластерам [2, 28]. Методи ближнього і дальнього сусіда протилежні за природою формування нових кластерів і відображають дві граничні ситуації, і, як наслідок, – дуже чутливі до варіацій конфігурацій ознак.

Зважений метод попарного угруповання із звичайним і центроїдним усереднюванням враховує рівний вплив всіх ознак, тобто кластери меншої потужності роблять більший індивідуальний вплив на результат. Інакше, до уваги приймається кількість елементів в кожному кластері, тобто вплив кластерів різної потужності рівнозначний унаслідок проведеного нормування [26, 29]. Це приводить до того, що отримувані угруповання обмежені властивостями властивими методу структури, домінуючої при трактуванні результатів. Часто розумний компроміс досягається вибором способу усереднювання, як, наприклад, в методі Варда [30].

Більшість із згаданих вище методів використовують процедуру оптимізації налаштовану на певну форму кластерів або акцентують компактність кластерів. Фішер і ін. в [31] запропонували алгоритм кластеризації, що заснований на парній функції вартості, підкреслює зв'язність кластерів. Непараметричні методи кластеризації, засновані на щільності, визначають кластери з високою щільністю, розділені областями з низькою щільністю. Підходи, засновані на теорії графів в основному використовуються в ієрархічних методах, які можуть бути представлені у вигляді дерева або дендрограми або розглядають кластеризацію як задачу розбиття графа. Одним з таких підходів є спектральна кластеризація [15].

Існує багато мір оцінки відмінностей між двома кластеризаціями $X_1 = \{x_{11}, \dots, x_{1k}\}$ і $X_2 = \{x_{21}, \dots, x_{2k}\}$ множини Y . Якщо представити зображення як множину пік селів Y , а кластеризацію X як сегментацію, тоді ці заходи можуть застосовуватися для кількісної оцінки різниці між двома сегментаціями, наприклад, отриманим і еталонним розбиттям. Для визначення попарної відстані між кластерами двох кластеризацій X_1 і X_2 множини елементів Y , розглядаються всі пари елементів $(y_i, y_j), i \neq j$ із $Y \times Y$, що потрапляють під одну з чотирьох категорій:

- в одному і тому ж кластері при обох X_1 і X_2 (загальна кількість таких пар визначається N_{11});
- в різних кластерах, як при X_1 , так і при X_2 (N_{00});
- в одному кластері при X_1 , але не при X_2 (N_{10});
- в одному кластері при X_2 , але не X_1 (N_{01}).

Очевидно, виконується

$$N_{11}+N_{00}+N_{10}+N_{01}+n(n-1)/2,$$

де n - потужність Y .

Методи кластерного аналізу зарекомендували себе як потужний інструмент автоматичної сегментації зображень, що дозволяє з достатньо високою ефективністю групувати пікселі в гомогенні області.

Проте підходи, засновані тільки на аналізі яскравості і кольору пікселів не дозволяють враховувати контекстну інформацію зображень, а отже, з'являється необхідність подальшого розвитку методів, шляхом включення в аналіз просторових відносин між отриманими областями для визначення толерантності покриттів.

1.3 Порівняльний аналіз методів метричної оцінки схожості в задачах обробки і інтерпретації зображень

Сегментацію зображення $R = \{r_1, \dots, r_n\}$ визначимо через властивості:

1) $r_1 \cup r_2 \cup \dots \cup r_n = R$.

2) кожна область є просторово з'єднаною.

3) $\forall r_i, r_j \in R, i \neq j, r_i \cap r_j = \emptyset$.

4) $\forall r_i \in R, \rho(r_i) = true$.

5) $\forall r_i, r_j \in R, i \neq j, \rho(r_i \cup r_j) = false$.

б) на зображенні можуть знаходитися «артифактні області», до яких неможливо застосувати які-небудь заходи або метрики і властивості 4 і 5.

$\rho(\bullet)$ - предикат однорідності, що визначає відповідність всіх точок області r_i визначеної моделі областей.

Результати методів сегментації зображень зазвичай оцінюються чисто візуально, якісно або побічно з ефективності сегментації для подальших стадій обробки. Такі методи або досить суб'єктивні, або тісно прив'язані до конкретних застосувань, а значить, мають безліч обмежень. Однією з складнощів кількісної

оцінки алгоритмів сегментації зображень є неоднозначність формалізації задачі, з причини відсутності чітких визначень понять складників, областей інтересів і критеріїв оцінки ступеня ефективності алгоритму [32]. Вирішення цих питань залежить від подальших стадій обробки, що використовують результати сегментації для досягнення кінцевої мети системи, і повинні розглядатися індивідуально для кожного практичного застосування.

У найперших системах машинного зору застосовувалися евристичні методи, що описують не зображення шуканого об'єкту в цілому, а його характерні ознаки, інваріантні щодо можливих спотворень (зміна освітлення, поворот, масштабування). Як правило, такі системи орієнтовані на відносно вузький клас задач і погано піддаються узагальненню [33].

Пізніше було запропоновано декілька кількісних методів, які умовно можна розділити на дві категорії [32]. До першої відносяться аналітичні методи, що оцінюють алгоритми сегментації безпосередньо критеріями, які апіорі вважаються еталонними. Вони характеризують сам алгоритм виходячи з його принципів, складності, вимог і так далі не беручи до уваги конкретну реалізацію алгоритму або тестову вибірку. До другої категорії відносяться емпіричні оцінні методи, або контрольовані людиною (результати сегментації порівнюються з «стандартним» зображенням, яке сегментоване вручну і значення розбіжності вважається мірою ефективності сегментації), або автоматичні (оцінюють по заздалегідь певному критерію).

Розглянемо суть автоматичних емпіричних методів. Нехай S_j - площа повного зображення, яка не залежить від сегментації. Позначимо площу j -ої області як множину її пікселів $S_j = |\chi_j|$. Для компоненти h (наприклад, h може бути значенням червоного, синього або зеленого) і пікселя y використовуватимемо позначення $C_h(y)$. Середнє значення компоненти h по області j визначимо через $\mathcal{E}_h(\chi_j) = (\sum_{y \in \chi_j} C_h(y)) / \chi_j$. Квадратична помилка кольору

$$e_j^2 = \sum_{h \in \{r, g, b\}} \sum_{y \in \chi_j} (C_h(y) - \mathcal{E}_h(\chi_j))^2.$$

Також для сегментації зображень використовується об'єктно-кількісна оціночна функція $F(\Omega)$ [34].

$$F(\Omega) = \sqrt{N} \sum_{j=1}^N \frac{e_j^2}{\sqrt{S_j}},$$

яка має дві сильні тенденції: сегментація на велику кількість областей приводить до \sqrt{N} , а сегментація з великими областями приведе до значущої помилки, хіба що області будуть дуже однорідними за кольором, оскільки шукається не середня, а загальна помилка, при якій ділення відбувається на $\sqrt{S_j}$, замість S_j . У першому випадку оцінка F може опинитися цілком прийнятною, навіть у тому випадку, коли зображення надмірно сегментоване.

Також в якості міри відповідності використовують контраст між областями, форму і т.д. [29, 32].

Перевагою цих методів є те, що користувач може вибрати міру ступеня відповідності і не потрібно вручну сегментувати еталонне зображення, що робить зручним їх використання в інтерактивних практичних застосуваннях. Недолік полягає в тому, що методи можуть бути неадекватними в оцінці певних алгоритмів. Наприклад, згадана раніше міра оцінки однорідності яскравості всередині отриманих областей дасть низьку оцінку алгоритмам, які здійснюють розбиття на основі текстури.

При використанні методів порівняння з еталоном, складається шаблон зображення об'єкту або його характерних ознак і вводиться функція перевірки відповідності. Шаблон може бути складною структурою і допускати різні деформації і перетворення, сприяючи інваріантності системи до просторових спотворень зображення об'єкту і змін освітленості. Модель шаблону може уточнюватися і коректуватися під час роботи системи. При добре заданому шаблоні досягається висока точність і дуже низький рівень збоїв. Інваріантність до просторових спотворенням і зміні освітлення залежить від складності шаблону.

Для вимірювання схожості між отриманою і шаблонною сегментаціями існує чотири види відмінностей низького рівня: пікселі, площі, пари крапок і межі, і, відповідно, методи, що враховують кількості співпадаючих і неспівпадаючих пікселів областей і меж, збереження площ, порівняння гладкості і порядку кривих, статистичних значень, центрів тяжіння, ентропії, топології сегментованих областей і ін.

Найпоширенішим є піксельний підхід, що підраховує кількість неправильно класифікованих точок в порівнянні з шаблонним розбиттям [35], а також метрики, що оцінюють площі перекриття відповідних областей, і ознаки областей в багатовимірному просторі [36, 37]. Ступінь перекриття областей сегментованого і еталонного зображень регулюється пороговим значенням. Такі методи широко використовуються для текстурної і ряду інших сегментацій [38], тоді як алгоритми, що оцінюють межі, порівнюють периметри сегментів. Збіг двох сегментованих зображень оцінюється без безпосередньої оцінки відповідності областей.

Основним недоліком методів є великі тимчасові витрати через необхідність створення шаблонного розбиття.

Диверсифікація пошукових відеосистем із запитами «Ad exemplum» приводить до введення нових метрик, в тому або іншому сенсі тих, що задовольняють трактуванню зображень. Одним з таких підходів є трансформація локальної інформації в структурну схожість, а також модифікація цього підходу з врахуванням того, що трансформація може включати такі чинники як величина, локалізація і структура помилки. Також використовується облік зв'язних піків гістограм, аналіз мінімальної «вартості» перетворень законів розподілу відносно кольору і текстури, метричні властивості гаусових сумішей, динамічна активізація різних наборів ознак при порівнянні різних зображень, ієрархічна класифікація з схожістю типу метрики Махаланобіса, відображення властивостей еталонної сегментації в простір аналізованих зображень, облік наборів функцій схожості, заснованих на властивостях ентропії, використання псевдометрик [39]. Проте в цих метриках слабо використовується інформація про форму компонентів зображень, яка часто є ключовою при інтерпретації. Традиційні методи аналізу

форми областей базуються на їх послідовному виділенні і обчисленні ознак.

Нехай дана множина X . Метрикою на множині буде функція $d : X \times X \rightarrow R (R \geq 0)$, така, що

1. $d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y, x, y \in X$,
2. $d(x, y) = d(y, x) \forall x, y \in X$,
3. $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y) \forall x, y, z \in X$.

Псевдометрикою на множині буде функція $d : X \times X \rightarrow R$, така що

1. $d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y, x, y \in X$,
2. $d(x, y) = d(y, x) \forall x, y \in X$,
3. $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y) \forall x, y, z \in X$.

Ультраметрикою називають метрику, що задовольняє нерівності $d(x, y) \leq \max(d(x, z), d(z, y)) \forall x, y, z \in X$, що виникла в кластерному аналізі при дослідженні властивостей міри відмінності між об'єктами, що визначають природне представлення множини об'єктів у вигляді дерева розбиття.

Для розпізнавання в ознакових просторах досить враховувати три домінуючі характеристики (або їх комбінації): значення ознак, їх наявність у порівнюваних об'єктів і, нарешті, різні види впорядкування, що відображають просторово-часовий, причинно-наслідковий або інший взаємозв'язок [29]. Саме тому виділяють три підходи до визначення відмінності між ознаками, а використовувані при цьому метрики умовно називають кількісними, якісними і структурними [40].

Окрім розглянутих раніше кількісних метрик, зупинимося на метриці Хаусдорфа, яка використовується, коли простій підрахунок неспівпадаючих точок двох різних областей може спричинити собою проблему центрування -зміщення навіть на один піксель може викликати великий стрибок при обчисленні відстані. Нехай в деякому просторі визначена відстань між точками $d(x, y)$. Тоді відстань від точки x до множини Y $d(x, Y)$ визначається як нижня грань відстаней $d(x, y)$ для $y \in Y$. Відстань $d_I(X, Y)$ від множини X до множини Y визначається як верхня грань відстаней $d(x, Y)$ для всіх $x \in X$. Відстань Хаусдорфа між двома множинами X і Y

$d(X, Y)$ визначається як $d(X, Y) = \max\{d_1(X, Y), d_1(Y, X)\}$. Таким чином, різні множини в метриці Хаусдорфа близькі, якщо і тільки якщо для будь-якої точки з однієї множини в її малій околиці міститься хоч би одна точка іншої множини (і те ж саме для іншої множини).

Нерідко об'єкти, що розпізнаються представлені бінарними кодовими послідовностями або рядками символів. Відстань Левенштейна між рядками X і Y визначається як найменше число перетворень, потрібних для отримання рядка Y з рядка X . Умовно це можна записати у вигляді виразу

$$d_L(X, Y) = \min_{\alpha} \{a(i) + b(i) + c(i)\},$$

де $a(i)$ - кількість заміन символів при виконанні i -го варіанту перетворень символів;

$b(i)$ - кількість вставок символів;

$c(i)$ - кількість видалень.

Міри відмінності типу відстані Хеммінга синтезуються для перевірки наявності якісних ознак. Так, якщо для наборів ознак Y_q ввести узагальнений характеристичний вектор $\xi \in \mathbb{R}^p$

$$\xi_j = \begin{cases} 1, & \text{якщо } Y_{qj} > \Delta_j \\ 0, & \text{в іншому випадку,} \end{cases}$$

де $j = \overline{1, p}$;

Δ_j - поріг, що фіксує включення в розгляд j -ої ознаки.

Тоді неважко визначити детермінанти порівняння: \mathcal{G}_1 - приналежність двом наборам ознак Y_g і Y_r одних і тих же компонентів; \mathcal{G}_2 - число випадків, коли вектори Y_g і Y_r не володіють однаковими характеристиками; \mathcal{G}_3 - множина ситуацій, в яких набір Y_g не має ознак, властивих Y_r ; \mathcal{G}_4 - множина випадків, коли вектор Y_r не має ознак, властивих Y_q .

Якщо набори ознак задані у вигляді списків, тобто при необхідності

розпізнавання властивостей послідовностей з урахуванням відомостей про логічні аспекти об'єктів, що вивчаються, використовується відстань по Кенделу [41], орієнтована на «однотипність» впорядковування ознак. Важливіше практичне значення мають метрики, що враховують всілякі види зв'язків між ознаками, які можна отримувати з використанням трансформацій одного списку в іншій [42]. Маючи «ціну» кожного перетворення, відстань між двома списками можна визначити як найменшу з можливих цін переходу від початкового списку до кінцевого.

Основною проблемою порівняння сегментацій зображень є функції відстаней, які використовуються для порівняння розбиття. В основному використовуються підходи, засновані на порівнянні окремих областей двох зображень [43]. Проте навіть якщо об'єднати результати порівняння всіх областей зображень, немає гарантії, що можна порівняти повний зміст зображень. А при порівнянні в неправильному напрямі можуть бути отримані абсолютно інші відстані. Для поліпшення результатів такі системи, як *simplicity* [44] і *CBC* [45] використовують порівняння всіх областей замість одна-до-одної. Порівняння проводиться по метриці *IRM* (інтегроване порівняння областей). Кожна область має візуальну властивість, яка представлена числом (наприклад, розмір або середнє значення яскравості). Значення нормалізується до інтервалу $[0,1]$. Схожість двох областей обчислюється модулем різниці їх візуальних властивостей. Основною проблемою функції відстаней *IRM* є невиконання умови нерівності трикутника. Спочатку для порівняння вибираються найбільш схожі області. В цьому випадку алгоритм не гарантує, що набуті значення відстаней будуть якнайкращими (найменшими).

Більшість систем пошуку (порівняння) зображень в базах даних порівнюють зображення по глобальних ознаках. Це швидкий і достатньо ефективний для багатьох застосувань підхід. Проте використання глобальних ознак не завжди може врахувати особливість окремих областей, що сильно впливає на контекстну інтерпретацію зображень. Тому з'явилися підходи, що аналізують ознаки областей зображень. Розбиті на гомогенні області зображення, представляються у вигляді набору ознак опису областей. Зображення порівнюються з використанням

методу *RMD* [46], який є варіацією відомого методу *EMD* [47], і представлений в цілому як транспортна задача. Визначимо відстань між двома областями

$$rd = \|v_q - v_d\| / w_{ol},$$

де v_q - вектор ознак зображення-запиту;

v_d - вектор ознак зображення-шаблону;

w_{ol} - ваги, що відображають місцезнаходження перетину двох областей.

Нехай Φ, Γ - безліч областей зображень P і O , тоді

$$RMD(P, O) = \min_C \frac{\sum_{i \in \Phi} \sum_{j \in \Gamma} c_{ij} d_{ij}}{\sum_{i \in \Phi} \sum_{j \in \Gamma} c_{ij}},$$

де c_{ij} ($i \in \Phi, j \in \Gamma$) - значення потоку від області i на першому зображенні до області j на другому зображенні;

C - множина всіх можливих потоків c_{ij} ;

d_{ij} - значення rd між областю i на першому зображенні і областю j на другому зображенні.

Потік тут представляє скільки частин області одного зображення сумісно з частинами області іншого зображення і вимірюється абсолютним розміром областей (кількістю пікселів).

Ще один метод метричного порівняння - *MiCRoM* - (мінімальна відстань порівняння областей) - змодельований як проблема трансформації і теж має вид транспортної задачі [48]. Мережа - це направлений граф $G=(V,E)$, утворений множиною V вузлів n і множиною E дуг m . Кількість вузлів складає суму областей двох сегментацій - отриманої і шаблонної $n=p+c$. Кожен вузол має асоціативне число pd , що представляє наявне (позитивне) і потрібне (негативне) значення - залежно від того, до якого розбиття належить дана область. Система збалансована $\sum_{i=1}^p pd_i + \sum_{j=1}^c pd_j = 0$. Для кожної пари i і j існує направлена дуга (i, j) ,

яка має два асоціативні значення: транспортну вартість $cost_{ij}$ і пропускну спроможність $cap_{ij} = \min(|pd_i|, |pd_j|)$. Вирішальною змінною транспортної проблеми є потік $flow_{ij}$ в кожній дузі (i, j) . Ці потоки повинні відповідати $0 \leq flow_{ij} \leq cap_{ij}$ і мінімізувати функцію $\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^c cost_{ij} \times flow_{ij}$. Мінімальне значення цієї функції і дає відстань між двома зображеннями, тобто $\mu = \min cap_{ij} = \min(|pd_i|, |pd_j|)$. Але даний метод має серйозні обмеження: однакова кількість областей на порівнюваних зображеннях, порівнювані області мають однаковий розмір, порівняння областей відбувається одна-до-одної.

Необхідно відзначити, що всі методи сегментації зображень, що існують на сьогоднішній день, забезпечують можливість аналізу лише на рівні окремих пікселів, контурів об'єктів і властивостей окремих областей на зображенні. Але жоден з методів не дозволяє отримувати загальні оцінки, враховуючи як форму окремих елементів розбиття, так і їх взаємне просторове розташування.

1.4 Постановка задачі дослідження

За останні декілька десятиліть було запропоновано і вивчено багато методів сегментації зображень, що використовують різні ознаки і характеристики. Також безперервно росте кількість прикладних задач, де візуальна інформація відіграє значну роль в процесах реєстрації, обробки, зберігання і інтерпретації даних. Сегментація зображень залишається складною проблемою, що не має точного вирішення.

Проведений аналіз різних методів сегментації показав, що більшість найбільш ефективних підходів до сегментації/класифікації вимагають людського контролю, тобто існує необхідність завдання апріорної інформації про класи. Проте часто значення параметрів моделі заздалегідь не відомі, а процес формування вибірки для оцінки параметрів або неможливий через широту проблемно-орієнтованої області або вимагає великих фінансових витрат. Крім того, складність зображень і підвищення розмірності, обумовлене кольором або мультиспектральними компонентами зображень додають додаткову складність

задачам сегментації. У таких випадках виникає необхідність в автоматичній процедурі класифікації з одночасним визначенням параметрів.

Це зумовило доцільність використання кластеризації для синтезу первинного розбиття. Діючи в признаковому просторі, алгоритми здійснюють вибір і розрахунок ознак, фіксуючи глобальні характеристики зображень. Стійкість до використання різних мір відстаней дозволяє класифікувати об'єкти як вектори ознак і групувати їх в компактні, добре розділені кластери. Проте розвиток додатків, що використовують візуальну інформацію, вимагає виведення методів обробки зображень на якісно новий рівень – інтерпретації відео даних.

Системи розпізнавання образів використовують візуальні дані для формування описів, потрібних тому або іншому додатку. Сформовані описи можуть бути різного рівня і деталізації. Наприклад, яскравість або колір – є лише стартовою точкою для систем інтерпретації зображень. Далі необхідно створювати описи більш високого рівня, засновані на розбитті, отриманому на нижчому рівні.

У даному аспекті одним з напрямів, що представляють теоретичний інтерес і практичну значущість є теорія відносин множин на площині, що дозволяє виділяти класи еквівалентних об'єктів, що володіють схожими властивостями, які представлені матрицями відносин, що є прототипами даних класів. Це дасть можливість враховувати просторовий контекст елементів покриття і різні морфологічні характеристики. При цьому задача розпізнавання зводиться до синтезу об'єктів і віднесення (бажано автоматично) їх до класу, прототип якого виявляється найближчим в сенсі заздалегідь заданої метрики.

Слід також згадати про проблему аналізу областей/покриттів в сенсі надмірної або недостатньої сегментації. Одним з найважливіших інструментів ухвалення рішення про необхідність трансформацій розбиття (зокрема, об'єднання або дроблення класів) є об'єктивне порівняння результатів сегментації зображень. Природним чином таке порівняння, принаймні заздалегідь, повинне проводитися на совокупностях множин, які відповідають знайденим областям «однорідності» зображень, тобто на розбитті або покриттях поля зору відеодатчика.

Резюмуючи викладене, можна зробити висновок про актуальність

проведення теоретико-експериментальних досліджень по розробці алгоритмів реляційної сегментації зображень з використанням відношень на площині. Конкретизуючи дану постановку, можна сказати, що для вирішення поставленої задачі необхідно:

- формалізувати представлення розбиття зображень матрицями просторових відносин, які відповідають прототипам заданих класів;
- ввести і вивчити індексацію класів еквівалентності при сегментації зображень;
- обґрунтувати, синтезувати і досліджувати метрику для порівняння результатів сегментації зображень;
- провести експериментальні дослідження алгоритмів реляційної сегментації з метою визначення раціональних шляхів їх реалізації і встановлення особливостей практичного використання.

Отже, даний розділ присвячений аналізу сучасного стану методів та алгоритмів сегментації напівтонових зображень, їх обмежень і специфіці використання. Встановлено, що певну перспективу представляє розвиток апарату кластерного аналізу для попереднього розбиття зображення на схожі фрагменти. Розглянуті проблеми використання різних методів метричної оцінки схожості в задачах обробки зображень. На основі проведеного аналізу сформульована мета і завдання дипломної роботи.

2 РЕЛЯЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ АЛГОРИТМІВ АНАЛІЗУ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Формалізація просторових відносин для побудови розбиттів поля зору

Задача розпізнавання зводиться до синтезу об'єктів і їх автоматичного віднесення до класу, прототип якого виявляється найближчим в сенсі заздалегідь заданої метрики. Віднесення об'єктів до того або іншого класу здійснюється шляхом формування матриць толерантності, які потім порівнюються між собою.

Нехай система множин $\{X_i\}$ є покриттям Ξ множини D на площині (x, y) , якщо кожна точка $(x, y) \in D$ належить хоч би одній множині $X_i \in \Xi$. Сама множини X_i , які створюють покриття, передбачається відкритими, але не обов'язково однозв'язними.

Якщо дві множини з покриття мають непорожній перетин, тобто $X_o \cap X_j \neq \emptyset$, то назвемо такі множини толерантними: $X_i \tau X_j$.

Для фіксованого $X_o \in \Xi$, об'єднання всіх перетинів $X_o \cap X_i, (X_i \neq X_o, X_i \in \Xi)$ утворює, так звану, розмежувальну множину d_o , яку умовно називатимемо «межею» множини X_o (рисунок 2.1).

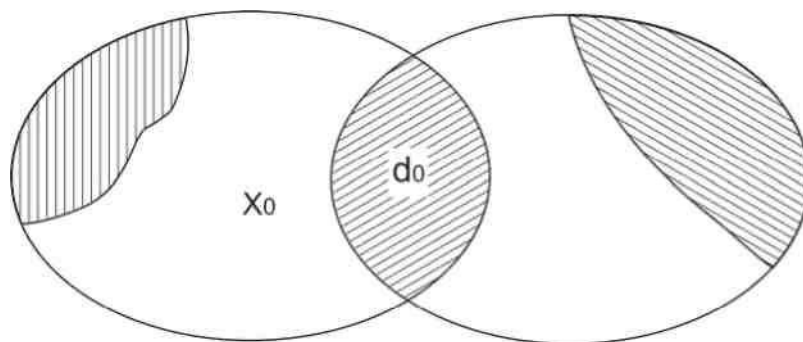


Рисунок 2.1 – Приклад загальної межі двох толерантних множин

Загальною межею двох толерантних множин $X_1 \tau X_2$, що належать Ξ , назвемо об'єднання всіх перетинів:

$$(X_1 \cap X_2) \cap X_i,$$

де $X_i \neq X_1; X_i \neq X_2; X_i \in \Xi$.

По індукції визначається загальна межа ланцюжка толерантної множини $X_1 \tau X_2 \tau X_3 \tau \dots \tau X_n$.

Передбачається, що кожен елемент покриття $X_o \in \Xi$ містить множину $A_o : A_o = X_o \setminus d_o$, яку назвемо множиною еквівалентності, що міститься в X_o .

Надалі для зручності введемо позначення: $X_o = \tilde{A}_o, \tilde{A}_o = A_o \cup d_o$. Якщо $\tilde{A}_1 \tau \tilde{A}_2$, то множини A_1 і A_2 також назвемо толерантними: $A_1 \tau A_2$.

Вважатимемо, що для множини еквівалентностей A_i із Ξ (ці множини взаємно не перетинаються) визначена функція яскравості: $\gamma_i = S(A_i)$, така, що яскравість всіх точок з однієї множини A_o однакова і ступінь яскравості кожної множини A_i можна упорядкувати по зростанню. Дана функція визначає для множини A_i квазіпорядок $S : A_1 S A_2$, і, відповідно $\gamma_1 \leq \gamma_2$.

Спостережуваним об'єктом назвемо деяку множину точок $(x, y) : \varpi \in D$. Передбачається, що виділене деяке покриття Ξ_{em} , яке назвемо еталонним покриттям об'єкту [49].

Таким чином, замість заданого об'єкту ϖ розглядається його покриття ϖ_{em} . На множинах $X_{em}^i \in \varpi_{em}$ (які є елементами покриття Ξ_{em}) задані K бінарних відносин: B_1, B_2, \dots, B_k . Задані відносини, що індукуються на підмножини Ξ_{em}^i , визначають еталонні ознаки об'єкту.

Нехай тепер є відмінне від еталонного покриття Ξ_n (інше спостереження об'єкту), на елементах якого визначені ті ж K відносин B_1, B_2, \dots, B_k . Виділимо з покриття Ξ_n ознаки Ξ_n^1, \dots, Ξ_n^n як підмножини елементів Ξ_n із заданими відносинами.

Об'єднання ознак $\varpi_n = \bigcup \Xi_n^i$ утворює спостережуване покриття об'єкту, яке коротко назвемо «спостереженням» об'єкту. Крім «внутрішніх» для кожної ознаки відносин на елементах з ϖ_n , мають місце і відносини, що встановлюють зв'язок між ознаками.

Якщо існує відображення елементів з ϖ_n на елементи з ϖ_{em} , що є

гомоморфізмом кожного бінарного відношення $B_j, j=1, \dots, k$, то спостереження об'єкту назвемо спроможним.

Якщо ж при відображенні має місце гомоморфізм між окремими спостережуваними і еталонними ознаками хоч би для деяких бінарних відносин, то спостереження ϖ_n назвемо частково спроможним, конкретизуючи це поняття у кожному конкретному випадку.

Отже, ознакою об'єкту назвемо сукупність елементів покриття із заданими на них бінарними відносинами. А сам об'єкт інтерпретуватимемо як кінцеву систему таких ознак, при цьому, окрім «автономних» для кожної ознаки бінарних відносин, можуть мати місце і відношення між елементами різних ознак.

При виділенні ознак об'єкту ми використовуватимемо топологію множин покриття. Як наголошувалося раніше, множина $X_o \in \Xi$ може бути неоднозв'язаною.

Необхідно визначити k_1, k_2 , де k_1 - загальне число замкнутих меж множини X_o , k_2 - число замкнутих меж множини X_o , які лежать всередині області, обмеженої деякими “зовнішніми” межами даної множини (рисунок 2.2).

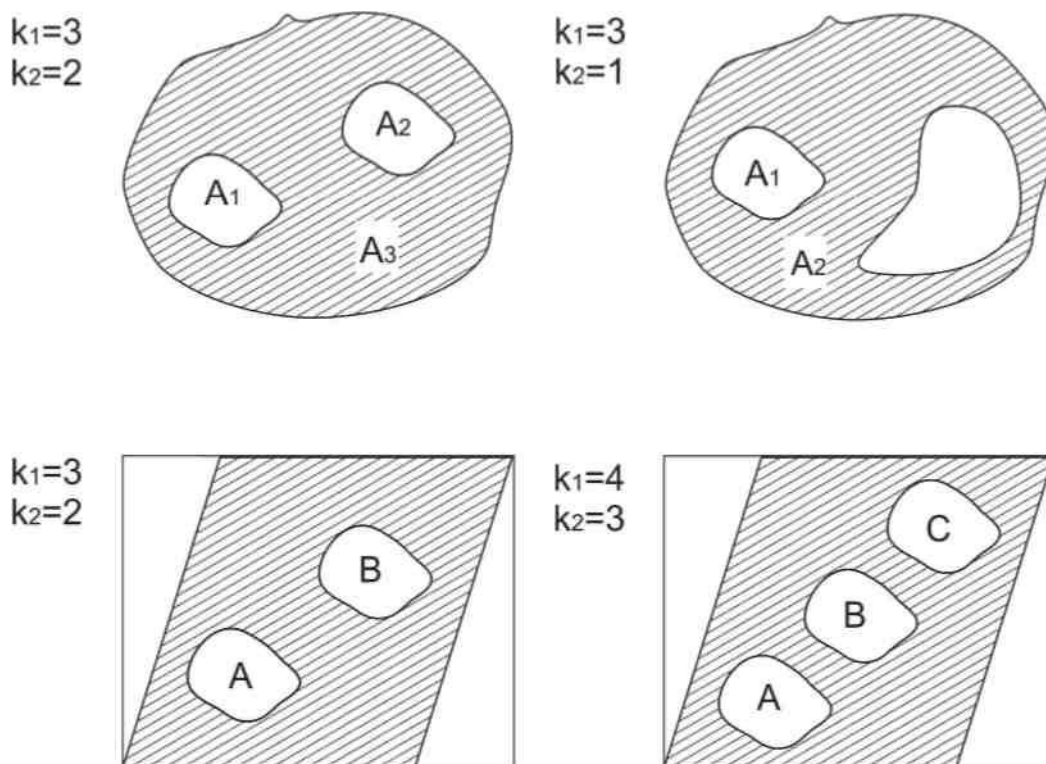


Рисунок 2.2 – Приклад загальних чисел внутрішніх і зовнішніх меж множин

Межа «екрану» при необхідності може бути включена у власну межу

множини.

Якщо $k_1 - k_2 = 2$, то «зовнішня» межа складається з двох замкнутих контурів, якщо $k_1 - k_2 = 1$ - з одного.

«Внутрішні» множини можуть бути толерантні (мати загальну межу), а також можуть мати загальну межу із зовнішнім множиною (рисунок 2.3).

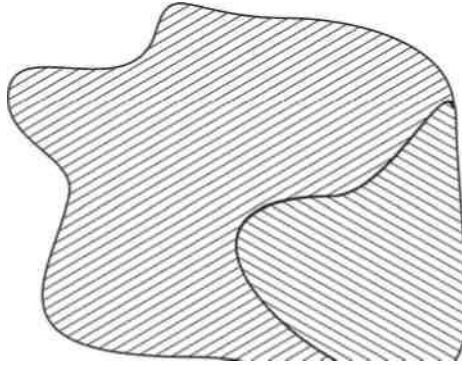


Рисунок 2.3 – Приклад множин, що мають загальну зовнішню межу

Вважатимемо, що межа множини A лежить всередині зовнішньої межі, якщо $A \tau B$, але A не толерантна ні з одною множиною C , які лежать поза зовнішньою межею множини B . Якщо ж $A \tau B$ і $A \tau C$, то вважаємо, що множина A лежить поза множиною B , як показано на рисунку 2.4.

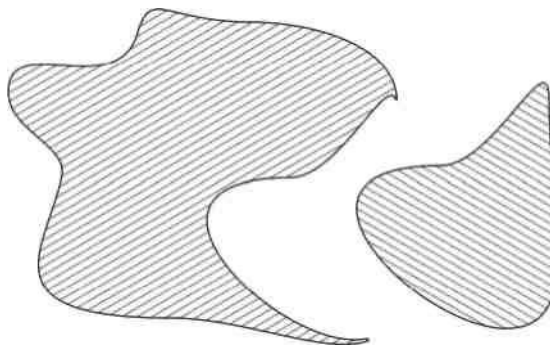


Рисунок 2.4 – Непересічні множини

По суті справи, треба розрізнити три типи включення: включення складових дерева ν_S ; включення в «однозв'язну» область $\nu_1 : A_1 \nu_1 A_2 \nu_1 A_3$; і включення в «двозв'язну» область $\nu_2 : A_1 \nu_2 A_2$.

Включення в «однозв'язну» область не є множинним включенням $A_1 \subset A_3$, так само A_3 - це множина з двома «дірками» (рисунок 2.5).

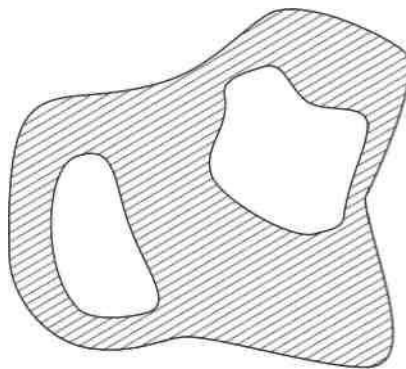


Рисунок 2.5 – Приклад «однозв'язної» множини

Проаналізуємо елементи математичних моделей, які лежать в основі алгоритмізації автоматичного синтезу правил тематичної інтерпретації зображень [50].

Нехай у полі зору $D \subset R^2$ відеодатчика в результаті первинної сегментації отримано покриття $\Xi = \bigcup_{\alpha \in A} X_\alpha$, $X_\alpha \neq \emptyset$, $X_\alpha \subseteq D$, де A - індексуюча множина. Позначимо межу будь-якого елемента покриття X через ∂X , а його внутрішність - X° і введемо чотири бінарні відношення для двох областей X_α і X_β :

$$X_\alpha \tau_1 X_\beta \Leftrightarrow \partial X_\alpha \cap \partial X_\beta \neq \emptyset,$$

$$X_\alpha \tau_2 X_\beta \Leftrightarrow \partial X_\alpha \cap \partial X_\beta^\circ \neq \emptyset,$$

$$X_\alpha \tau_3 X_\beta \Leftrightarrow \partial X_\alpha^\circ \cap \partial X_\beta \neq \emptyset,$$

$$X_\alpha \tau_4 X_\beta \Leftrightarrow \partial X_\alpha^\circ \cap \partial X_\beta^\circ \neq \emptyset.$$

Тоді розташування будь-яких двох областей може бути однозначно описане чотирьох компонентним кортежем, елементами якого є вказані відносини.

Дійсно, для двох областей X_α і X_β виконуються наступні властивості:

- X_α і X_β не перетинаються, якщо $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \neg \tau_1, \neg \tau_2, \neg \tau_3, \neg \tau_4 \rangle$ (рисунок 2.6, а));
- X_β повністю лежить в X_α , якщо $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \neg \tau_1, \neg \tau_2, \tau_3, \tau_4 \rangle$ (рисунок 2.6, б));
- $X_\alpha = X_\beta$ при $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \neg \tau_1, \tau_2, \tau_3, \neg \tau_4 \rangle$ (рисунок 2.6, в));

- X_α повністю лежить в X_β , якщо $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \neg\tau_1, \tau_2, \neg\tau_3, \tau_4 \rangle$ (рисунок 2.6, г));
- X_α і X_β перетинаються, якщо $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4 \rangle$ (рисунок 2.6, д));
- $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \neg\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4 \rangle$ якщо два довільні елементи покриття Ξ стосуються один одного (рисунок 2.6, е));
- $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \tau_1, \tau_2, \neg\tau_3, \tau_4 \rangle$ якщо X_α лежить всередині елемента покриття X_β , спираючись на його межу ∂X_β (рисунок 2.6, ж));
- абсолютно аналогічно $\Theta(X_\alpha, X_\beta) = \langle \tau_1, \neg\tau_2, \tau_3, \tau_4 \rangle$ (рисунок 2.6, з)).

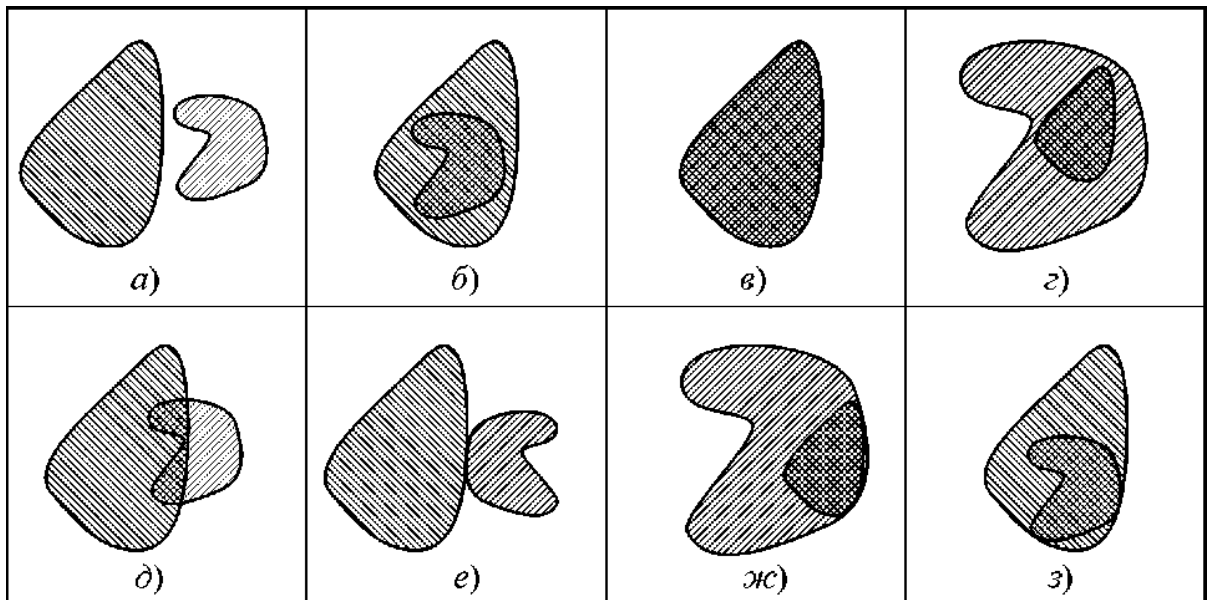


Рисунок 2.6 – Просторовий контекст елементів покриттів поля зору

Даний кортеж враховує всі можливі відносини між елементами розбиття і є основою для аналізу просторового контексту зображень.

Приведена формалізація просторових відносин дозволяє враховувати всі можливі варіанти позиціонування областей. Крім того, представлення зображення у вигляді покриття створює передумови для повнішого аналізу відносин областей, що дозволить враховувати зв'язки не тільки між окремими елементами, але і між цілими фрагментами зображень.

2.2 Індексція класів еквівалентності при сегментації зображень

Для виділення ознак об'єкту можливе представлення об'єкту у вигляді дерева складових. Для кожної складової, починаючи з кореня, всі кінцеві вершини розміщуються зліва і нумеруються зліва-направо. Складові також нумеруватимемо зліва-направо з попереднім символом s (рисунок 2.7).

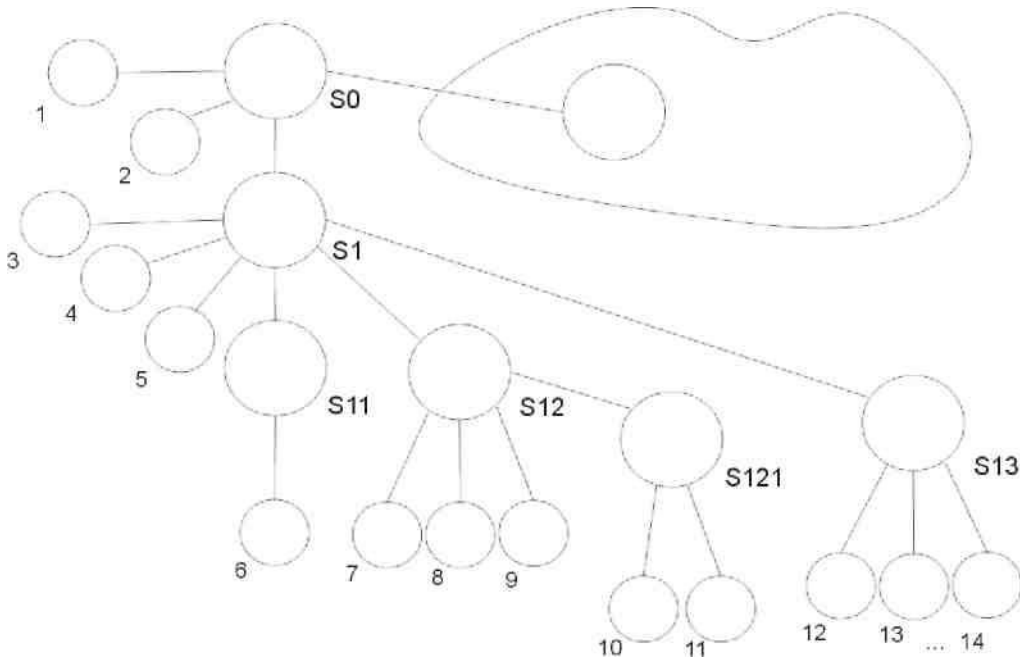


Рисунок 2.7 – Приклад нумерації вершин дерева складових

Розглянемо принцип кодування складових на прикладі позначення s_{211} : s - означає, що це складова; три десяткові позиції показують, що це вершина з третього ярусу, що входить в 2-другу (зліва) вершину першого ярусу і в 1-першу (зліва) вершину другого ярусу, що входить в s_2 .

Для кожної складової дерева, окрім тих випадків, коли це обумовлено окремо, нумерація здійснюється за збільшенням яскравості відповідної множини еквівалентності. Кожній множині A_i приписується натуральне значення γ_i . Але оскільки S (яскравість) - квазіпорядок, тобто можуть бути різні множини з однаковим значенням γ_i , то для нумерації множин всередині такої сукупності необхідно привернути додаткові характеристики. Наприклад, множини A, B, C, \dots з однаковою яскравістю можна упорядкувати по геометричних розмірах (у випадку, якщо це площа, та множина з меншою площею передуватиме множині з

більшою площею). Це завдання може вирішуватися для кожної конкретної ситуації окремо.

В деяких випадках доцільно в якості складової виділити «зовнішній пояс» - замкнутий ланцюжок толерантної множини $A_1 \tau A_2 \tau A_3 \tau \dots \tau X_n \tau A_1$. В цьому випадку нумерація здійснюється за збільшенням від множини з найменшою яскравістю в напрямі, при якому область, обмежена «зовнішнім поясом» залишається зліва по напрямку руху [50].

Складемо тепер матрицю відносин, яка разом з індикатором дерева складових, достатньо повно відображає відносини, введені на покритті. Нехай є деяке покриття (рисунок 2.8).

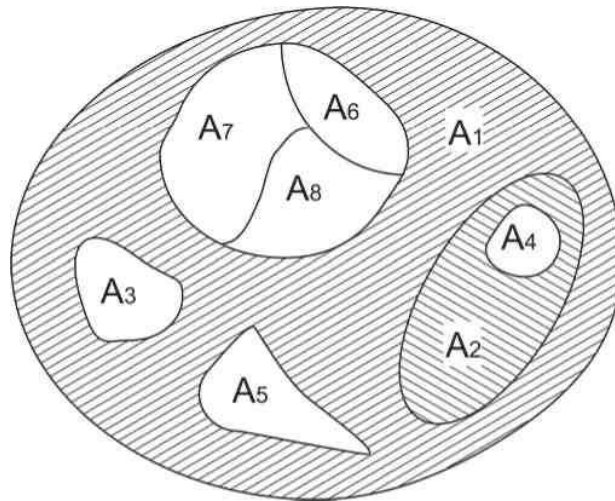


Рисунок 2.8 – Довільне покриття для складання матриці відносин

Задаємо масив яскравостей $A_{(i)} = n_i$, тобто яскравість $A_i = n_i$. Тоді в матриці по діагоналі будуть $\binom{1}{i}, k_i^2$ - число меж A_i , а недіагональні елементи: (l_1, l_2) - ознака толерантності і ознака входження.

Матриця симетрична по l_1 і кососиметрична по l_2 , що дозволяє зберігати в пам'яті тільки елементи, які лежать вище (або нижче) діагоналі, включаючи саму діагональ.

Розглянемо приклад такої матриці (таблиця 2.1).

Нехай є масив яскравості $A_2 A_{(i)}:(2;1;3;5;4)$.

З матриці видно, що зовнішня межа множини A_1 складається з двох контурів, всередині яких знаходяться множини $A_2; A_3; A_5$, а також, що множина A_2 має один зовнішній контур, а всередині нього знаходиться множина A_4 .

Таблиця 2.1 – Матриця відносин для покриття, зображеного на рисунку 2.8

	$A1$	$A2$	$A3$	$A4$	$A5$
$A1$	(5;3)	(1;+1)	(1;+1)	(0;0)	(1; 1)
	(1;-1)	(2;1)	(0;0)	(1; 1)	(0;0)
$A3$	(1;-1)	(0;0)	(1;0)	(0;0)	(0;0)
$A4$	(0;0)	(1;-1)	(0;0)	(1;0)	(0;0)
$A5$	(1;-1)	(0;0)	(0;0)	(0;0)	(1;0)

Тобто, проглядаючи матрицю і масив яскравості, можна визначити, чи є характерні для даного покриття особливості. Наприклад, потрібно визначити «вікно», тобто така множина A_i яскравість якої більша яскравості толерантних з нею множин. Переглядаємо послідовно A_1 і A_2 і т.д. Оскільки $A_3 \tau A_1$, то яскравість A_3 рівна 3, а яскравість A_1 одиниці, значить, A_1 не є вікном.

Множина A_4 має найбільшу яскравість, яка рівна 5. Їй толерантна множина A_1 з яскравістю 2. А це означає, що A_2 - вікно, також, як і A_3 . Множина A_2 не є вікном. Навпаки, A_2 назвемо «прямою», тобто множина така, що всі толерантні з нею мають велику яскравість.

Для цілих складових можна ввести поняття толерантності і включення подібно до того, як це вводилося для елементів покриття, тобто окремих множин.

На елементах покриття Ξ вводимо відношення S , а окрім відношення \subset для складових введемо ще τ_S - толерантність складових. Нехай S_A і S_B дві складових. Будемо говорити, що $S_B \tau_S S_A$, якщо хоч би дві множини $A \in S_A$ і $B \in S_B$ толерантні.

Нехай S_A - зв'язна множина елементів покриття. Розглянемо сукупність граничної множини цієї складової, тобто сукупність перетинів елементів Ξ (без множин, що входять в S_A) з множинами належними S . То граничну множину, яка містить всередині себе решта меж, назвемо зовнішньою межею (як наголошувалося раніше, при необхідності межі екрану включають в межі складової). Будь-яка множину C , яка лежить всередині області, обмеженою зовнішньою межею, рахуємо зв'язаною з складовою S_A відношенням $C \cup_S S_A$. Якщо всі множини з складовою S_B зв'язані цим відношенням з S_A , то $S_B \cup_S S_A$,

тобто S_B “входить” в S_A . Очевидно, що S_B - зв’язне тобто або цілком входить в S_A , або жодна множина з S_B не “входить” в S_A (рисунок 2.9).

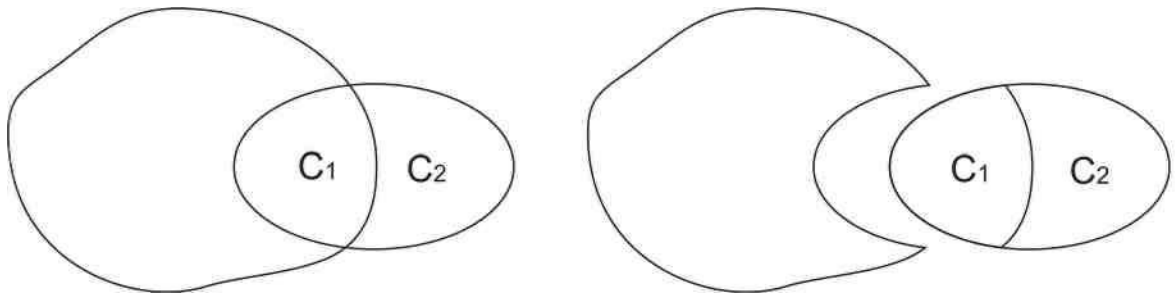


Рисунок 2.9 – Пересічні і зв’язні множини

Складові, що входять в початкове дерево, можна впорядкувати в порядку зростання. Є сенс окремим рядком зберігати відповідність між номерами 1;2;3 і т.д. з нумерацією в дереві складових.

Для завершення побудови впорядкованого дерева складових необхідно сформулювати правила, по яких складові з однієї околиці упорядковуються по відношенню ($<$), тобто передуванню.

Пропонується спочатку використовувати топологічні властивості складових; потім метричні - по наростанню ступеня складності обчислень. Впорядковування кінцевих вершин, тобто реальних елементів покриття, залишається тим самим.

При порівнянні двох складових пріоритетною буде кількість компонент зв’язності в складовій K_0 , облік зв’язності самих компонент: k_1 - число одностов’язних компонент; k_2 - число двозв’язних компонент в складовій і т.д.

Все це можна виразити одним числом:

$$N_k = k_0 \cdot 10^0 + k_1 \cdot 10^{1n} + k_2 \cdot 10^{2n} + \dots,$$

де $n=1$, якщо число компонент і число зв’язностей < 10 ;

$n=2$, якщо число компонент і число зв’язностей < 100 .

Наприклад, нехай складова має 2 компоненти зв’язностей ($k_0=2$); одна компонентf однорв’язна, інша - трьохзв’язна: $k_1 = 1; k_2 = 0; k_3 = 1$. (Тут візьмемо $n = 1$).

$$N_k = 3012.$$

Якщо $N_k^{(1)} < N_k^{(2)}$, то $s_1 < s_2$.

У разі $N_k^{(1)} = N_k^{(2)}$ - наступне по пріоритету загальне число елементарних множин з покриття, що входять в складову (з урахуванням зв'язності кожної такої множини).

Допустимо, що визначені критерії порівняння складових з однієї околиці. Тоді, очевидно, дерево стає впорядкованим по відносинах ($\subset, <$)- включення і порядку.

Тобто якщо $x \subset u$ і $y \subset v$, при цьому $u < v$, то $x < y$, а також якщо x і y не зв'язані між собою відношенням включення, то вони порівнянні між собою: $x < y$ або $y < x$. Той факт, що $s_1 < s_2$, означає, що номер кожної кінцевої множини з s_1 менший номера будь-якої кінцевої множини з s_2 , а у випадку $s_1 \subset s_2$ - всі кінцеві множини з s_1 належать s_2 [51].

Представлення складових у вигляді впорядкованих дерев дозволяє вирішувати задачі, коли декілька областей із спостережуваного покриття можуть відбиватися в одну область еталонного покриття.

2.3 Аналіз метричних ознак для вибору структури розбиттів

Головна проблема полягає в тому, що межі об'єкту і його складових часто точно не визначені.

Пропонується наступне наближення. Вважатимемо, що множини еквівалентності, які входять в елементи покриття, точно визначені, тобто для них можемо точно знаходити, наприклад, площу, периметр і т.д.

Допустимо, на знімку маємо картинку, схожу з рисунком 2.10.

Тут: a - ширина; b - висота знімка. Пунктирними лініями позначена множина еквівалентності A_i ; суцільними – істинні (невідомі) межі.

Нехай $S_{ек} = \bar{Z}S_{A_i}$ - загальна площа множини еквівалентності даного

покриття: $S = a \cdot b$ - площа знімка; $\Delta S = S - S_{\text{ек}}$; $\Gamma_{\text{ек}}$ - загальний периметр всіх еквівалентних множин.

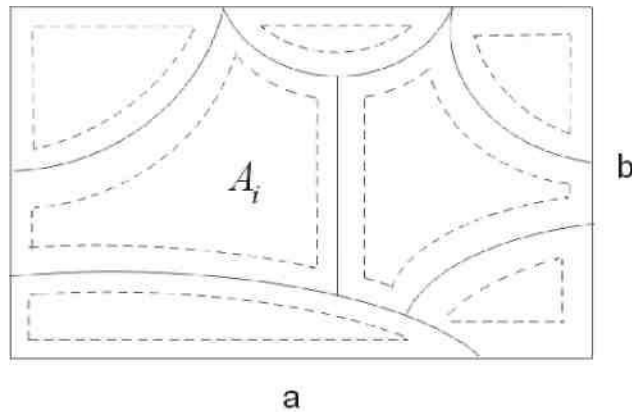


Рисунок 2.10 – Множина з дійсними і наближеними межами

Вважаємо, що внутрішні дійсні межі лежать в смузї, ширина якої рівна $2d$.

Тоді

$$d = \left(d_{\text{середня}} \right) \approx \Delta S / \Gamma_{\text{ек}} = \frac{\Delta S}{\Gamma_{\text{ек}}}$$

Якщо межі знімка фактично не входять в множину, що розмежовується (у об'єднання всіх множин, що розмежовуються), то можна d обчислювати за формулою:

$$d = \frac{\Delta S}{\Gamma_{\text{ек}} - 2(a + b)}$$

де $2(a + b)$ - загальна довжина меж знімка.

Введемо коефіцієнт площ K_s :

$$K_s = \frac{\Delta S}{S_{\text{ек}}} = \frac{ab}{S_{\text{ек}}} - 1$$

Тепер при обчисленні «дійсної» площі складовою S_i (зокрема будь-якого

елементу об'єкту, що покривається множиною \tilde{A}_i) будемо до площі всіх еквівалентних множин, що входять в цю складову, додавати поправку

$$|S_i| = \sum |A_i| \times (1 + K_s),$$

де $|S_i|$ - площа складової S_i ;

$|A_i|$ - площа множини еквівалентності $A_i \subset S_i$.

Більш точний результат вийде, якщо площа кожного елемента покриття A обчислювати як:

$$|S_{\tilde{A}}| = |S_A| + \pi_A \cdot d, \quad (2.1)$$

де $|S_A|$ - площа множини еквівалентності A , що належить \tilde{A} ;

π_A - периметр множини A .

Формулу (2.1) доцільно використовувати, щоб уникнути обчислення периметра.

Також при проходженні центру мас складової, моментів інерції - як і для окремої множини - використовуємо наступну модель: по точних межах для кожної множини еквівалентності, що входить в дану складову, вважаємо, що «щільність» маси всередині окремої множини рівномірна і рівна 1, а на зовнішній межі рівна d (рисунок 2.11).

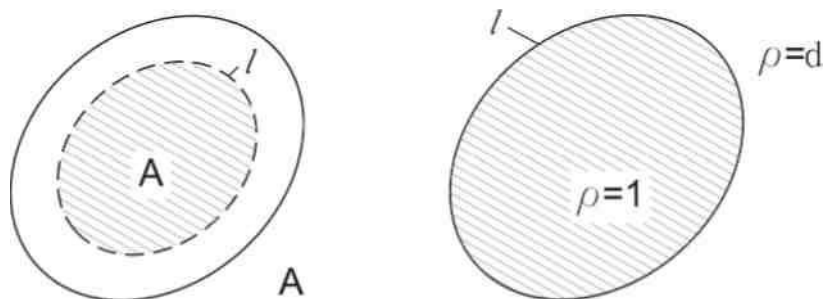


Рисунок 2.11 – Щільність мас множини

Для однозв'язної складової або на прикладі однозв'язної множини з покриттів розглянемо центр мас.

Нехай (x_c^1, y_c^1) - координати центру мас для внутрішності складової (множини); (x_c^2, y_c^2) - центр мас зовнішньої межі.

$$\begin{cases} x_c^1 = \iint_D x dx dy / \iint_D dx dy \\ y_c^1 = \iint_D y dx dy / \iint_D dx dy \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_c^2 = \oint_l x dl / \oint_l dl \\ y_c^2 = \oint_l y dl / \oint_l dl \end{cases}$$

де D - область, обмежена l ;

$$\iint_D dx dy = S_{\text{внутр}} - \text{внутрішня площа (тобто площа } A);$$

$$\oint_l x dl, \oint_l y dl - \text{криволінійні інтеграли по зовнішній межі};$$

$$\oint_l dl = |L| - \text{довжина зовнішньої межі } l;$$

$$d \cdot |L| - \text{«маса» межі (} l - \text{периметр } A = \pi_A).$$

Можна припустити, що

$$S_{\text{внутр}} + d|L| \approx |S|$$

де $|S|$ - площа складової множини.

Для багатозв'язної множини зовнішня межа l розбивається на суму меж l_1, l_2 і т.д.

Далі розглянемо момент інерції складової (щодо її центру мас).

На прикладі однозв'язної множини розглянемо однорідний «внутрішній» диск $\rho = 1$ і знайдемо його момент інерції відносно (x_c^1, y_c^1) і навантажену $\rho = d$ нитку - контур l ; а також знайдемо його момент інерції відносно (x_c^2, y_c^2) . Використовуємо теорему Гюйгенса:

$$I_{\text{заг}} = I_{\text{диску}} + I_{\text{нитки}} + |S_{\text{диску}}| |\bar{r}_1|^2 + d|L| |\bar{r}_2|^2,$$

де $|\bar{r}_1|^2$ - квадрат відстані $M_1(x_c^1, y_c^1)$ до $M_c(x_c, y_c)$;

$|\bar{r}_2|^2$ - квадрат відстані $M_2(x_c^2, y_c^2)$ до $M_c(x_c, y_c)$.

Тоді

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{\text{диску}} = \iint_D \left[(x - x_c^1)^2 + (y - y_c^1)^2 \right] dx dy \\ I_{\text{нитки}} = d \int_l \left[(x - x_c^2)^2 + (y - y_c^2)^2 \right] dl \\ |\bar{r}_1|^2 = (x_c^1 - x_c)^2 + (y_c^1 - y_c)^2 \\ |\bar{r}_2|^2 = (x_c^2 - x_c)^2 + (y_c^2 - y_c)^2 \end{array} \right.$$

Розглянемо орієнтацію складової на прикладі окремої множини, що майже без змін переноситься на однозв'язну складову і з очевидними корективами – на багатозв'язну складову.

Нехай множини A і B має однакову площу і рівні моменти інерції щодо своїх центрів мас, але, по-перше, порізно орієнтовані, по-друге одна є кругом, інше – витягнутим еліпсом.

Щоб розрізнити ці множини, знайдемо напрям осі, що проходить через центр мас множини, щодо якої момент інерції буде мінімальним. Очевидно, в цьому напрямі і буде витягнуто дану множину (рисунок 2.12).

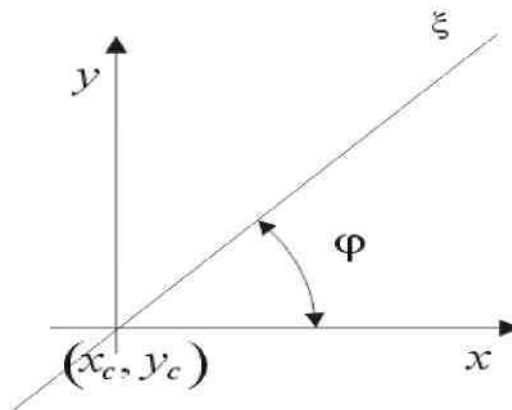


Рисунок 2.12 – Вісь спрямованості еліпса

Якщо шукана вісь ξ , складає кут φ_0 з віссю x , то функція $f(\varphi)$ при $\varphi = \varphi_0$ досягає мінімуму:

$$f(\varphi) = a \cos^2 \varphi + b \sin^2 \varphi - 2c \sin \varphi \cos \varphi \quad (2.2)$$

де $a = I_1$ - момент інерції щодо осі x ;

$b = I_2$ - момент інерції щодо осі y ;

$c = I_{xy}$ - змішаний момент Y_{xy} .

Якщо замість (2.2) розглянути рівняння:

$$ax^2 + by^2 - 2cxy = 1, \quad (2.3)$$

то отримаємо так званий еліпс інерції.

Задача еквівалентна знаходженню головних осей еліпса, тобто приведенню її до канонічного вигляду.

$$\lambda_1 \xi^2 + \lambda_2 \eta^2 = 1, \quad (0 \leq \lambda_1 < \lambda_2 \leq 1),$$

$$\begin{cases} \lambda_1 = \frac{(a+b) - \sqrt{(a-b)^2 + 4c^2}}{2} \\ \lambda_2 = \frac{(a+b) + \sqrt{(a-b)^2 + 4c^2}}{2} \end{cases}$$

де $(a, b, c > 0)$.

Шуканий кут φ_0 знаходимо з:

$$\operatorname{tg} \varphi = \frac{a - \lambda_1}{c} = \frac{(a-b) + \sqrt{(a-b)^2 + 4c^2}}{2c}$$

Степінь стиснення еліпса характеризує ексцентриситет ε :

$$\varepsilon = \sqrt{1 - \frac{\lambda_1}{\lambda_2}}$$

Крайніми будуть випадки коли:

Проведемо деякі обчислення:

$$\left\{ \begin{array}{l} a + b = I_{заг} \\ a = I_x = \iint_D (x - x_c) dx dy + \int_l (x - x_c) dl \\ c = I_{xy} = \iint_D (x - x_c)(y - y_c) dx dy + \int_l (x - x_c)(y - y_c) dl \end{array} \right.$$

Продовжимо встановлювати порядок проходження складових на підставі метричних характеристик. Пропонуються пріоритети:

- площа складової, тобто якщо $|S_A| < |S_B|$, то $S_A < S_B$;
- момент інерції відносно центру мас;
- ексцентриситет: якщо $\varepsilon_A < \varepsilon_B$, то $S_A < S_B$;
- відстань складової до центру мас всього об'єкту: $|\overline{r_A}| < |\overline{r_B}|$, то $S_A < S_B$.

При цьому центр мас $(x_{заг}, y_{заг})$ об'єкту легко визначається по координатах (x_i, y_i) - центрів мас складових об'єкту і їх площам.

$$x_{заг} = \frac{\sum x_i |S_i|}{S_{заг}}; y_{заг} = \frac{\sum y_i |S_i|}{S_{заг}};$$

де $|S_i|$ - площа i -ої складової;

$|S_{заг}|$ - загальна площа об'єкту.

Основними «інваріантами» при гомоморфізмі є саме складові (оскільки декілька множин із спостережуваного покриття можуть відбиватися в одну множину з еталонного покриття), а складові повинні бути представлені на впорядкованих деревах різних знімків (при спроможності спостереження).

Трудність тут полягає в приблизності підрахунку цих характеристик (тобто задача свого роду довірчих інтервалів). Наприклад, при обчисленні центру мас складових допустима помилка спів мірна з d_{etal} - середньою товщиною $\rho_c = \alpha d_{etal}$, ($\alpha \approx 1;2$), але тоді ця помилка повинна бути узгоджена, наприклад, з погрішністю при обчисленні моментів інерції відповідних складових при різних спостереженнях:

$$|I_2 - I_1| < |S_{etal}| \rho_c^2$$

де $|S_{etal}|$ - еталонна площа цієї складової.

Крім того: $K_S^1 |S^1| \approx K_S^2 |S^2|$, де $|S^1|$ - еталонна площа складової S_1 , $|S^2|$ - площа тієї ж складової при іншому спостереженні. Тому $|K_S^1 |S^1| - K_S^2 |S^2|| / S_1 < \beta$.

Для визначення достатньо повних метричних характеристик однозв'язної елементарної множини \tilde{A} з покриття потрібний набір наступних констант [51, 52]:

- $|S_A|$ - площа множини еквівалентності $A \in \tilde{A}$;
- π_A периметр A ;
- (x_c^1, y_c^1) - центр мас A ;
- якщо l_A - межа A , то $|l_A| = \pi_A$; (x_c^2, y_c^2) - центр мас межі l_A ;
- I_{zag} - загальний момент інерції \tilde{A} щодо загального центру мас (x_c, y_c) ;
- I_A^I - момент інерції A відносно (x_c^I, y_c^I) ;
- I_l^II - момент інерції межі l відносно (x_c^{II}, y_c^{II}) ;
- I_x^I - момент інерції відносно осі абсцис, що проходить через (x_c^I, y_c^I)

множини A ;

- I_x^{II} - те ж, але для межі l_A , центр в (x_c^{II}, y_c^{II}) ;
- I_{xy}^I - змішаний момент інерції множини A ;
- I_{xy}^{II} - змішаний момент інерції межі l_A .

Схема обчислення дійсних меж об'єктів допомагає переходити від покриттів до розбиття для аналізу заданих ознак областей, на підставі яких, визначається схожість області з еталоном або іншою областю.

2.4 Кластерна реляційна сегментація напівтонових зображень

Введемо таке відношення R на площині X , як відношення в просторі від X до X . Визначатимемо R як відношення еквівалентності, якщо виконуються три наступні властивості:

- рефлексивність $(x_i, x_i) \in R$;
- симетричність $(x_i, x_j) \in R \rightarrow (x_j, x_i) \in R$;
- транзитивність $(x_i, x_j) \in R$ і $(x_j, x_k) \in R \rightarrow (x_i, x_k) \in R$.

Відношення толерантності вимагає виконання властивостей симетричності і транзитивності. Задавши два відношення T_1 і T_2 , будемо розглядати R як толерантність

$$T_1 \circ T_2 = \sum_{X+Y} \vee [T_1(x, y) \wedge \chi T_2(x, y)]$$

де \vee - максимум;

\wedge - мінімум;

\circ - операція, еквівалентна множенню матриць.

Відношення толерантності може бути перетворене у відношення еквівалентності шляхом толерантних замикань відносин

$$R_1^{n-1} = R_1 \circ R_1 \circ \dots \circ R_1,$$

де n - потужність множини R_1 .

Для слабкої кластеризації можна виразити відношення R на покритті X також через значення матриці приналежності для кластеризації μ . Відповідно, R є відношенням еквівалентності при виконанні властивостей:

- рефлексивності - $\mu(x_i, x_i) = 1$;
- симетричності - $\mu(x_i, x_j) = \mu(x_j, x_i)$;
- транзитивності - якщо $\mu(x_i, x_j) = \lambda_1$, і $\mu(x_j, x_k) = \lambda_2$, тоді $\mu(x_i, x_k) = \lambda$ і $\lambda \geq \min(\lambda_1, \lambda_2)$.

Як і раніше, відношення R буде відношенням толерантності, якщо виконуються умови рефлексивності і симетричності. Визначимо відношення відстані.

Нехай X - набір даних на \mathfrak{R}^l . Функція відстаней тут буде відношення толерантності, яке можна перетворити в еквівалентність.

Відношення R може бути задане, наприклад, формулою метричної відстані Мінковського

$$R(x_i, x_k) = 1 - \delta \left(\sum_{j=1}^l |x_{ij} - x_{kj}|^q \right)^{\frac{1}{q}},$$

де δ - константа, яка забезпечує $R \in [0,1]$ і взаємообернена найбільшій відстані в X .

Розглянемо приклад нечіткої класифікації.

Нехай $X = \{(0,0), (1,1), (2,3), (3,1), (4,0)\}$ – множина точок в \mathfrak{R}^2 . Задамо $q=2$ (Евклідова відстань). Найбільша відстань дорівнює 4 (x_1, x_5), отже $\delta = 0,25$. Тоді відношення R може бути обчислене по рівнянню

$$R(x_i, x_k) = 1 - 0,25 \left(\sum_{j=1}^l |x_{ij} - x_{kj}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}.$$

Обчислена по рівнянню матриця матиме вигляд:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0,65 & 0,1 & 0,21 & 0 \\ 0,65 & 1 & 0,44 & 0,5 & 0,21 \\ 0,1 & 0,44 & 1 & 0,44 & 0,1 \\ 0,21 & 0,5 & 0,44 & 1 & 0,65 \\ 0 & 0,21 & 0,1 & 0,65 & 1 \end{bmatrix}.$$

Переходячи від толерантності до еквівалентності, отримуємо

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0,65 & 0,44 & 0,5 & 0,5 \\ 0,65 & 1 & 0,44 & 0,5 & 0,5 \\ 0,44 & 0,44 & 1 & 0,44 & 0,44 \\ 0,5 & 0,5 & 0,44 & 1 & 0,65 \\ 0,5 & 0,5 & 0,44 & 0,65 & 1 \end{bmatrix}.$$

Проводячи перетини відносин еквівалентності в точках $\lambda = 0,44$, $\lambda = 0,5$, $\lambda = 0,65$, і $\lambda = 1$, отримуємо класи:

$$R_{0,44} = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\};$$

$$R_{0,5} = \{x_1, x_2, x_4, x_5\} \cup \{x_3\};$$

$$R_{0,65} = \{x_1, x_2\} \cup \{x_3\} \cup \{x_4, x_5\};$$

$$R_1 = \{x_1\} \cup \{x_2\} \cup \{x_3\} \cup \{x_4\} \cup \{x_5\}.$$

Для кожного конкретного випадку визначається набір ознак, значення яких формують матрицю толерантності (еквівалентності) еталонного зображення (шуканого об'єкту). Аналізоване зображення кластеризується по яскравості на досить велику кількість кластерів, для кожного з яких синтезується матриця толерантності по апріорі заданих ознаках і кожна з цих матриць порівнюється з еталонною. Якщо одна або більше матриць достатньо близькі до еталонної (толерантні їй), це означає, що об'єкт знайдений; якщо ні - найближчі кластери об'єднуються і для них будуються нові матриці. Ці ітерації продовжуються до тих пір, поки не будуть знайдені матриці, толерантні еталонній, або поки не залишиться один кластер, що означатиме, що шукана область (покриття) на зображенні не знайдена.

Отже, в даному розділі, приведена формалізація просторових відносин

дозволяє враховувати всі можливі варіанти позиціонування областей і проводити ефективну обробку розбиття і покриттів. Запропонована схема обчислення дійсних меж об'єктів обумовлює перехід від покриттів до розбиття для аналізу ознак областей. Представлення складових зображення у вигляді впорядкованих дерев дозволяє аналізувати об'єднання областей, оскільки декілька областей спостережуваного покриття можуть відбиватися в одну область еталонного покриття. Вивчення матриць толерантності для реляційної кластеризації дозволяє стверджувати, що інструментарій теорії відносин на множинах може ефективно застосовуватися для автоматичного пошуку областей інтересу і інтерпретації зображень.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЛЯЦІЙНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ НАПІВТОНОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ СИСТЕМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

3.1 Імітаційне моделювання розбиттів для вивчення метричних характеристик

При імітаційному моделюванні сегментації зображень увага акцентується на пошуку і розпізнаванні областей інтересу, які можуть піддаватися різним перетворенням на площині (масштабування, паралельне перенесення, зсув, поворот і т.д.). Синтезовані методи підтвердили свою ефективність при створенні систем медичної діагностики, аналізі цитологічних зображень і розпізнавання атипичних клітин в крові людини.

Представимо метрику розбиттів на площині для еталонного зображення $P = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$ і вхідного зображення $G = \{G_1, G_2, \dots, G_l\}$ [53]

$$\Phi(P, G) = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m \text{card}\{P_k \Delta G_l\} \text{card}\{P_k \cap G_l\}. \quad (3.1)$$

Для дослідження ефективності і стійкості метрики проведено ряд експериментів.

Перша серія експериментів проводилася на тестовій вибірці з десяти штучно синтезованих зображень, що складаються з пропорційних квадратів рівномірної яскравості, «вкладених» один в одного.

Квадрати були сегментовані по яскравості і потім по схожості між зображенням «запитом» і іншими, прораховані по трьох метриках -Евклидовій відстані

$$d_M = \left(\sum_{k=1}^m |y_{ik} - y_{jk}|^2 \right)^{(1/2)},$$

метриці Хаусдорфа

$$d_H(X, Y) = \max \left\{ \max_{y \in Y} \min_{x \in X} d(x, y), \max_{x \in X} \min_{y \in Y} d(x, y) \right\}$$

і введених метриці (3.1). Зображення представлені на рисунку 3.1.

Всього використовувалося 10 зображень, кожне з яких порівнювалося зі всією вибіркою, включаючи себе, тобто проводилося 10 операцій порівняння (номери зображень на графіках результатів порівняння розташовані по осі іксів).

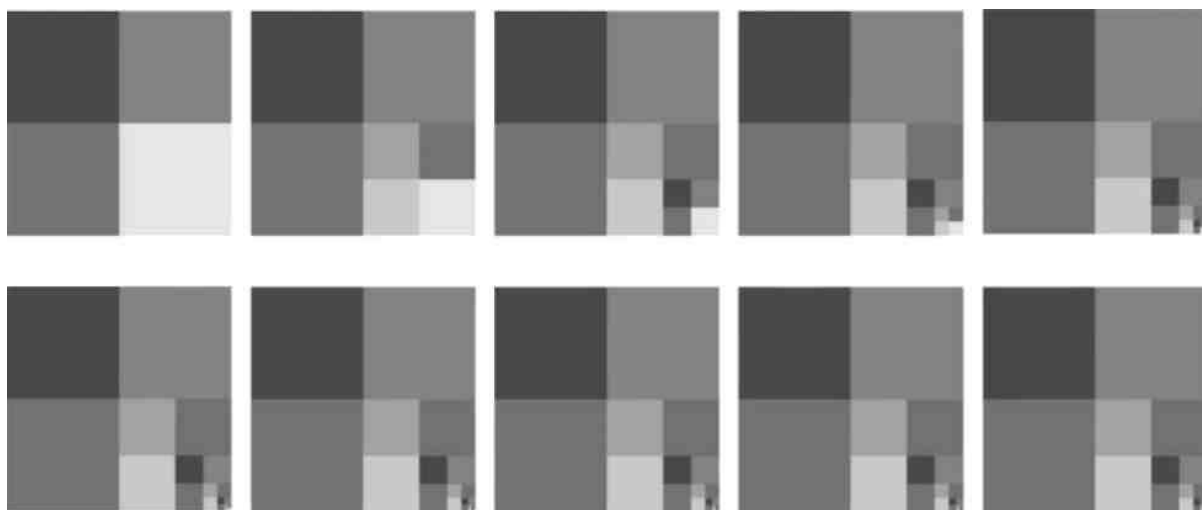


Рисунок 3.1 – Зображення, які синтезовані для проведення експерименту

Розглянемо спочатку результати, отримані новим метричним методом і Евклідовою відстанню.

На рисунку 3.2 приведені результати оцінки відстаней (схожість) між даними зображеннями, де в якості еталонів використовувалися перше і друге зображення, що складаються з чотирьох і семи квадратів відповідно. Тут і далі на графіках результатів дані по новій метриці на розбитті приведені за шкалою з масштабом 10^{10} , а для Евклідової відстані використовується масштаб 10^5 .

Як можна побачити на графіках, характери поведінки кривих, побудованих за наслідками оцінки схожості зображень обома методами дуже схожі.

Також видно, що для значень, отриманих в результаті використання нової метрики спостерігається менший розкид даних, чим у разі використання Евклідової відстані, що дозволяє стверджувати, що відносно задачі порівняння розбиття зображень введена метрика дає результати не гірші, ніж традиційно використовувана і добре себе що зарекомендувала Евклідова відстань.

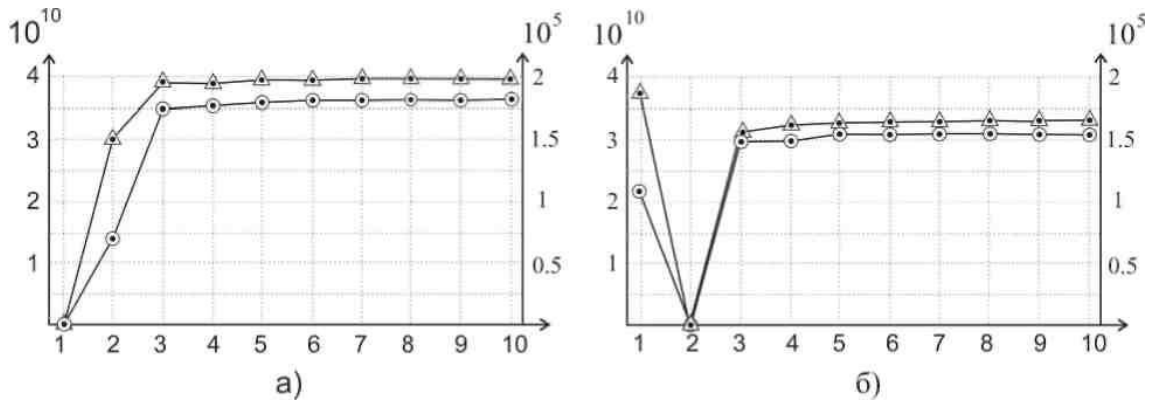


Рисунок 3.2 – Результати порівняння розбиття синтезованих зображень по Евклідовій відстані і новій метриці (а) – в якості еталона використовувалося перше зображення; б) – в якості еталона використовувалося друге зображення):

—○— - нова метрика на розбитті; —△— - Евклідова відстань.

На рисунку 3.3 приведені результати порівнянь на тій же вибірці, де в якості еталонів використовувалися третє, четверте, п'яте і шосте зображення (11, 15, 19 і 23 квадрати відповідно).

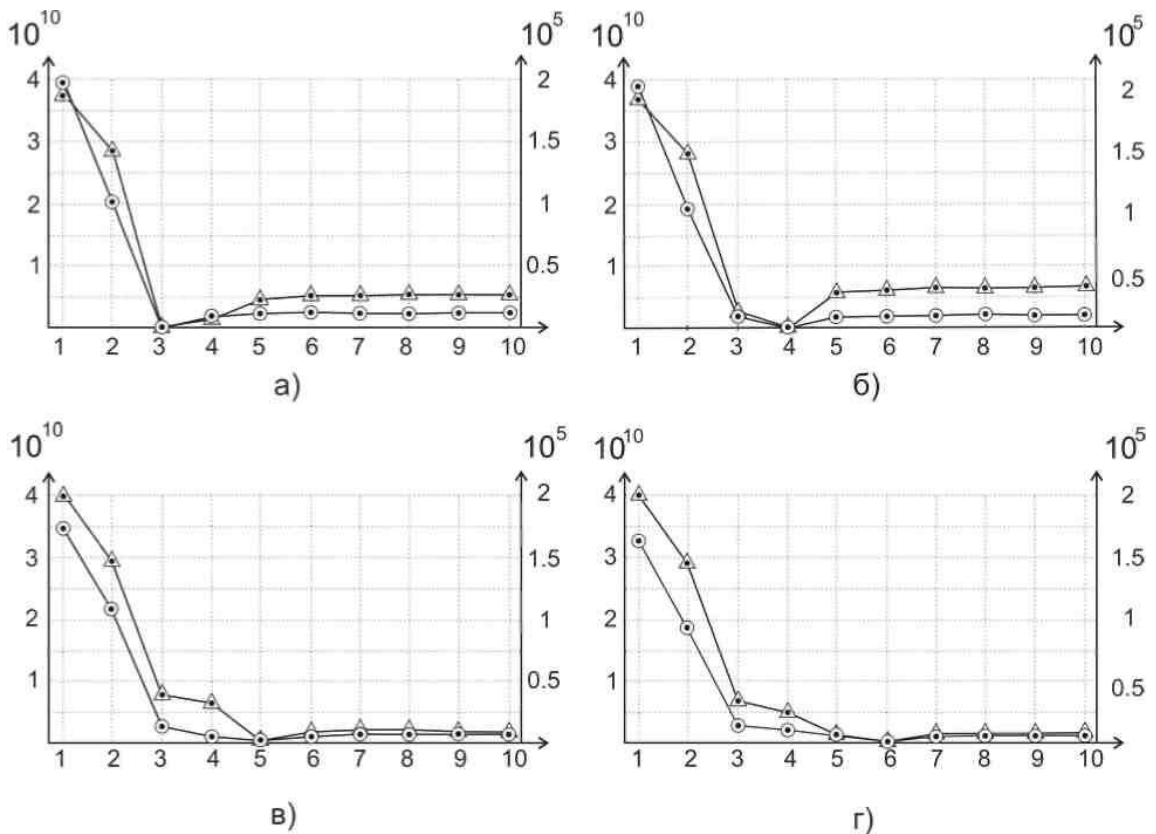


Рисунок 3.3 – Графіки порівняння розбиття синтезованих зображень по Евклідовій відстані і новому методу метричного порівняння (а) – в якості еталону використовувалося третє зображення; б) – четверте, в) - п'яте, г) – шосте):

—○— - нова метрика на розбитті; —△— - Евклідова відстань.

По характеру кривих видно, що тут спостерігається більша схожість зображень з третього по десяте.

Проаналізувавши отримані результати, можна відмітити, що характер зміни значень схожості зображень залишається схожим, проте можна виділити той факт, що нова метрика на розбитті показує велику стійкість до рівномірної зміни кількості толерантних областей на зображенні, про що свідчить більш послідовна і закономірна зміна значень схожості на графіку.

Графіки на рисунку 3.4 побудовані на підставі результатів порівняння з вибіркою сьомого, восьмого, дев'ятого і десятого зображень. Видно, що для обох методів характерні результати, що показують велику схожість для зображень з великим дробленням областей.

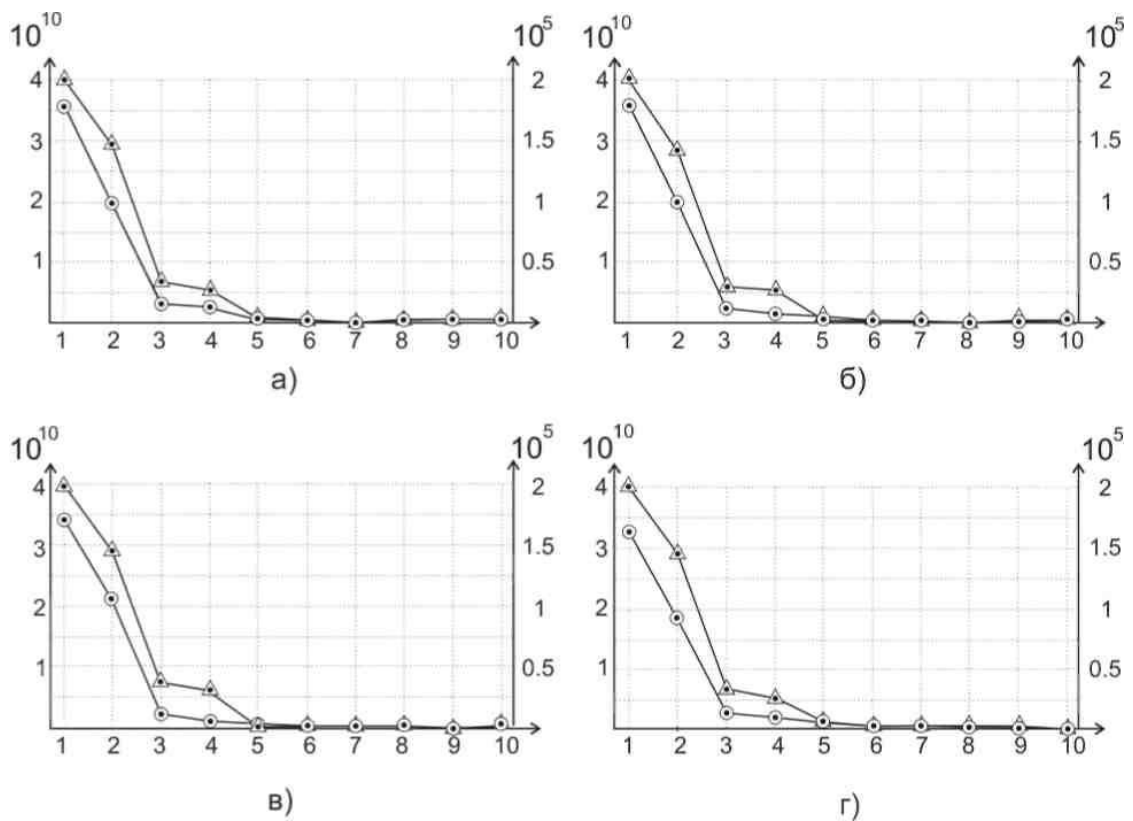


Рисунок 3.4 – Графіки порівняння розбиття синтезованих зображень по Евклідовій відстані і новому методу метричного порівняння (в якості еталонів використовувалися а) сьоме; б) - восьме, в) - дев'яте, г) - десяте зображення):

—●— - нова метрика на розбитті; —▲— - Евклідова відстань.

Серія точно таких же експериментів порівняння синтезованих зображень,

приведених на рисунку 3.1, були проведені з використанням метрики Хаусдорфа, для якої відстані розраховувалися методом міських кварталів.

На рисунку 3.5 приведені результати порівняння перших двох зображень новою метрикою і метрикою Хаусдорфа.

Як і у попередньому випадку, характер поведінки кривих має велику схожість, і нова метрика показує велику стійкість результатів.

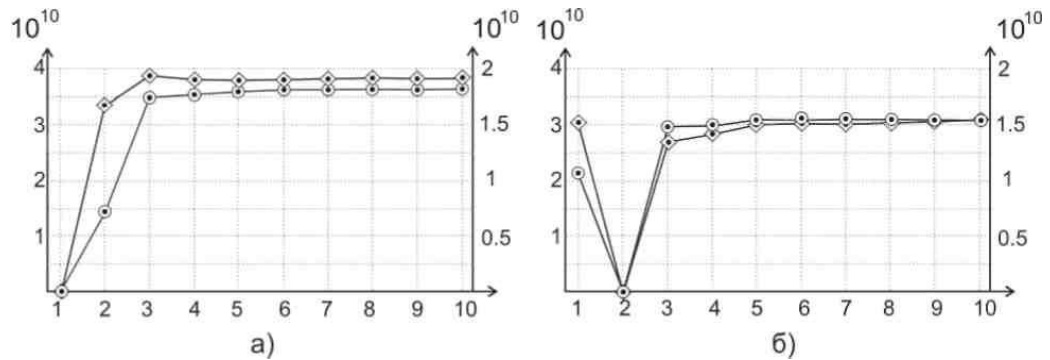


Рисунок 3.5 – Графіки порівняння розбиття синтезованих зображень по новій метриці і відстані Хаусдорфа (а) – в якості еталону використовувалося перше зображення; б) – друге зображення):

—○— - нова метрика на розбитті;

—△— - Евклід відстань.

На рисунку 3.6 видно, що для деяких зображень, результати порівняння схожості, яка була отримана при використанні відстані Хаусдорфа, в даному випадку змінювалася більш послідовно, ніж розглянуті раніше, що отримані в результаті використання Евклідової відстані.

Проте для другої частини зображень вибірки, в цілому спостерігається більший розкид значень, чим при оцінці схожості зображень як новою метрикою на розбитті, так і Евклідовою відстанню. І, як і раніше, можна відмітити, що нова метрика на розбитті кінцевих множин в більшості випадків дає кращі і логічніші результати.

Графіки результатів порівняння чотирьох зображень, що залишилися, з вибіркою, приведені на рисунку 3.7, зберігають колишню тенденцію поведінки і підтверджують, зроблені раніше висновки, що нова метрика на розбитті успішно виправдала своє призначення.

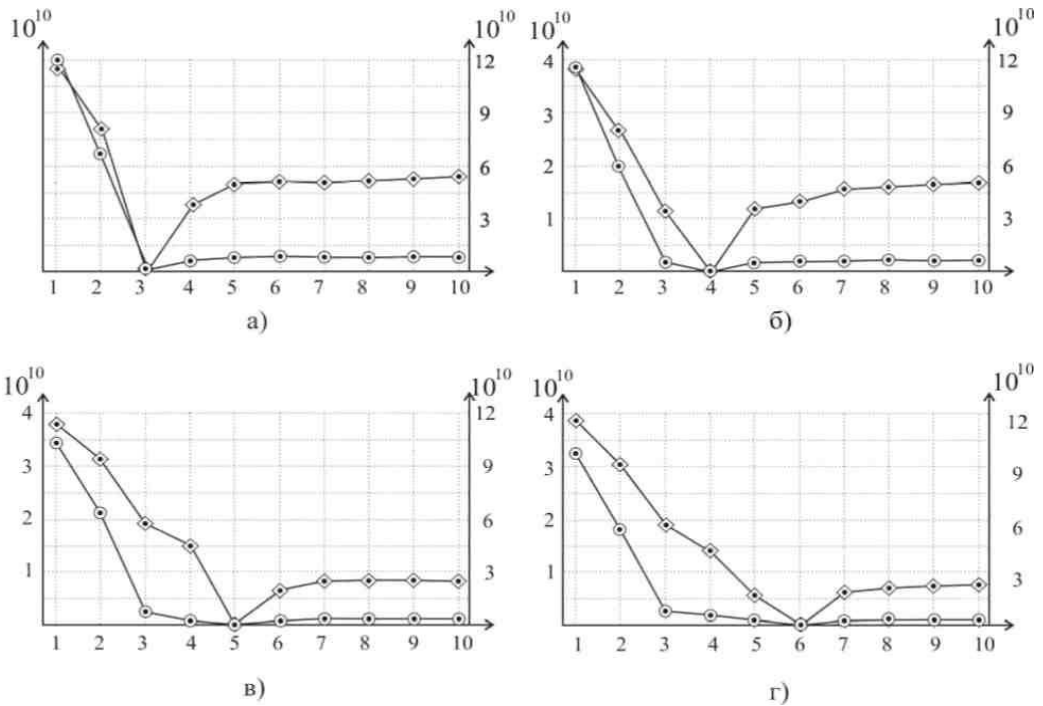


Рисунок 3.6 – Графіки результатів порівняння розбиття синтезованих зображень по відстані Хаусдорфа і новій метриці на розбитті (а) – в якості еталону використовувалося третє зображення; б) – четверте, в) - п'яте, г) – шосте зображення): $\text{---}\bigcirc\text{---}$ - нова метрика на розбитті; $\text{---}\triangle\text{---}$ - Евклід відстань.

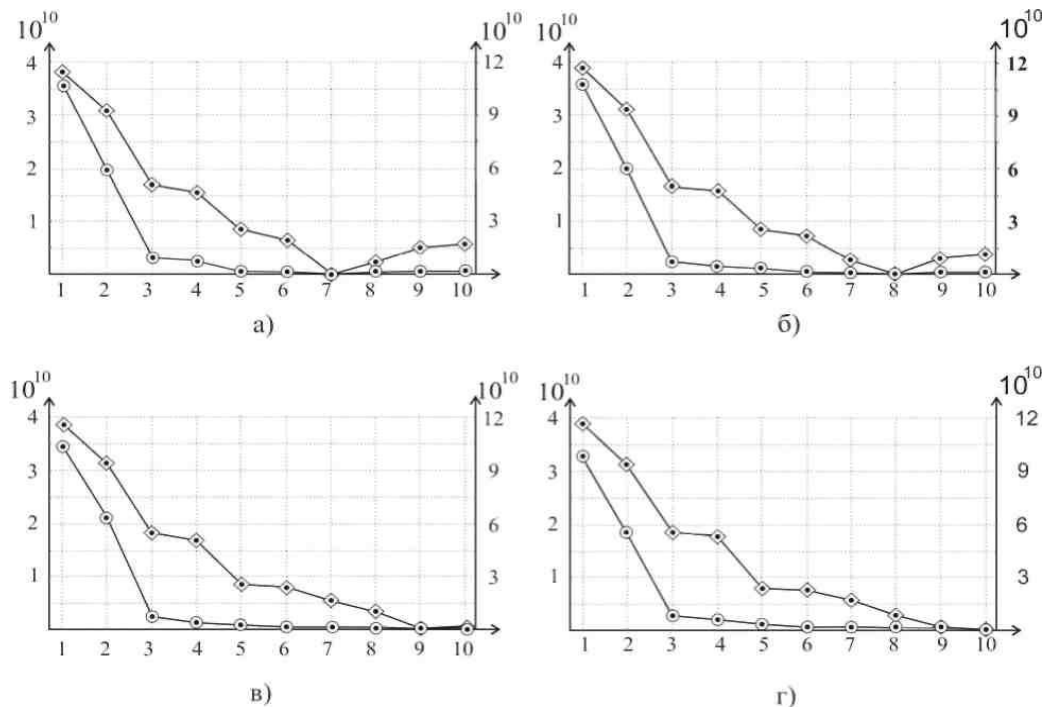


Рисунок 3.7 – Графіки порівняння розбиття синтезованих зображень по відстані Хаусдорфа і новому методу метричного порівняння (в якості еталонів використовувалися а) шсьоме; б) - восьме, в) - дев'яте, г) - десяте зображення): $\text{---}\bigcirc\text{---}$ - нова метрика на розбитті; $\text{---}\triangle\text{---}$ - Евклідова відстань

Друга серія експериментів проводилася на реальних зображеннях, приведених на рисунку 3.8.

Для отримання деякої вибірки з даних зображень один з об'єктів на кожному зображенні був кілька разів підданий однопараметричному перетворенню.



Рисунок 3.8 – Початкові цитологічні зображення

Двовимірні перетворення на площині тут ми інтерпретуватимемо як рухи точок по відношенню до фіксованого базису.

У моделюванні використовувалися однопараметричні перетворення: паралельне перенесення, поворот і масштабування.

На першому зображенні виконано паралельне перенесення

$$B_0(x, y) = B(x + \alpha, y + \beta),$$

при якому клітина переміщалася всередині однієї області (зображення 3-5), перетинала сусідні (зображення 1-2 і 6-9), при чому на восьмому і дев'ятому кадри об'єкт мав перетин з двома сусідніми областями, а також на десятому зображенні - був цілком поміщений в іншу область (рисунок 3.9).

Еталоном для порівняння вибраний четвертий кадр, на якому клітина знаходиться всередині однієї області і не торкається ніякої іншої області.

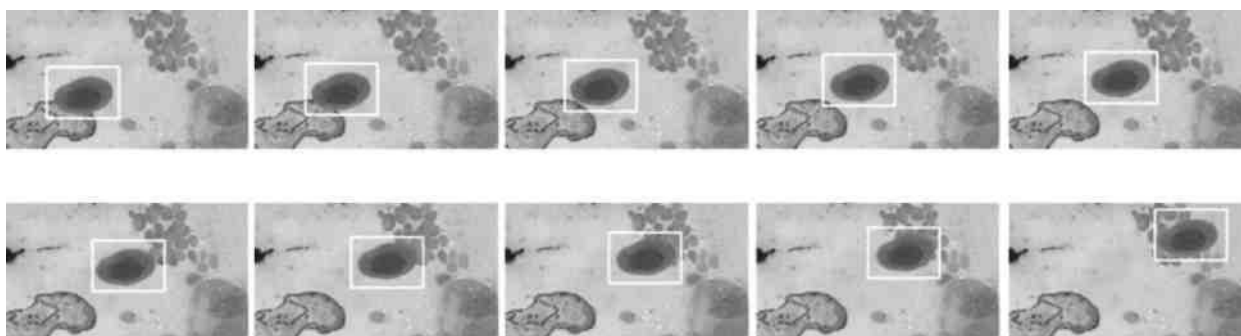


Рисунок 3.9 – Зсув об'єкту у полі зору відеодатчика

Як і в попередніх експериментах було проведено порівняння з використанням 3-х метрик - Евклідовою відстанню, відстанню Хаусдорфа і новою метрикою, представленою в дипломній роботі.

Результати представлені на рисунку 3.10. Можна відзначити, що метрика Хаусдорфа показує велику відмінність, коли область перетинає сусідні. Новий метод менш інших чутливий до часткового або повного поміщення об'єкту в інші області.

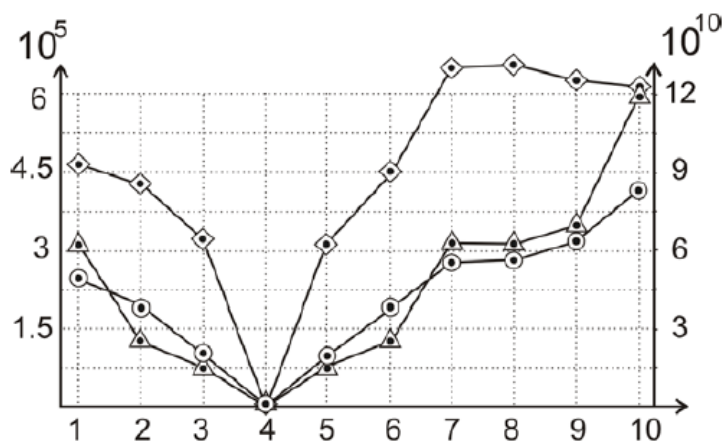


Рисунок 3.10 – Результати оцінки схожості зображень, представлених на рисунку 3.9, після застосування перенесення: \circ - нова метрика на розбитті; \triangle - Евклідова відстань; \diamond - відстань Хаусдорфа

До другого зображення застосували поворот

$$B_0(x, y) = B(x \cos \psi + y \sin \psi, -x \sin \psi + y \cos \psi),$$

внаслідок чого було також отримано 10 кадрів, приведених на рисунку 3.11, на дев'ятому і десятому з яких, об'єкт має перетин з однією з сусідніх областей.

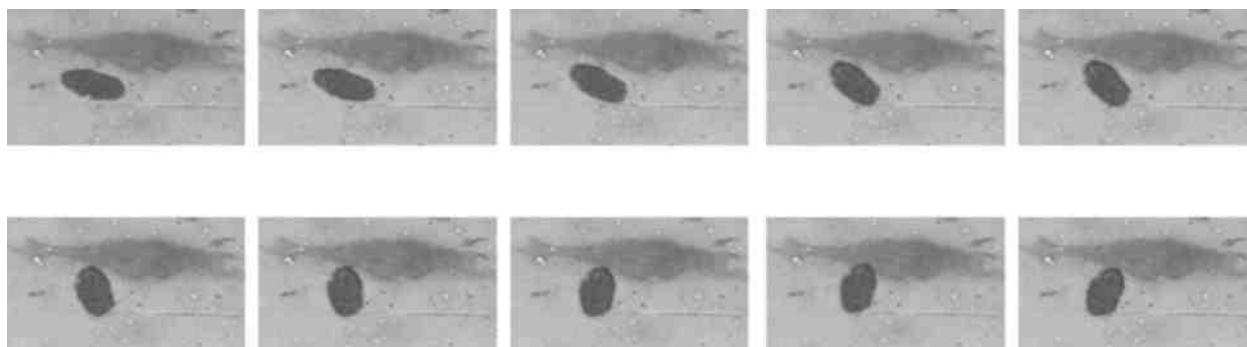


Рисунок 3.11 – Поворот об'єкту на зображенні

Перший кадр був вибраний в якості еталонного, і в результаті порівняння схожості оригінального зображення з синтезованими побудовані графіки на рисунку 3.12.

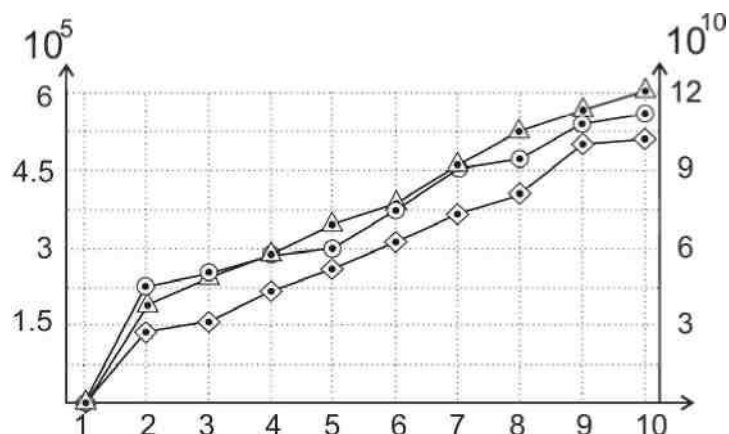


Рисунок 3.12 – Результати оцінки схожості зображень, представлених на рисунку 3.11, після застосування повороту: \circ - нова метрика на розбитті; \triangle - Евклідова відстань; \diamond - відстань Хаусдорфа.

З графіка видно, для всіх використаних метрик відстань між схожістю зображень послідовно збільшується.

Відстань Хаусдорфа тут дала найменші значення, а також найменший розкид значень і найбільш послідовну зміну кривої, проте характер всіх трьох кривих дуже схожий, а нова метрика в більшості випадків приймає трохи менші значення, ніж отримана в результаті обчислень схожість по Евклідовій відстані.

При третьому експерименті до об'єкту було застосовано масштабування

$$B_0 = (x, y) = B(\gamma x, \gamma y).$$

і отримана вибірка з десяти зображень, яка представлена на рисунку 3.13.

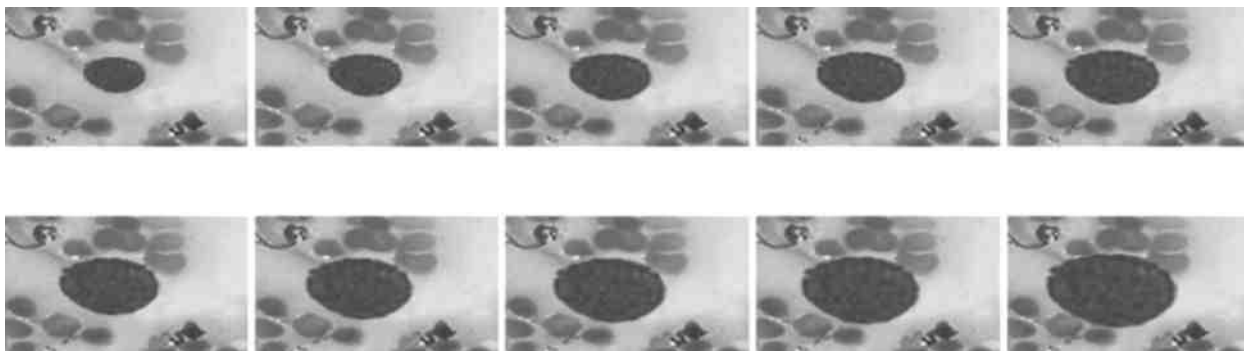


Рисунок 3.13 – Масштабування об'єкту на зображенні

Як і у попередньому випадку зображення сегментувалися на області, і порівнювалися з оригінальним зображенням трьома метричними методами: Евклідовою відстанню, відстанню Хаусдорфа і методом, представленим в роботі. Результати порівняння представлені на графіку (рисунок 3.14).

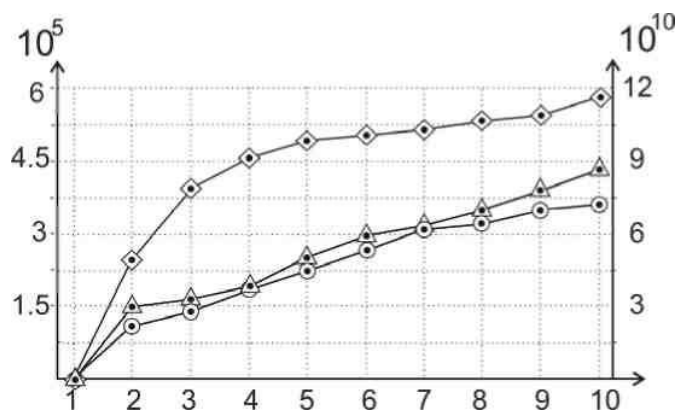


Рисунок 3.14 – Результати оцінки схожості зображень представлених на рисунку 3.13, після зміни масштабу об’єкту: \circ - нова метрика на розбитті; \triangle - Евклідова відстань; \diamond - відстань Хаусдорфа.

Як видно на рисунку, новий метод метричного порівняння є найстійкішим і до цього виду трансформацій.

Це обумовлено тим, що на відміну від інших методів, дана метрика працює на розбитті, тобто порівнює множину областей одного зображення з множиною областей іншого.

3.2 Експериментальні дослідження реляційної кластерної сегментації

Останнім часом різко зросла кількість злоякісних пухлин різної локалізації, а також значно збільшилася кількість низькодиференційованих злоякісних пухлин, що вимагають негайного втручання і правильного патогенетичного лікування, яке залежить від правильної своєчасної діагностики.

Одним з перших, разом з клінічним обстеженням хворого, повинен бути застосований цитологічний метод дослідження матеріалу з підозрілих на пухлинний процес ділянок.

При дослідженні біопсії з різних органів морфологові доводиться мати справу з різновидами різних видів тканин одночасно, часто як змінених

патологічним процесом, так і нормальних.

У зв'язку з цим повинна бути відома характеристика і патологічних і нормальних клітин, їх похідні, різні утворення. Для аналізу морфолог повинен проглянути достатньо велику кількість знімків, що містять сотні різних клітин, оцінюючи зразкове співвідношення різних клітин по кількості і морфологію самих клітин.

Цитологічна діагностика пухлинних процесів ґрунтується на виділенні критеріїв злоякісності на клітинному і структурному рівнях з врахуванням функціональних властивостей тканин, що з'явилися основою неопластичного процесу.

Об'єкт дослідження можна представити у вигляді множини що складається з об'єднання попарно непересічних підмножин структурно-функціональних елементів, як

$$M \subset \bigcup_{i=1}^n a_i,$$

де M - об'єкт дослідження;

a_i - його структурні складові.

Кожен елемент a_i описується набором властивостей згідно

$$P = f(m, s, c, h, o, n, k),$$

де m - його форма;

s - кривизна поверхні;

z - величина;

h - розмірний розподіл;

o - кількість;

n - тип розташування в просторі;

k - всі інші властивості.

Проблему форми морфологічних об'єктів в патолого-анатомічних

досліджень можна сформулювати у вигляді двох задач: визначення форми і визначення ступеня зміни форми, ступені відмінностей в індивідуальній формі деяких об'єктів. Трудність вирішення задач другого типу пов'язана з необхідністю вибору сукупності характерних розмірів, які ніяк не можна стандартизувати зважаючи на форму об'єкту, що змінюється.

Слід враховувати, що форма об'єкту топологічно інваріантна до перетворень і дуже часто структури із зовні різною формою можуть бути віднесені до одного класу структур. Проте, як би не змінювалася форма цих об'єктів, вони зберігають свою приналежність до певного вигляду. Закономірні зміни форми, що відбуваються, можуть бути класифіковані і ідентифіковані.

Для кількісної оцінки розміру і форми мікрооб'єктів використовуватимуться наступні ознаки:

P_1 - периметр фігури $P(X)$;

P_2 - площа фігури $A(X)$;

P_3 - координати центру тяжкості (центру мас), які визначаються шляхом усереднювання координат кожної точки фігури X як

$$\bar{x}(X) = \frac{\sum_{i,j:(x_i y_j) \in X} x_i}{A(X)}, \bar{y}(Y) = \frac{\sum_{i,j:(x_i y_j) \in X} y_i}{A(X)}$$

P_4 - максимальний діаметр Ферета, який визначається по координатах контура фігури як максимальна ортогональна проекція фігури на лінію

$$F(X) \sup \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} : \forall (x_i y_i), (x_j, y_j) \in X ;$$

P_5 - зоряність фігури (частина фігури, видима з центру тяжіння O) - $star X$;

P_6 - опукла оболонка фігури $conv X$;

P_7 - описане і вписане кола (еліпси) (або квадрати рисунок 3.16.а);

$P_8 = R(\alpha)$ - відстань від центру тяжкості O фігури до межі в заданому напрямі α ;

P_9 - довжина довгої і P_{10} короткої осей еліпса (рисунок 43.15 б) з площею $A(X)$ і периметром $P(X) - a(X)$ і $b(X)$ відповідно

$$a(X) = \alpha(X) + \sqrt{(\alpha(X))^2 - A(X)/\pi},$$

$$b(X) = A(X)/(\pi a(X))$$

де $\alpha(X) = 1/3(\sqrt{A(X)/\pi} + P(X)/\pi)$;

P_{11} - довжина і P_{12} - ширина сегментів кіл - $FL(X)$ і $FW(X)$ відповідно (рисунок 4.15 в).

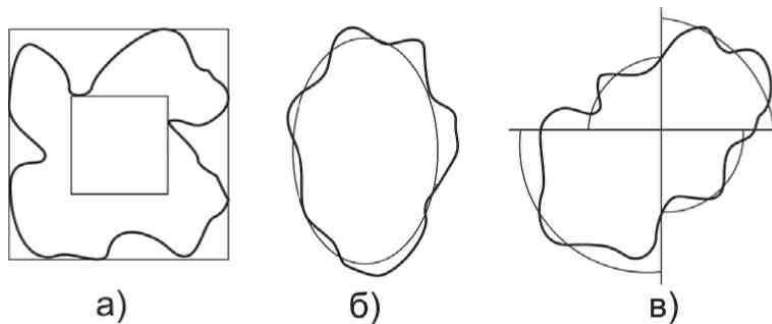


Рисунок 3.15 – Спосіб оцінки форми мікрооб’єктів по вписаній і описаній фігурах (а), наближеній фігурі (б) і при наближенні сегментами (в)

Надійніші результати виходять у разі вибору периметра, площі поверхні або об’єму, які за змістом стабільніші, завжди можуть бути ідентифіковані і правильно зміряні при будь-яких змінах форми об’єкту. Результати оцінки показника чинника форми, що отримуються на основі різних характерних розмірів, зводяться до одних значень.

$$P_{13} = \frac{r}{R} = \frac{2\pi r}{2\pi R} = \sqrt{\frac{\pi r^2}{\pi R^2}},$$

де r - радіус вписаного в об’єкт круга;

R - радіус вписаного навколо об’єкту круга.

Орієнтація фігури визначається по моментах осей x і y

$$M_x(X) = \sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} x_i - \frac{\left(\sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} x_i \right)^2}{A(X)},$$

$$M_y(X) = \sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} y_i - \frac{\left(\sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} y_i \right)^2}{A(X)}.$$

$$P_{14} = M_{xy}(X) = \sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} x_i y_i - \left(\sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} x_i \sum_{i,j: \langle i, y_j \rangle \in X} y_i \right) / A(X).$$

P_{15} - кут мінімального моменту $\Theta(X)$

$$\Theta(X) = \tan^{-1} \left(\frac{M_{xx}(X) - M_{yy}(X) + \sqrt{(M_{xx}(X) - M_{yy}(X))^2 + 4(M_{xy}(X))^2}}{2M_{xy}(X)} \right).$$

P_{16} - сферичність фігури визначається співвідношенням площа-периметр

$$S_r = 4\pi A(X) / (P(X))^2,$$

що характеризує відхилення фігури X від круга. Коефіцієнт вимірюється від 0 до 1.

P_{17} - відносини кутів Фішера

$$\sum_i \alpha_i(X) / 360 \text{ і } \sum_j \beta_j(X) / \sum_k \gamma_k(X)$$

де $\alpha_i(X)$ - кути, які стягують незакруглені частини контура фігури;

$\beta_j(X)$ - кути, що стягують частини опуклої оболонки контура фігури X ;

$\gamma_i(X)$ - кути, що стягують частини прямих фрагментів контура фігури X .

Якщо мікрооб'єкт має круглу форму, то коефіцієнт сферичності рівний 1.

Закругленість контурів мікрооб'єкту визначається за шкалою окатаності. На рисунку 3.16 приведені приклади стандартів оцінки форми структурних складових об'єкту вивчення.

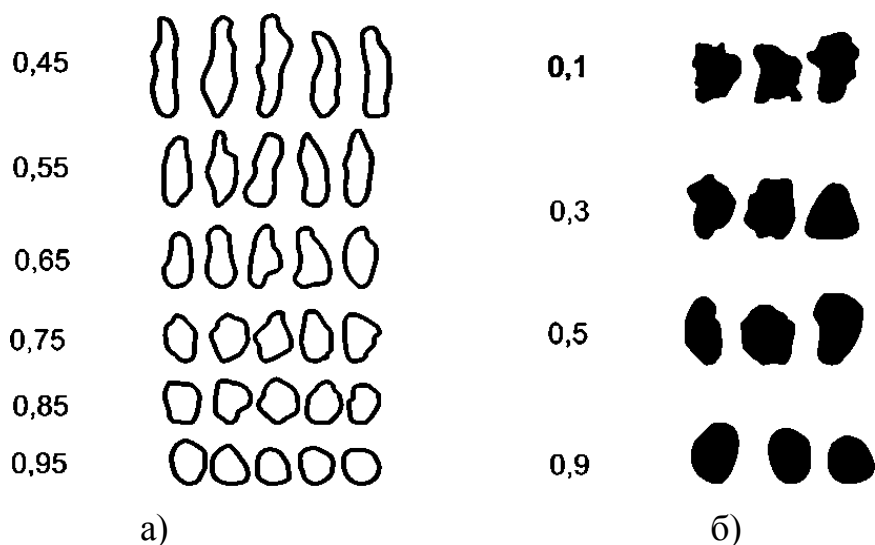


Рисунок 3.16 – Результати якісної оцінки форми структурних складових об'єкту вивчення: а – оцінка сферичності; б – оцінка окатаності кулястих мікрооб'єктів

Імітаційне моделювання проведене на вибірці цитологічних знімків. В результаті в більшості випадків вийшло виділити шукані клітини, скупчення лімфоцитів, кристали холестерину (рисунку 3.17).

Предметом інтересу в даному випадку є клітина. Якщо форма і контури клітини не мають сильних відхилень від норми, проводиться додатковий аналіз кількості і яскравості наявних ядер, можливих включень і ядрено-цитоплазменне співвідношення.

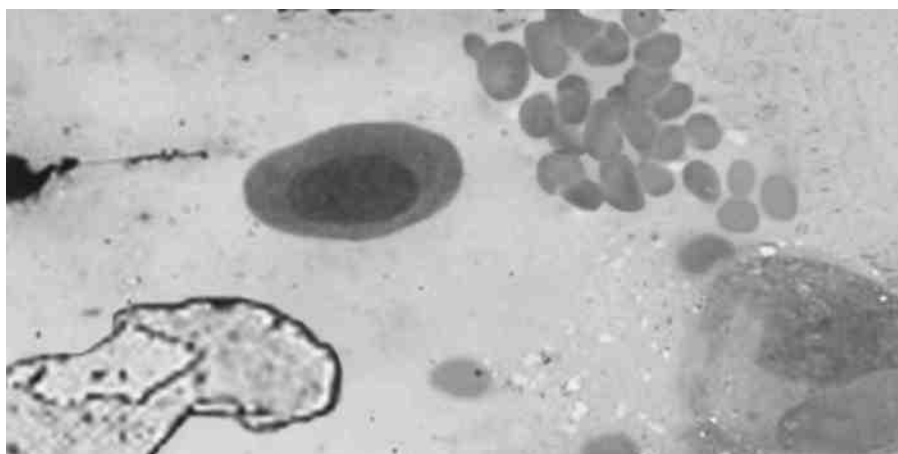


Рисунок 3.17 – Вхідне цитологічне зображення

Первинна сегментація включала кластеризацію по яскравості і видалення шуму.

В результаті сегментації було отримано 5 кластерів (областей), по ознаках яких об'єкти були віднесені до різних класів.

Перш за все, на зображенні областю інтересу була клітина. Порівняння із зразком проводилося по наступному набору ознак: $P_1 = \{P_1, P_2, P_5, P_7, P_9, P_{10}, P_{14}, P_{16}\}$. В результаті був знайдений кластер, представлений на рисунку 3.18.



Рисунок 3.18 – Виділена на зображенні клітина

Також, в окремий кластер по яскравості і ознаках $P_2 = \{P_1, P_2, P_5, P_6, P_{11}, P_{12}, P_{17}\}$ виділився ще один об'єкт - кристал холестерину (рисунок 3.19).

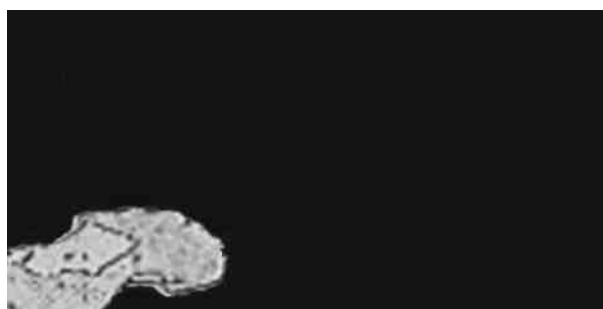


Рисунок 3.19 – Виділений на зображенні кристал холестерину

Після кластеризації по яскравості до третього кластера увійшло декілька об'єктів (рисунок 3.20, а)).

По характерній кольоровості і ознаках $P_3 = \{P_1, P_2, P_7, P_{16}\}$ у окремий кластер виділилися лімфоцити (рисунок 3.20, б)), область справа внизу з великою ймовірністю, також є клітиною (рисунок 3.20 в)), а область, що залишилася (рисунок 3.20 г)) має відносно маленьку площу і форму, що немає близької до

шаблонів, тому, швидше за все, може бути виключена з розгляду.

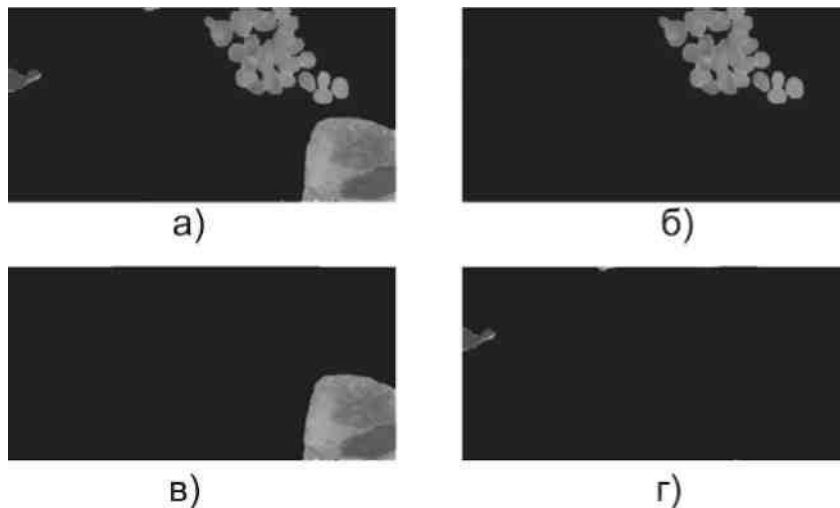


Рисунок 3.20 – Дроблення кластера: а) первинний кластер;
б) – скупчення лімфоцитів; в) – клітина;
г) – невизначена область

У два останні кластери виділилися досить близькі по яскравості області з великою площею, що мають більше одного замкнутого контуру і дуже неправильну форму, що дозволяє віднести їх до фону (рисунок 3.21).



Рисунок 3.21 – Кластери фону

Експериментальні дослідження показали, що введена метрика добре узгоджується за наслідками порівняння з традиційними формами зіставлення зображень.

Більш того, в задачах, коли форма об'єктів відіграє принципову роль, результати більшою мірою відповідають точності порівняння.

3.3 Впровадження результатів досліджень

Пропоновані методи та алгоритми можуть успішно застосовуватися в областях науки і техніки, пов'язаних з обробкою візуальної інформації для контекстної інтерпретації інформації. Зокрема, можна відзначити наступні області застосування:

- медичні комплекси, пов'язані з обробкою зображень;
- системи обробки графічної інформації.

У медичних системах пропоновані методи сегментації і метричної оцінки зображень можуть використовуватися для знаходження областей інтересу. В першу чергу, це обумовлено тим, що метод дозволяє не тільки знаходити однорідні області, але і синтезувати шукані об'єкти на основі заданих відносин між областями. У других, на підставі різного ступеня відхилення значень ознак об'єктів від норми, можна робити попередні висновки атипічності об'єктів.

Додаткова стійкість досягається за рахунок використання метрики на розбитті. Зокрема, використання результатів дипломної роботи в розробці програмно-алгоритмічного комплексу обробки відеокadrів забезпечило достатньо стійке визначення шуканих об'єктів у полі зору відеодатчика і створило тверді передумови для контекстної інтерпретації зображень.

Приведемо приклад деяких результатів сегментації різних медичних зображень.

На рисунку 3.22 показаний результат сегментації цитологічного зображення.

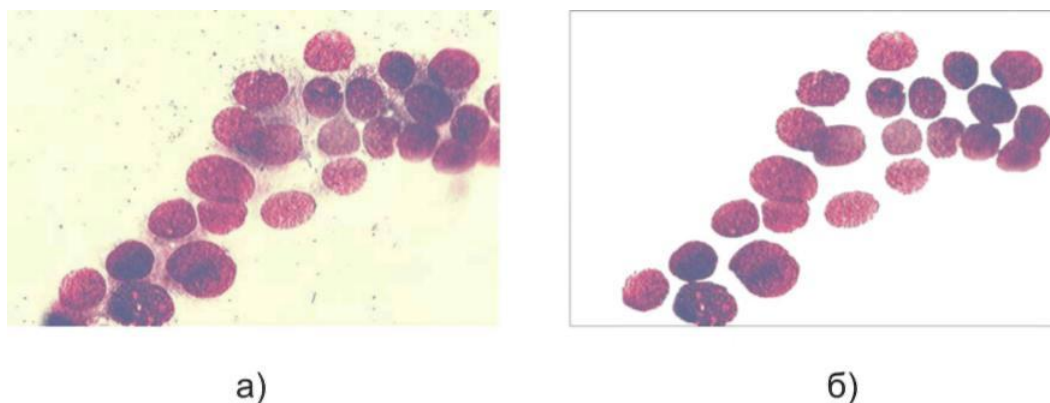


Рисунок 3.22 – Приклад сегментації зображень: а) – початкове зображення
б) – результат сегментації

На представленому прикладі видно, що реляційна сегментація добре розрізняє клітини – округлі, характерні забарвлені області певного розміру.

У разі, коли клітини мають великий перетин – накладаються одна на одну, вони можуть бути невиразні, проте в крайніх випадках це може бути важко і для експерта.

Велике значення може мати розмір об'єкту, оскільки значне відхилення розміру об'єкту від норми може бути першою ознакою атипічності об'єкту.

Так, наприклад, якщо розмір ядра сильно збільшений, то з великою ймовірністю можна визначити дисплазію клітин.

На рисунку 3.23 представлено зображення, охарактеризоване фахівцем як дисплазія третього ступеня.

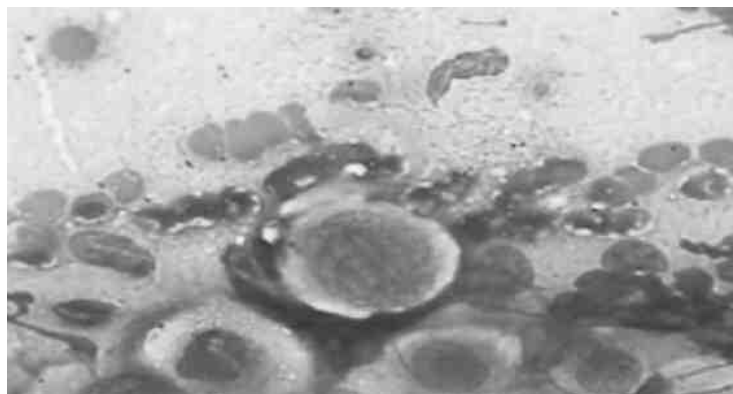


Рисунок 3.23 – Зображення клітин з дисплазією третього ступеня

При сегментації даного зображення виділилися лімфоцити – окремі і скупчення (рисунок 3.24 а), і деяка область з яскравим забарвленням, властивим ядрам клітини, і нестандартною, місцями округлою формою (рисунок 3.24 б).



Рисунок 3.24 – Виділені області: а) – лімфоцити; б) – область, що представляє інтерес експерта

Це може свідчити або про скупчення клітин, або про багатоядерну клітину. У будь-якому випадку така область – сигнал до того, що знімки повинен перевірити експерт.

Виділені на зображенні клітини мають стандартну форму і яскравість (рисунок 3.25. а)), проте, збільшений розмір ядер вказує на дисплазію.

При аналізі відносин областей «ядра» і областей «цитоплазми» (рисунок 3.25. б)), виявляється, що співвідношення ядра і цитоплазми відрізняється від допустимого, що підтверджує припущення про дисплазію, і дає інформацію фахівцеві про те, що у хворого з даними аналізами дуже висока ймовірність наявності пухлини.

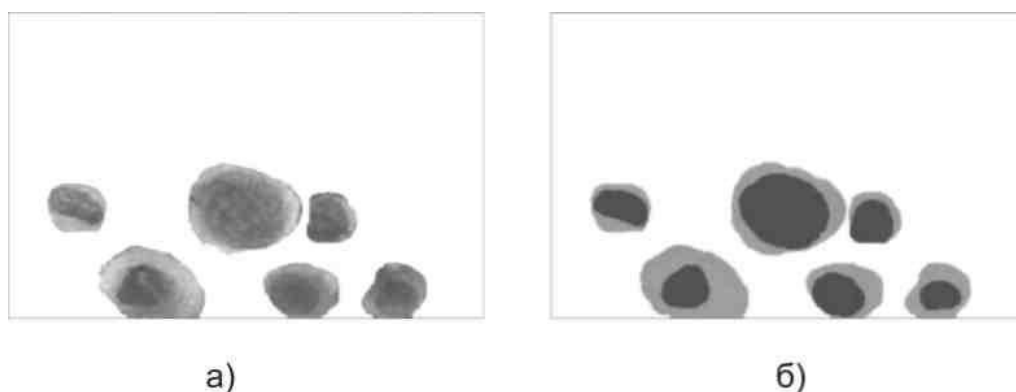


Рисунок 3.25 – Аналіз відносин частин виділених клітин:
а) – виділені клітини; б) – відношення ядер і цитоплазми

На рисунку 3.26, а), представлений цитологічний знімок клітини типу Пірогова-лангханса, яка взята з аналізів крові людини, хворого туберкульозом.

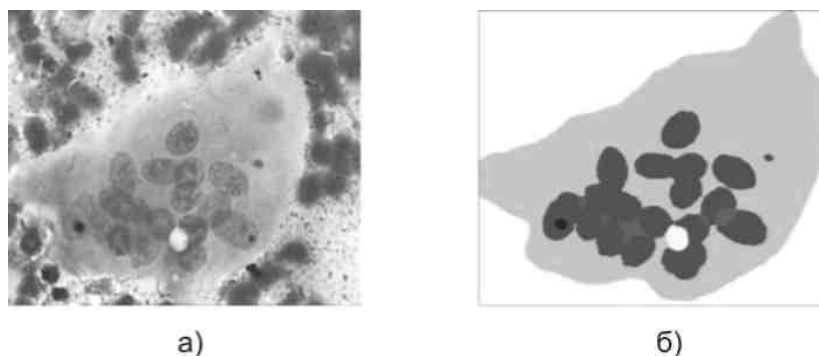


Рисунок 3.26 – Гігантська багатоядерна клітина:
а) – цитологічне зображення, б) – сегментована клітка

Як видно на рисунку 3.26, б), при сегментації була виділена дуже великих розмірів клітина, яка містить велику кількість дрібних ядер, включаючи дуже світле ядро.

Такі гігантські багатоядерні клітки типу чужорідних тіл зустрічаються серед запальних елементів: нейтрофільних гранулоцитів, окремих плазмоцитів, лімфоїдних клітин.

На рисунку 3.27 приведено 54 зображення, використані в імітаційному моделюванні для отримання розбиття, яке приведене на рисунку 3.28.

Для порівняння методу реляційної кластерної сегментації з іншими поширеними методами, була проведена оцінка результатів порівняння сегментованих вручну експертом зображень з бази даних Corel, з сегментаціями цих же зображень різними відомими методами автоматичного продукування розбиття поля зору, включаючи розроблений в дипломній роботі метод реляційної кластеризації.

При порівнянні враховувалися дві властивості сегментації – повнота, для визначення якої визначається ймовірність виділення всіх пікселів, що належать об'єкту, і точність - ймовірність того, що виділені пікселі належать еталонному об'єкту, тобто, що об'єкт виділений правильно. Це стандартні властивості, по яких проводиться оцінювання сегментацій.

Яскравісно-текстурний алгоритм поєднує локальну яскравість і градієнт текстури для виділення меж. Градієнт яскравості обчислюється як x -квадрат відмінності в розподілі яскравості (освітленості), а градієнт текстури визначається відмінністю розподілу текстонів (відгуків стандартних фільтрів).

Алгоритм матриць другого моменту використовує для сегментації аналіз власного спектру просторово усереднених матриць другого моменту. Градієнт визначається парою фільтрів Гаусова перетворення.

У алгоритмі нарощування областей групуються сусідні елементи з однаковими або близькими рівнями яскравості, які потім об'єднуються в однорідні області, якщо значення яскравості обох областей підпадають під одну планарну або біквдратну функцію.

Результати порівняння представлені на рисунку 3.29.

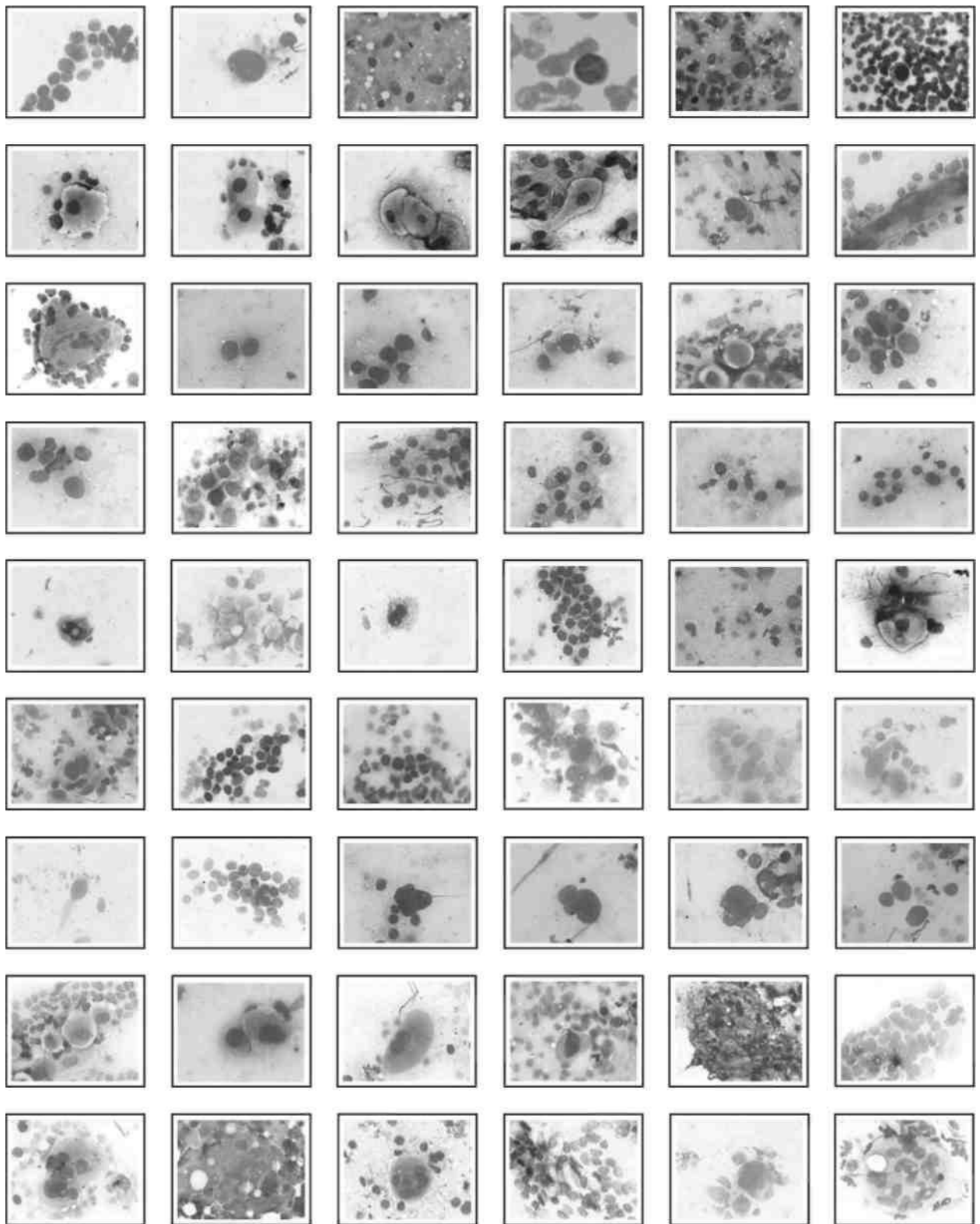


Рисунок 3.27 – Прикладів цитологічних зображень, які використовувалися при експериментальних дослідженнях

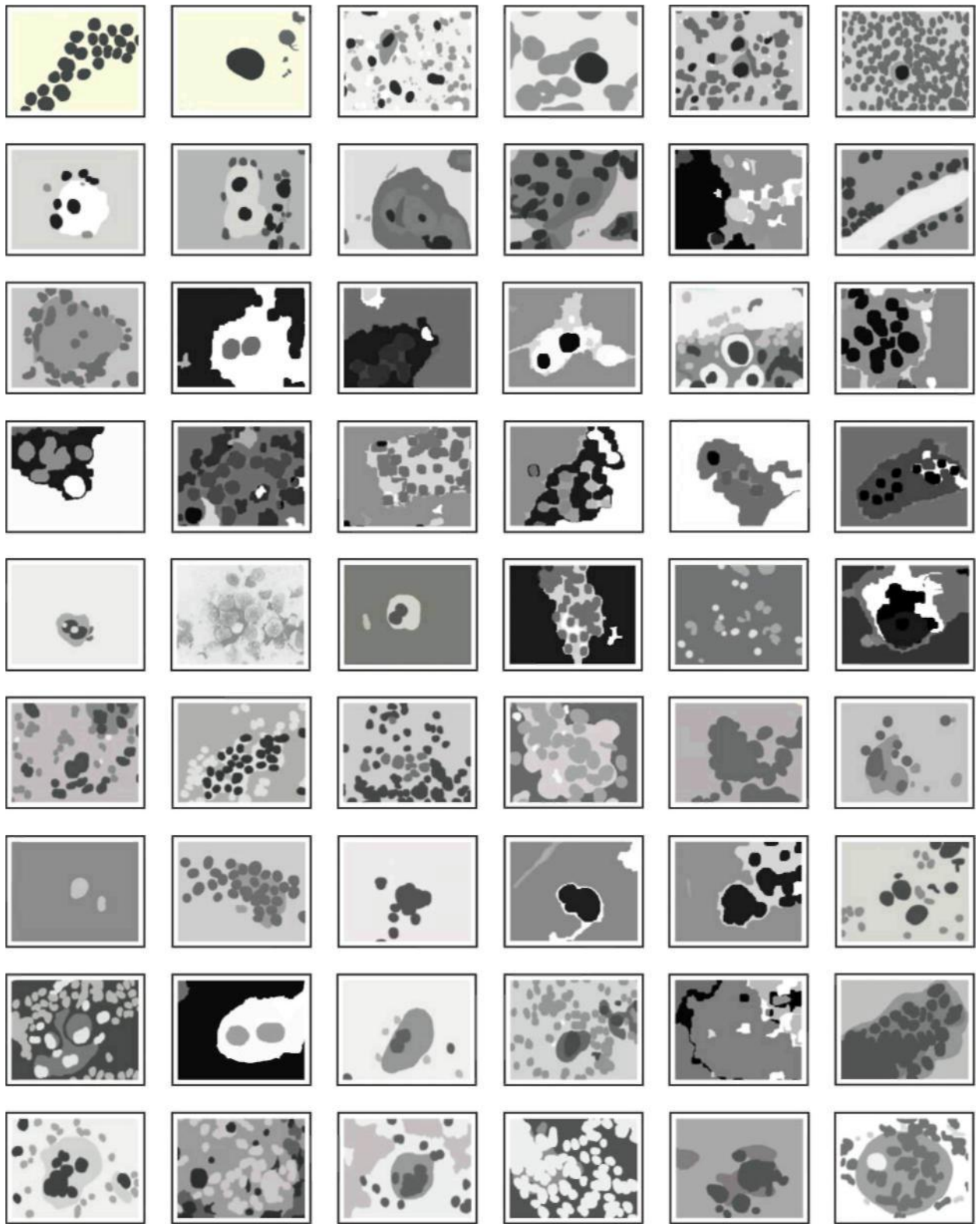


Рисунок 3.28 – Результати сегментації зображень, представлених на рисунку

3.27

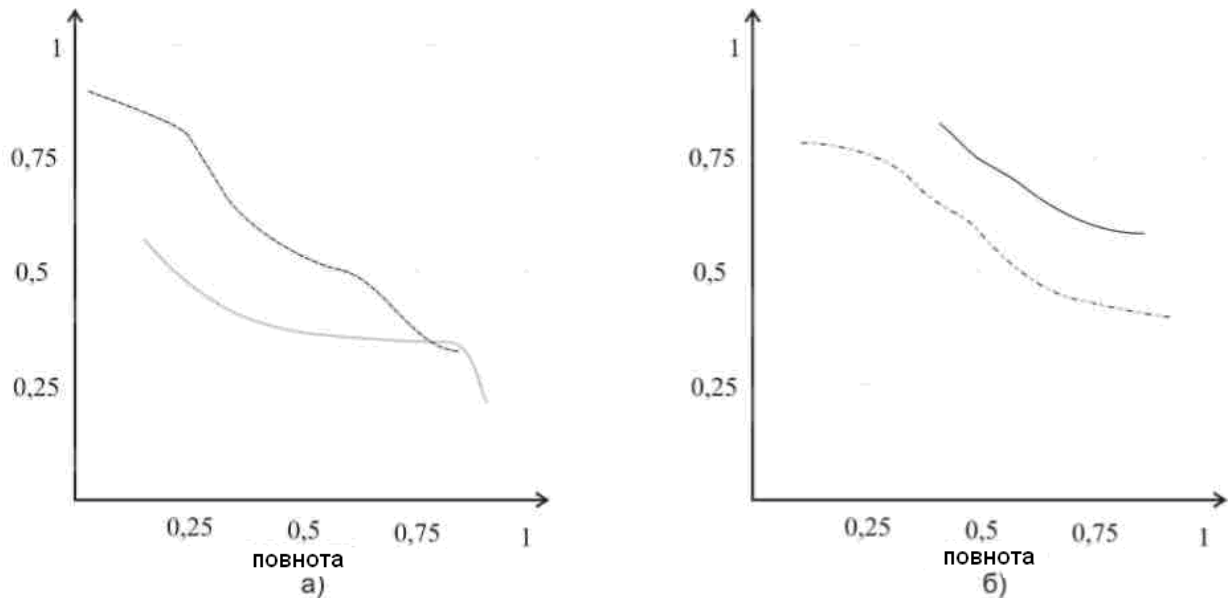


Рисунок 3.29 – Результати порівняння методів сегментації:

- - яскравісно-текстурний градієнт;
- - алгоритм других моментів;
- · - · - · - алгоритм нарощування областей;
- - реляційна кластерна сегментація.

Приведені результати дозволяють стверджувати, що метод реляційної кластерної сегментації дає непогані результати і дозволяє якісно поліпшити сегментацію зображень по обох параметрах.

Однією з перспективних областей застосування пропонованих методів є задачі контекстного пошуку в базах відеоданих. Зображення можуть зберігатися в сегментованому вигляді з різною деталізацією сегментації, і при запиті зіставлятися з сегментованим зображенням запиту. Вужче, методи можуть ефективно застосовуватися, наприклад, при обробці зображень фотографій поверхні землі для зіставлення зображень, отриманих в різні моменти часу, а також для порівняння фотографічних знімків з графічними картами, за рахунок толерантного порівняння заданих ознак.

Особливо враховуючи, що галузева інтеграція інтелектуальних ресурсів, розширення використання локальних і глобальних телекомунікаційних систем підкреслюють необхідність підвищення ефективності математичної, інформаційної, технологічної бази реєстрації, накопичення, передачі, обробки і тематичної інтерпретації зображень. Виникнення серйозних труднощів

принципового характеру при обробці синтезованих зображень об'єктивно пов'язане з неповнотою або надмірністю інформації, її неадекватністю і неймовірністю в умовах вимог і можливостей збільшення об'ємів даних і скорочення часу їх аналізу або синтезу знань. Задачі такого типу дозволяють вирішувати запропоновані методи.

У медичних системах, крім розглянутого застосування в цитології, реляційну сегментацію і метрику можна використовувати при обробці рентгенівських знімків і досліджень, пов'язаних з обробкою різних зображень для діагностування захворювань і обліку зміни стану пацієнта, особливо враховуючи те, що процес отримання таких знімків допускає різного роду спотворення.

Слід підкреслити, що залежно від набору ознак і їх достовірності синтезується цілий ряд розбиття. Якнайкраще розбиття (з погляду інтерпретації) шукається шляхом аналізу деякої множини переваг. У цьому плані безперечний інтерес представляє вивчення відносин часткового порядку на елементах розбиття, що у результаті забезпечує автоматизацію вибору. Перспективним напрямом розвитку такого підходу до інтелектуальної сегментації, є синтез мінімальної, вичерпної і раціональної множини вирішальних правил.

Отже, запропонований метод реляційної сегментації може бути впроваджений в різні сфери, оскільки створює хороші передумови для автоматичної і інтерактивної обробки різної візуальної інформації.

ВИСНОВКИ

При проведенні досліджень по темі дипломної роботи отримані наступні основні результати:

1. Для підвищення ефективності розпізнавання відеоданих необхідно синтезувати нові, нетрадиційні методи сегментації зображень. В цьому плані певну перспективу має використання теорії відносин множин для опису контексту зображень.

2. Оцінку результатів сегментації доцільно проводити методом метричної подібності на довільних кінцевих розбиттях.

3. Проведене реляційне моделювання алгоритмів аналізу сегментації напівтонових зображень.

4. Наведена формалізація просторових відносин дозволяє враховувати всі можливі варіанти позиціонування областей і проводити ефективну обробку розбиття і покриттів.

5. Подання складових зображення у вигляді упорядкованості дерев дозволяє аналізувати об'єднання областей, так як кілька областей спостережуваного покриття можуть відображатися в одну область еталонного покриття.

6. Вивчення матриць толерантності для реляційної кластеризації дозволяє стверджувати, що інструментарій теорії відносин на множинах може ефективно застосовуватися для автоматичного пошуку областей інтересу та інтерпретації зображень.

7. Вдосконалено метод сегментації напівтонових зображень.

8. Проведений аналіз експериментів показав, що метрика має ряд переваг в порівнянні з традиційними, зокрема з Евклідовою відстанню і відстанню Хаусдорфа, так як є більш стійкою до деяких шумів, а також до трансформацій об'єкта.

9. Використання подання зображення у вигляді покриттів дозволяє визначити геометричні характеристики об'єктів (зокрема біологічних) з необхідною точністю, а також визначати ступінь можливого відхилення від норми.

10. Аналіз експериментальних досліджень показує, що застосування розробленого методу та алгоритмів сегментації забезпечує вирішення цілого класу задач обробки зображень та їх контекстної інтерпретації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Вінцюк Т. К. Образний комп'ютер: концепції, методологія, підходи // Праці П'ятої Всеукраїнської Міжнародної конференції «Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів». (УкрОбраз'00). – Київ:– 2000. – С. 9–16.
2. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен: Пер. с англ. - М.: Мир. – 1976. – 512 с.
3. Хавалко В. М. Проблема вибору множини елементарних об'єктів для ефективного синтезу складних зображень // Вісник Державного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – № 392. – 2000. – С.131–136.
4. Вапник В. Н., Червоненкіс А. Я. Теория распознавания образов. – М.: Наука. – 1974. – 415 с.
5. Обобщенный спектрально-аналитический метод обработки информационных массивов: Задачи анализа изображений и распознавания образов / под ред. Дедус Ф.Ф., и др. - М.: Машиностроение. – 1999. – 356 с.
6. Іванюк В. Г., Лау Г., Лобур М. В. Розробка завадостійких алгоритмів оцінки компонентів кольорових зображень // Вісник НУ “Львівська політехніка” „Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика”. – № 487. – 2005. – С. 22–30.
7. Прэтт У. К. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир. – 1982. – 792 с.
8. Ismaili I. A., Gillies D. F. Color images segmentation using regression analysis in RGB space // Machine Graphics and Vision. – Vol. 3, No.1/2. – 1994 . – P. 373–384.
9. Рудаков П. И., Сафронов И. В. Обработка сигналов и изображений MATLAB 5.x / под общ. ред. к. т. н. В. Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ. – 2000. – 416 с.
10. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 8, No. 6. – 1986. – P. 679–698.

11. Антошук С., Крилов В., Бабилунга О. Ієрархічна модель контурної сегментації зображень // Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів. УкрОбраз. – Київ. – 2006. – С. 107–110.
12. Куценко Л. М., Ромін А. В. Сегментація контура напівтонового зображення // Проблемы пожарной безопасности. Харьков: Фолио. – Выпуск 9. – 2000. – С. 111–114.
13. Минченков М. В., Юрин Д. В., Хельвас А. В. Алгоритм автоматической сегментации изображений на основе релеевского детектора границ двумерных объектов. //В сб. Труды конференции. 12-я Международная Конференция по Компьютерной Графике и Машинному Зрению ГрафиКон'2002. Нижний Новгород. – 2002. – С. 243–250.
14. Ковтун И. Текстульная сегментация изображений на основании марковских случайных полей // УСиМ. – 2003. – № 4. – С. 46–55.
15. Shi J., Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 22, No. 8. – 2000. – P. 888–905.
16. Pavan M., Pelillo M. A New Graph-Theoretic Approach to Clustering and Segmentation // Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press. – Vol. 1. – 2003. – P. 145–152.
17. Ахметшина Л. Г., Егоров А. А. Сегментация изображений на основе обобщения метода многомерной нечеткой кластеризации // Науковий Вісник НГУ. – Дніпропетровськ. – 2004. – № 11. – С. 34–37.
18. Машталир В. П. Точечно-множественные методы в задачах обработки информации. – Харьков: Бизнес Информ. – 2001. – 199 с.
19. Stella X. Yu., Shi J. Segmentation given partial grouping constraints // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 26, No 2. – 2004. – P. 173-183.
20. Алешин С. В. Распознавание динамических образов: В 2 ч. – М.: Изд-во МГУ. – 1996. – Ч.1. – 97 с.
21. Duda R. O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern Classification. – Wiley. – 1999. – 735 p.

22. Kaufman L., Rosseeuw P.J. Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. – Wiley-Interscience. – 1990. – 368 p.
23. Kothari R., Pitts D. On Finding the Number of Clusters // Pattern Recognition Letters. – Vol. 20. – 1999. – P. 405–416.
24. Chavent M. A Monothetic Clustering Method // Pattern Recognition Letters. – Vol. 19. – 1998. – P. 989–996.
25. Fred A., Leitao J. A Comparative Study of String Dissimilarity Measures in Structural Clustering // Proc. of International Conference Advances in Pattern Recognition / S.Singh (ed.). – 1998. – P.385–394.
26. Jain A., Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters // Pattern Recognition. – Vol. 24, No. 12. – 1991. – P. 1167–1186.
27. Mice L., Oncina J., Carrasco R. C. A fast branch & bound nearest neighbour classifier in metric spaces // Pattern Recognition Letters. – Vol. 17, No 7. – 1996. – P. 731–739.
28. Krznicaric D, Levkopoulos C. Fast algorithms for complete linkage clustering // Discrete & Computational Geometry. – Vol. 19, No. 1. – 1998. – P. 131–145.
29. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображения. Перевод с английского. –М.: Техносфера. – 2005. – 1070с.
30. Ward J. H. Hierarchical grouping to optimize an objective function // Journal of American Statistic Association. – Vol. 58. – 1963. – P. 236–244.
31. Fischer B., Zoller T., Buhmann J. Path Based Pairwise Data Clustering with Application to Texture Segmentation // Proc. of Third Int. Workshop Energy Minimization Methods in Computer Vision Pattern Recognition / M.Figueiredo, J.Zerubia, A.K.Jain (Eds.). – 2001. – P. 235–266.
32. Zhang Y. J. A survey on evaluation methods for image segmentation // Pattern Recognition. – Vol. 29, No. 8. – 1996. – P. 1335–1346.
33. Drakopoulos V., Nikolaou N. P. Efficient Computation of the Hutchinson Metric Between Digitized Images // IEEE Transactions on Image Processing. – Vol. 13, No. 12. – 2004. – P. 1581-1588.

34. Liu J., Yang Y. Multi-resolution color Image segmentation // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 16, No. 7. – 1994. – P. 689–700.
35. Cardoso J. S., Corte-Real L. Toward a generic evaluation of image segmentation // IEEE Transactions on Image Processing. – Vol. 14, No. 10. – 2005. – P. 1773–1782.
36. Бузовский О. В., Болдак А. А., Мохамед Хашим Р. Компьютерная обработка изображений. – К.: Корнійчук. – 2001. – 180 с.
37. Huo Z. M., Giger M. L. Evaluation of a computer segmentation method based on performances of an automated classification method // Proc. of SPIE. – Vol. 3981. – 2000. – P. 16–21.
38. Goumeidane A. B., Khamadje M., Belaroussi B., Benoit-Cattin H., Odet C. New discrepancy measures for segmentation evaluation // IEEE International Conference in Image Processing, Barcelona, Spain.– Vol. 2. – 2003. – P. 411-414.
39. Cheng W., Xu D., Jiang Y., Lang C. Information theoretic metrics in shot boundary detection // Lecture Notes in Computer Science. - Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.– Vol. 3683. – 2005. – P. 388–394.
40. Абусев Р. А. Групповая классификация. Решающие правила и их характеристики. – Пермь: Изд-во ПГУ. – 1992. – 218 с.
41. Кендэл М. Ранговые корреляции: Пер. с англ. – М.: Статистика. – 1975. – 214 с.
42. Gokcay E., Principe J. C. Information Theoretic Clustering // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 24, No. 2. – 2002. – P. 158–171.
43. Carson C., Thomas M., Belongie S., Hellerstein J., Malik J. Blobworld: A system for region-based image indexing and retrieval // Proc. of the International Conference of Visual Information Systems. Springer. – 1999. – P. 509–516.
44. Li J., Wang J.Z., Wiederhold G. IRM: Integrated region matching for image retrieval // Proc. of ACM Multimedia Intl. Conf. – 2000. – P. 147–156.

45. Stehling, R.O., Nascimento, M.A., Falcão, A.X. An adaptive and efficient clustering-based approach for content based retrieval in image databases // Proc. of IDEAS Intl. Symposium. – 2001. – P. 356–365.

46. Chang K.L., Xiong X., Liu F., Purnomo R. Content-Based Image Retrieval using Regional Representation // Lecture Notes in Computer Science / Klette R. et al (Eds.). Multi-Image Analysis. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 2032. – 2001. – P. 238-250.

47. Rubner Y., Tomasi C., Guibas L. J. The Earth Mover's Distance as a metric for image retrieval // International Journal of Computer Vision. –Vol. 40, No 2. – 2000. – P. 99-121.

48. Stehling, R.O., Nascimento, M.A., Falcão, A.X. MiCRoM: A metric distance to compare segmented images // Lecture Notes in Computer Science / S. Chang, Z.Chen, S. Lee (Eds.). Visual 2002. - Berlin-Heidelberg, Springer Verlag. – Vol. 2314. – 2002. – P. 12-23.

49. Егорова Е.А., Машталир В.П. Пространственный контекст в задачах сегментации изображений // Материалы Международной научно–технической конференции «Искусственный интеллект. Интеллектуальные и многопроцессорные системы». – Т. 2. Таганрог. Изд-во ТРТУ. – 2004. – С. 256 – 258.

50. Егорова Е.А., Шерстюк Н.М. Сегментация изображений с учетом позиционирования областей // Материалы 9–го Международного молодежного форума «Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке». ХНУРЭ. – 2005. – С. 414.

51. Егорова Е.А. Анализ методов сегментации изображений // Восточно-европейский журнал передовых технологий. № 4. – 2006. – С. 67- 71.

52. Егорова Е.А., Чупиков А.Н., Щербинин К.А. Интеллектуальная обработка результатов сегментации синтезированных изображений // Прикладная радиоэлектроника. Т.5, № 3. – 2006. – С. 408-411.

53. Kinoshenko D., Mashtalir V., Vinarsky V., Yegorova E. Hierarchical partitions for content image retrieval from large-scale database // Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition. Perner. P., Imlya A. (Eds.). Lecture Notes in Artificial Intelligence, Springer–Verlag. – Vol. 3587. – 2005. – P. 445–455.

54.Методичні рекомендації до виконання дипломної роботи з освітньо-кваліфікаційного рівня “Магістр”. Спеціальність „Комп’ютерні системи та мережі” / О.М. Березький, Р.Б. Трембач, Н.М. Васильків, Г.М. Мельник / Під ред. О.М. Березького – Тернопіль: ТНЕУ, 2012.– 42 с.

Додаток А
Довідка про використання