Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)
Кафедра Інформатики
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ОБРОБЛЕННЯ ДИНАМІЧНИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІНФм-20-1

Обаполенко В. Р.
(прізвище, ініціали)

Спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник доцент Кобилін О. А.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____ Кобилін О.А.
(підпис) (прізвище, ініціали)

2021 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра Інформатики
(повна назва)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
«____»_____2021 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Обаполенко Віталій Романович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження та реалізація методу оброблення динамічних медичних зображень

затверджена наказом по університету від «_22_»жовтня 2021 року №1574СТ.

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 22 листопада 2021 р.

3. Вихідні дані до роботи математичні моделі перетворювання зображень, перелік використовуваних програмних засобів: теоретичні відомості про методи оброблення динамічних медичних зображень.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі
1. Огляд методів обробки динамічних медичних зображень.
2. Розробка програмного комплексу

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Актуальність дослідження, об'єкт та мета дослідження, постановка задачі, етапи розроблення, висновки, апробація результатів роботи

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Консультант з дотримання діючих стандартів та норм	Доцент Бєлова Н.В.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	22.10.2021	**виконано**
2	Аналіз завдання, підбір літератури	22.10.21-04.10.21	**виконано**
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	01.10.21-10.10.21	**виконано**
4	Аналіз технічних засобів	10.10.21-27.10.21	**виконано**
5	Розробка методу	27.10.21-10.10.21	**виконано**
6	Програмна реалізація	10.10.21-20.10.21	**виконано**
7	Оформлення пояснювальної записки	20.10.21-10.11.21	**виконано**
8	Перевірка на плагіат	25.11.2021	**виконано**
9	Рецензування	28.11.2021	**виконано**
10	Підготовка презентації та доповіді	28.11.2021	**виконано**
11	Занесення роботи в електронний архів	03.12.2021	**виконано**
12	Попередній захист кваліфікаційної роботи	03.12.2021	**виконано**

Дата видачі завдання 22 жовтня 2021 р.

Студент ________
(підпис)

Керівник роботи _____ доцент Кобилін О. А.____
(підпис (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 71 с., 2 табл., 10 рис., 2 дод., 34 джерело.

СЕГМЕНТАЦІЯ ПОЛЯ ПОТОКУ, АЛГОРИТМИ АНАЛІЗУ, ПОСТОБРОБЛЕННЯ, АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦІЇ, ІНТЕГРАЛЬНЕ ПЕРЕТВОРЕННЯ.

Об’єктом дослідження є система автоматизованої динамічної сегментації послідовностей медичних зображень.

Метою даної роботи є розробка методів та системи автоматизованої динамічної обробки зображень у завданнях медичної діагностики. У цьому представляється актуальною розробка автоматизованих методів сегментації з урахуванням динамічних методів, яка б ефективно вирішувала завдання тих видів медичної діагностики, у яких рух найбільш актуальний.

Проведено дослідження завдань медичної діагностики, пов’язаних з обробкою динамічних зображень, показано ефективність застосування динамічних методів обробки зображень. Розроблено метод автоматичної сегментації динамічних медичних зображень, підтверджено його обчислювальну ефективність. медичних динамічних зображень, що включає динамічну сегментацію та подальшу обробку поля оптичного потоку. Вибрано систему оцінки ефективності методів обробки зображень для дослідження на модельних даних. Розроблено систему моделювання динамічних сцен за відомими параметрами для дослідження методу обробки.

FLOW FIELD SEGMENTATION, ANALYSIS OF ANALYSIS, POST-TREATMENT, SEGMENTATION ALGORITHM, INTEGRAL TRANSFORMATION.

The object of the researchis a system of automated dynamic segmentation of medical image sequences.

The purpose of this work is to develop methods and systems of automated dynamic image processing in medical diagnostics. It seems important to develop automated methods of segmentation, taking into account dynamic methods, which would effectively solve the problem of those types of medical diagnostics in which movement is most relevant.The research of the tasks of medical diagnostics connected with processing of dynamic images is carried out, efficiency of application of dynamic methods of image processing is shown. The system of estimation of efficiency of methods of processing of images for research on model data is chosen. A system of modeling dynamic scenes according to known parameters for the study of the processing method has been developed.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів 7
Вступ 8
1 Аналіз методів оброблення динамічних медичних зображень 10
1.1 Використання динамічних зображень у медичній діагностиці 11
1.1.1 Особливості обробки динамічних медичних зображень 14
1.1.2 Методи функціональної діагностики 15
1.2 Методи визначення руху 22
1.2.1 Основні позначення 23
1.2.2 Локальні методи обчислення оптичного потоку 25
1.2.3 Глобальні методи обчислення оптичного потоку 28
1.2.4 Додаткові модифікації 29
1.3 Постановка задачі дослідження 31
2 Огляд методів обробки динамічних медичних зображень 33
2.1 Алгоритми обчислення оптичного потоку 33
2.2 Сегментація поля потоку 37
2.2.1 Розробка методики сегментації 38
2.2.2 Алгоритми аналізу 40
2.3 Автоматичний алгоритм сегментації 46
2.4 Визначення інформації попередніх сесій 48
2.4.1 Первинне виділення кластерів 49
2.4.2 Визначення характеристик 51
2.4.3 Етап підготовки до остаточної сегментації 52
2.4.4 Этап постобробки 52
3 Реалізація методу обробки динамічних медичних зображень 55
3.1 Розробка програмного комплексу 56
3.2 Динамічні параметри об’єктів 58

3.3 Розрахунок оптичного потоку.....60
3.3.2 Інтерфейс користувача 61
3.3.3 Розрахунок характеристик 64
Висновки 67
Перелік джерел посилання 68
Додаток А.....72
Додаток Б.....74

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ЕОМ – електронна обчислювальна машина

КТ – комп’ютерна томографія

ОС – операційна система

ПЗ – програмне забезпечення

ВСТУП

За останнє десятиліття розвиток нових технологій та цифрової техніки призвело до появи великої кількості нових методів візуалізації та візуалізації. Для якісної діагностики, у лікаря-діагноста з’явилися нові можливості цілеспрямовано впливати на візуалізації медичного зображення для якісної діагностики. Залежно від виду обстеження, лікарю, залежно від виду обстеження, необхідно самостійно визначати алгоритм обробки зображень, для цього йому необхідно надати інструментарій, що дозволяє проводити таку обробку в короткі терміни. Потужність графічних засобів візуалізації та сучасних процесорів персональних комп’ютерів здатна забезпечити практично будь-які запити щодо обробки медичних зображень.

Метою даної роботи є розробка методів та системи автоматизованої динамічної обробки зображень у завданнях медичної діагностики. Динамічні методи обробки зображень отримали великий розвиток на теперішній час, що пов’язано зі значним підвищенням середньої потужності обчислювальної техніки, що дозволяє ефективно обробляти великі потоки даних. У цьому представляється актуальною розробка автоматизованих методів сегментації з урахуванням динамічних методів, яка б ефективно вирішувала завдання тих видів медичної діагностики, у яких рух найбільш актуальний.

Існуючі методи діагностики не повною мірою використовують можливості обробки зображень, у той час як обчислювальні потужності дозволяють застосовувати динамічні методи сегментації, що сприяло б підвищенню ефективності роботи діагносту та зниженню ризику помилки, пов’язаної з кваліфікацією лікаря.

Основне завдання системи автоматизованої динамічної обробки зображень – допомогти медикам впоратися з великим обсягом даних, забезпечивши їм надійну підтримку для діагностування та лікування. Справді, ручна обробка тривимірних зображень вимагає великих зусиль і часто загрожує помилками. Більш того,

інтерпретація тривимірного медичного зображення вимагає від лікарів перебудови способу мислення і може призводити до великих різночитань.

Хоча алгоритми обробки зображень можуть забезпечити отримання точних кількісних показників або можуть вирішувати деякі завдання, які нездійсненні при ручній обробці, проблеми надійності та відповідальності залишаються головними перешкодами на шляху широкомасштабного використання цих алгоритмів.

Деякі алгоритми аналізу медичних зображень вимагають великих обчислювальних потужностей. Тому деякі алгоритми, про які відомо, що вони дають кращі результати, не можуть використовуватися на практиці через брак обчислювальної потужності. Якщо ж обчислювальних ресурсів вистачає, часто можна прискорити ці алгоритми за рахунок паралелізму.

Швидкий розвиток комп’ютерних технологій активно сприяє впровадженню нових методів у медичній діагностиці. Один з найважливіших результатів такого розвитку – можливість представляти процеси за допомогою динамічних зображень та отримувати важливі результати, аналізуючи одержувані зображень.

Актуальність дослідження полягає у розробці автоматизованих методів сегментації на основі динамічних методів, яка могла б ефективно вирішувати завдання тих видів медичної діагностики, у яких рух є найбільш актуальним.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОБРОБЛЕННЯ ДИНАМІЧНИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Розвиток нових технологій та цифрової техніки за останнє десятиліття призвело до появи великої кількості нових методів діагностики та візуалізації. У лікаря-діагноста з’явилися нові можливості цілеспрямовано впливати на візуалізації медичного зображення для якісної діагностики. Лікарю, залежно від виду обстеження, необхідно самостійно визначати алгоритм обробки зображень, для цього йому необхідно надати інструментарій, що дозволяє проводити таку обробку в стислий термін. Потужність сучасних процесорів персональних комп’ютерів та графічних засобів візуалізації здатна забезпечити практично будь-які запити щодо обробки медичних зображень [1]. Особливість алгоритмів обробки медичних зображень полягає в тому, що деякі з них повинні виконуватися в інтерактивному режимі:

– вирішення проблеми надійності: щоб гарантувати, що користувач повністю контролює результати виконання алгоритму шляхом інтерактивного керування;

– вирішення питань правової відповідальності: автоматичне оброблення медичних даних часто створює проблему правової відповідальності. Якщо алгоритм виконується під керівництвом користувача, ця проблема знімається.

Щоб забезпечити роботу користувача в інтерактивному режимі, алгоритм повинен виконуватися за досить короткий час. Обробка медичних зображень не спотворює вихідні дані, а дозволяє виявити тонкі структури органів за різних видів досліджень, спеціально візуалізовані та посилені для якісної візуальної діагностики [2]. Візуалізація оброблених медичних зображень є обов’язковим першим кроком, особливо у складних патологіях, для достовірної діагностики. Обробка медичних зображень дозволяє використовувати професійні «DICOM Ready» монітори для якісної візуалізації діагностичного процесу за нижчою сукупною вартістю володіння.

1.1 Використання динамічних зображень у медичній діагностиці

При встановленні діагнозу та проведенні лікування лікарі все більше покладаються на медичні зображення, до яких належать рентгенограми, УЗД, магнітно-резонансна томографія, комп'ютерна томографія, томографія на позитивному випромінюванні тощо [3]. Використання медичних зображень зростатиме в міру того, як у багатьох лікарнях будуть встановлені системи з високою пропускною здатністю для архівування зображень. Медичні зображення дають основний обсяг інформації про пацієнта, однак, самі по собі вони недостатні, оскільки їх аналіз і інтерпретація в контексті історії хвороби пацієнта.

Алгоритми аналізу медичних зображень за допомогою комп'ютера були розроблені близько 20 років тому. Мета – допомогти медикам впоратися з великим обсягом даних, забезпечивши їм надійну підтримку для діагностування та лікування. Справді, ручна обробка тривимірних зображень вимагає великих зусиль і часто загрожує помилками. Більш того, інтерпретація тривимірного медичного зображення вимагає від лікарів перебудови способу мислення і може призводити до великих різночитань.

Хоча алгоритми обробки зображень можуть забезпечити отримання точних кількісних показників або можуть вирішувати деякі завдання, які нездійсненні при ручній обробці, проблеми надійності та відповідальності залишаються головними перешкодами на шляху широкомасштабного використання цих алгоритмів.

Перевірка правильності алгоритму часто буває скрутна через відсутність теорії, що дозволяє порівнювати результати обробки.

Деякі алгоритми аналізу медичних зображень вимагають великих обчислювальних потужностей. Тому деякі алгоритми, про які відомо, що вони дають кращі результати, не можуть використовуватися на практиці через брак обчислювальної потужності.

Існуючі методи медичної діагностики на основі візуального подання інформації мають ряд істотних недоліків, а, з іншого боку, сучасні методи обробки

зображень дозволяють ефективно вирішувати багато завдань, що виникають в рамках медичних діагностичних досліджень [4]. Зокрема, такі види досліджень як ангіографічне та ехокардіографічне в даний час здійснюються за допомогою засобів, що не дозволяють ефективно розпізнавати та аналізувати рух, що представляє найбільший інтерес у цих видах діагностики. Більш того, ці дослідження відчутно утруднені випадковими рухами пацієнта, пов'язаними, наприклад, з процесом дихання.

Динамічна сегментація послідовностей зображень, що працює з поняттям і параметрами руху, може дозволити вирішувати діагностичні завдання, що виникають. Крім того, оскільки методики динамічної сегментації самі по собі недостатньо розвинені, є можливою розробка нової комплексної методики сегментації медичних зображень на основі динамічної та статичної сегментації. Така методика, що поєднує методи визначення руху з існуючими підходами до статичної сегментації, може дозволити завдання функціональної діагностики у разі успішної програмної реалізації при виконанні вимог до роботи в реальному часі на обладнанні [5].

Ехокардіографія протягом останніх 15-20 років є одним із основних методів візуалізації серця. Як будь-який діагностичний метод, ехокардіографія має свої переваги та недоліки. Широке використання методу в практику обумовлено високим рівнем сучасної апаратури, відсутністю шкідливого впливу на пацієнта та лікаря, відносною дешевизною методу порівняно з іншими. Наявність великої кількості варіантів дослідження дозволяє отримати точну анатомічну та гемодинамічну інформацію про хворого та уникнути інвазивних втручань. Недоліком ехокардіографії є виражена залежність від кваліфікації дослідника. Отже, можна зробити висновок про те, що, з одного боку відеозображення міцно увійшли в практику медичної діагностики, але з іншого, їх використання зводиться в основному до візуального подання інформації фахівця і передбачає застосування методів сегментації [6]. Багато в чому це пов'язано з тим, що донедавна техніка була або недостатньо потужною, або занадто дорогою, але зараз це не актуально і

завдання динамічної сегментації можуть бути вирішені за допомогою доступних технічних засобів. На даний час немає розгорнутих систем, що дозволяють повно і якісно провести динамічну сегментацію послідовності зображень. Існуючі та використовувані для цього методики зводяться до виділення оптичного потоку та подальшого вибору точок, які будуть інтерпретовані як рухомі. Однак цей вибір зводиться до простої порогової фільтрації, тобто точка картинної площини буде інтерпретована як зображення точки об’єкта, що рухається, якщо обчислений в ній вектор оптичного потоку буде мати норму більшу деякого, заздалегідь заданого значення. Природно, при такому підході не може бути й мови про успішну сегментацію у тих випадках, які входять в обмеження метода обчислення оптичного потоку, зокрема такий метод виявляється вкрай невдалим для сцен, де динамічно змінюються самі об’єкти, наприклад, змінюють власну яскравість, розтягуються, стискаються, чи взаємодіють друг з одним.

Інший очевидний недолік полягає в тому, що такий підхід працює з полем потоку тільки як з набором точок, незв’язаних між собою, а отже, не використовує інформацію про взаємний рух точок, оцінюючи швидкість кожної окремо. Зрозуміло, це означає втрату відомої інформації, оскільки об’єкти, зображення яких сегментуються, є більше, ніж одну точку, а значить, не які точки зображення насправді рухаються спільно, що теж можливо використовувати в обробці. , існуючі методики враховують лише одну складову векторів потоку, а саме норму, що теж є недоліком, так як коректність використання вектора потоку як вектор швидкості якраз і можна визначити за тим, наскільки його напрямок відповідає напрямку векторів потоку навколишніх точок. На даному етапі існуючі методики сегментації динамічних сцен виявляються дуже простими, що не працюють ефективно для багатьох актуальних випадків і не враховують безліч відомих факторів, які могли б допомогти у вирішенні завдань, поставлених перед дослідником.

Наявність великої кількості варіантів дослідження дозволяє отримати точну анатомічну інформацію про хворого та уникнути інвазивних втручань

1.1.1 Особливості обробки динамічних медичних зображень

Дослідження показують, що динамічні зображення, що використовуються в медичних завданнях мають ряд істотних особливостей, що виділяють даний клас зображень серед інших і потребують спеціальних методів дослідження та сегментації медичних зображень та особливостей, пов’язаних динамічною природою зображень. Існує ряд факторів, які надзвичайно ускладнюють лікування пацієнта, засноване на медичних зображеннях. Природно, медичні дані про пацієнта збираються в різних лікувальних закладах. Лікарі часто не мають доступу до всіх історій хвороб усіх своїх пацієнтів. Медичні зображення є дуже великими обсягами даних зі складною структурою. Часто зображень однієї модальності виявляється недостатньо, оскільки отримання зображення впливає багато параметрів, і додаткова інформація накопичується різними системами збору фізичних даних [7].

Інша особливість алгоритмів обробки медичних зображень полягає в тому, що деякі з них повинні виконуватися в інтерактивному режимі:

– для вирішення проблеми надійності: щоб гарантувати, що користувач повністю контролює результати виконання алгоритму шляхом інтерактивного керування;

– для вирішення питань правової відповідальності: автоматичне оброблення медичних даних часто створює проблему правової відповідальності. Якщо алгоритм виконується під керівництвом користувача, проблема знімається.

Щоб забезпечити роботу користувача в інтерактивному режимі, алгоритм повинен виконуватися за досить короткий час, що дозволяє користувачеві залишатися активним за екраном. Сегментація медичного зображення є складним завданням, для якого немає спільного рішення. Більшість алгоритмів сегментації є ітераційними. Тому можлива періодична зміна ходу виконання алгоритму з екрана користувача, користувач може вводити дані на кожному етапі, щоб управляти ходом виконання алгоритму. Так само, взаємодія з алгоритмами реєстрації дозволить виправляти помилки, зберігаючи при цьому точність автоматичної обробки і

розумний час обчислень. У динамічних зображеннях, внаслідок того, що вони створені для опису процесів, в яких є рух. При аналізі статичних зображень рух найчастіше сприймається як фактор, що ускладнює аналіз, у той час як при динамічній сегментації, рух представляє виняткову цінність і визначення його параметрів є основною метою сегментації. Говорячи в цілому про медичні динамічні зображення, можна виділити наступні основні відмінні риси, що позначаються на методиках сегментації:

– наявність постійногослабоструктурованого руху, пов’язаного з природними рухами та фізіологічними процесами пацієнта;

– слабка різниця в інтенсивності між цільовими та шумовими фрагментами зображення;

– відсутність яскраво виражених об’єктів постійної форми та розміру.

1.1.2 Методи функціональної діагностики

Артерії, вени і лімфатичні судини непомітні на звичайних рентгенографічних зображення, оскільки в рівному з навколишніми тканинами ступені поглинають рентгенівське випромінювання. Виключенням складають легеневі судини, що дають в якості зображення темні смужки, добре помітні на тлі світлих легеневих полів. Також добре помітними можуть бути відкладення у формі бляшок на стінках аорти, які характерні переважно для літніх пацієнтів, що страждають атеросклерозом. За допомогою колірного доплерівського картирования відображаються швидкості руху часток відносно напряму ультразвукового датчика, положення якого міняється, таким чином охоплюючи усю скановану область. У режимі енергетичного доплера при обробці сигналів швидкості не оцінюються, а просто фіксується факт наявності руху.

Недоліки енергетичного режиму:

– не відображається інформація про швидкість і напрям руху часток. Іноді, ця інформація дуже важлива для постановки діагнозу;

– зображення формується повільніше, оскільки нижче частота кадрів. Це пов′язано з тим, що в режимі енергетичного доплера робиться усереднювання більшої кількості сигналів, чим в режимі колірного доплера. Отже, поява артефактів, обумовлених доплерівськими сигналами від м′яких тканин, що повільно рухаються, сильніше виражені при використанні енергетичного доплера, чим при колірному допплерівському картированні.

Спочатку людське вухо було основним інструментом для спектрального аналізу даних доплерівських досліджень кровотоку. І хоча дуплексні апарати оснащені обладнанням для електронного аналізу спектру, у них також передбачено і звуковий висновок доплерівського сигналу для того, щоб скористатися перевагами людського вуха. Деякі характеристики доплерівського сигналу від кровотоку можуть бути оцінені на слух, тоді як електронне обладнання не зможе цього зробити або вимірювання будуть скрутні, так що звуковий сигнал доплерівський залишається важливим при ультразвуковій діагностиці патології судин. Наприклад, при стенозі сонної артерії дуже високого ступеня лунає характерний виючий або свистячий звук. Однак, незважаючи на свої можливості, людське вухо має три головні недоліки. По-перше, вухо – чисто якісний апарат для оцінки; по-друге, воно не оснащене системою запису для зберігання інформації; по-третє, деякі вуха працюють краще, ніж інші – деякі не можуть чути дуже високі частоти. Електронний аналіз спектра усуває ці недоліки.

Широко відомі та поширені підходи мають на увазі сегментацію послідовностей зображень об’єктів, для яких виконані обмеження методів обчислення потоку, стає очевидною необхідність використовувати для вирішення завдання якісь додаткові ознаки або обмеження, що дозволяють визначати динамічні об’єкти. Можливий і інший підхід, пов’язаний із зміною або варіацією самого методу, підходу до вирішення задач динамічної сегментації, що враховує можливі зміни об’єктів. Сконцентруємося спочатку на підході, пов’язаному з доповненнями

вже існуючих методів. Увагу привертають два аспекти такого підходу, які, здається, можна доповнити розробками, що дозволяють визначати ширший спектр об’єктів. Перший аспект пов’язаний з тим, що у звичайному підході до вирішення задачі сегментації методом оптичного потоку використовується лише абсолютне значення потоку в кожному кадрі. У той же час здається очевидним, що, враховуючи напрямки певного зміщення точок, можна також робити висновки про взаємний рух об’єктів, які включають ці точки. Слід пам’ятати, що вивчається абстрактне рух незв’язаних точок, а рух цілих фрагментів, точки яких рухаються однаково. Це міркування породжує і другий розглянутий аспект: маючи і накопичуючи інформацію про рухи точок, можна визначати об’єкти і розраховувати їх зразкову траєкторію, екстраполюючи попередній рух. Такий розрахунок не прив’язаний вже тільки до об’єктів постійної яскравості і може бути гарною підмогою у вирішенні поставленого завдання.

Розробку математичної статистики можуть дозволити характером руху окремих точок з достатньою часткою впевненості обчислити, які їх рухаються разом і насправді є одне фізичне тіло. Надалі можливо скласти рівняння руху цього тіла, доповнюючи його кожним наступним результатом обчислення оптичного потоку в черговому кадрі. на додаток відстежувати життєвий цикл наявних у кадрі об’єктів, судити про те, які з них куди змістилися, як вони з’єднувалися або розбивалися на кілька об’єктів та дослідження завдань сегментації динамічних сцен, заснованої на обчисленні оптичного потоку. Тут описані частини та етапи розробки системи, що дозволяє вирішувати такі завдання, моделювати їх та оцінювати якість роботи.

На методику спочатку накладалося кілька ключових вимог:

– можливість моделювання зображень сцен. Тут мається на увазі надання для дослідження можливості не використовувати послідовності зображень, отримані безпосередньо від оптичних вимірювальних пристроїв, а моделювати ті сцени, на яких дослідник хоче загострити увагу;

– великі можливості обробки потокових даних. Досліднику має бути надана велика кількість алгоритмів та засобів, що дозволяють обробляти отримані дані,

проводячи аналіз сцени. Для цього необхідна розробка методів обробки оптичного потоку та включення в них великої кількості параметрів, що сприяє точному настроюванню алгоритмів для кожної конкретної задачі;

– формування та налаштування програми автоматичної сегментації. Тут мається на увазі надання готових алгоритмів, що виконують весь цикл обробки сцени автоматично, до отримання кінцевих результатів сегментації;

– оцінка якості сегментації. Методика повинна давати можливість оцінити якість обробки на основі порівняльного аналізу з моделлю вихідної сцени, включаючи якісні та кількісні характеристики.

Таким чином, розробку методики сегментації зображень динамічних сцен можна розділити на кілька основних підзадач:

– розробка системи моделювання сцен, що проводиться з урахуванням усіх вимог дослідження;

– створення алгоритму, що виділяє в кадрі оптичний потік , на основі одного з існуючих популярних методів, наприклад, методу Лукаса-Канаде;

– теоретичне та експериментальне дослідження виду поля векторів оптичного потоку для різних вихідних сцен, що сприяє подальшому розробці та використанню алгоритмів, призначених для обробки потокових даних;

– дослідження та розробка алгоритмів та налаштувань обробки оптичного потоку, що дозволяють провести сегментацію довільних сцен.

– розробка автоматичних алгоритмів, які проводять дослідження та сегментацію;

– розробка характеристик, що дозволяють на основі моделі та результатів сегментації оцінити якість роботи алгоритмів.

Кольорові доплерівські апарати використовують інформацію про доплерівський зсув на додаток до інформації про час руху та амплітуду для відображення кровотоку в кольорі. Для кожного ехосигналу, показаного на доплерівському кольоровому зображенні, апарат робить п’ять обчислень:

– скільки часу зайняв шлях звукової хвилі до відбивача і назад? Як і у випадку сірошкальних ультразвукових апаратів, цей час визначає відстань між структурою, що дає відлуння, і датчиком;

– інтенсивність ехосигналу. Інтенсивність або амплітуда ультразвукового сигналу визначає, наскільки яскраво відображається луна на картинці як для сірошкальних, так і для кольорових доплерівських компонентів. Якщо так, то луна представлена в кольоровомуваріанті, якщоні– то в сірійшкалі;

– яка величина зсуву до плерівської частоти? Величина доплерівського зсуву пропорційна швидкості кровотоку та доплерівського куту. Різні значення частоти відображаються на картинці як різні кольори або відтінки кольору;

– який напрямок доплерівського зсуву? Апарат визначає, чи тече кров у напрямку до датчика або від датчика, шляхом визначення, чимає ехосигнал високу або низьку частоту порівняно з ультразвуковою хвилею, надісланою датчиком.

Кольорове зображення кровотоку, отримане за допомогою методу time-domain, виглядає як зображення кровотоку, отримані при використанні доплерівського методу, описаного вище, але техніка вимірювання швидкості кровотоку насправді кардинально відрізняється. У методі time-domain ультразвуковий апарат визначає групи ехосигналів у межах ультразвукового зображення та оцінює, наскільки далеко ці групи переміщуються на певному інтервалі часу. При тестуванні виділених груп ехосигналів, що повторюються, на наявність руху апарат розпізнає ділянки, де присутній кровотік. Напрямок потоку та його швидкість встановлюються безпосередньо шляхом визначення, яким чином і як швидко рухаються ці групи [8].

Зображення кровотоку методом time-domain виробники ультразвукових апаратів широко не використовують. Найбільш часто застосовуваними методами колірного кровотоку є колірний доплер та енергетичний доплер.

Третій метод колірного зображення кровотоку широко застосовується в судинній діагностиці і називається енергетичним доплерівським зображенням кровотоку або. Як мається на увазі в назві методу, він є доплерівським методом, але

відрізняється від стандартного колірного доплерівського зображення, описаного раніше, тим, що вимірюється безпосередньо енергія, або інтенсивність, доплерівського сигналу, що і картується в кольорі, а зміна доплерівської частоти не оцінюється і не відображається. Інакше висловлюючись, апарат виявляє величину зміни доплерівського зсуву частоти всіх ділянках у зору і відображає ділянки, де зсув доплерівської частоти перевищує певний пороговий рівень.

Порівняно зі стандартним кольоровим доплерівським зображенням енергетичний доплер вважається більш чутливим до виявлення кровотоку і менш залежить від допплерівського кута. Ці переваги означають, що можна отримати зображення від дрібніших судин і судин з повільним кровотоком; більше, можливо навіть оцінити перфузію тканин обмеженою мірою. Підвищена чутливість енергетичного доплерівського зображення є результатом використання ширшого динамічного діапазону доплерівського сигналу в порівнянні з використанням сигналів при побудові стандартного доплерівського кольорового зображення. Використання ширшого динамічного діапазону можливе, оскільки шуму, який пригнічує звичайне допплерівське колірне зображення, може бути присвоєний однорідний фоновий колір. Таким чином, все, що представляє особливий шум, одного кольору, а все, що представляє кровотік, – іншого кольору.

Незважаючи на потенційні переваги над кольоровим доплером, енергетичний доплер має два основні обмеження. По-перше, частота кадрів у цьому режимі помітно низька, що робить цей метод візуалізації незастосовним для рухливих судин, пацієнтів (особливо дітей), що рухаються, і структур, пов’язаних з рухами працюючого серця і дихальної мускулатури. По-друге, енергетичний доплер не надає інформацію про напрямок кровотоку! Без виміру доплерівського зсуву не можна визначити напрямок кровотоку.

Інформація кольорового кровотоку є якісною, а чи не кількісною. Для цього є три причини. По-перше, колірне допплерівське зображення засноване на середньому зсуві доплерів в межах судини, а не на піковому допплерівському зсуві. Середнє допплерівське зрушення не допомагає дати числову характеристику стенозу;

потрібні пікові значення. Більше того, середнє зрушення доплера занижується порушеннями кровотоку. Друга причина, через яку інформація колірного кровотоку є якісною, – це відсутність корекції доплерівського кута. Раніше ми вказували на важливість корекції доплерівського кута для точних вимірювань спектрального доплера. Тому легко зрозуміти, що відсутність корекції кута є значним внеском у якісну природу колірного доплерівського зображення. Кольори, закодовані для високих швидкостей, можуть бути видно в посудині, яка різко відхиляється від датчика, хоча швидкості в даній посудині насправді не такі великі. Нарешті, інформація про кольоровий кровоток показує лише кілька рівнів частоти. По суті, кольорове зображення кровотоку є візуальною формою аналізу доплерівського спектру, але це дуже груба форма, в якій видно лише кілька великих частотних кроків. Ці кілька кроків показують лише загальний сенс зміни швидкості кровотоку.

Однак кількісні характеристики кровотоку можуть бути отримані із зображення колірного кровотоку деякими системами колірного зображення кровотоку за методом оцінки часу просторового зсуву частинок кровотоку, але ці апарати не так поширені.

Низька частота проходження імпульсів і частота зміни кадрів. Величезний обсяг інформації має бути оброблений апаратом колірного зображення для генерування кожного пікселя та кожного кадру. Обробка цієї інформації займає певний час, що може значно погіршувати допплерівські кольорові зображення. Причиною цієї проблеми є зниження частоти проходження імпульсів і частоти зміни кадрів. Відображення кровотоку залежить від кута. За допомогою колірної допплерівської техніки кровотік у судинах, які перпендикулярні до ультразвукової хвилі, не виявляється. Напрямок кровотоку є довільним. Важливо пам’ятати, що колір судини на зображенні колірного кровотоку не є абсолютною вказівкою на напрямок кровотоку. Колір залежить від положення датчика. Оператор може перевернути колірну схему, просто переорієнтувавши датчик у протилежному напрямку або натиснувши кнопку [9,10].

Для визначення істинного напрямку кровотоку оператор повинен уважно досліджувати орієнтацію судини, що представляє інтерес щодо датчика або в порівнянні з судиною, в якому напрямок кровотоку відомий.

Колір може ховати судинну патологію. Якщо налаштування апарата неправильно відрегульовано, інформація про колірний кровотік має тенденцію до поширення на оточуюче зображення. Важлива судинна патологія, включаючи бляшки та венозні тромби, може бути прихована через подібне розпливання.

Таким чином, незалежно від методу ангіографічного дослідження, основними недоліками є:

– критична залежність від кваліфікації та уважності діагноста, включаючи його зір і слух;

– неможливість кількісної оцінки явищ;

– визначення тільки самого факту руху, але не його параметрів;

– високі цінові та технологічні вимоги до обладнання, необхідного для отримання кращих результатів існуючими методами. значний розвиток, є ефективним напрямом для вирішення цих та інших проблем медичної діагностики.

1.2 Методи визначення руху

Розглянуті у роботі завдання є завдання аналізу поведінки об’єктів, представлених у певній просторової області, яку прийнято називати сценою.

Зміст сцени умовно поділяється на набір об’єктів і тло. Об’єктами є частина сцени, призначена для аналізу в рамках розв’язуваного завдання, а інша частина сцени називається тлом. Динамічна сцена є послідовністю кадрів, одержуваних у процесі реєстрації сцени відповідним приладом. Кожен кадр відповідає проекції сцени, що розглядається, в деякий момент на фокусну площину. Об’єкти, не закриті іншими повністю, проектуються на фокусну площину, утворюючи зображення об’єктів у кадрі.

Для динамічних сцен характерні зміни, що відбуваються з часом. Такі зміни можуть бути пов’язані зі зміною освітлення, рухом або зміною форми об’єктів, рухом камери і рухомі об’єкти.

Крім безпосередньо завдання виділення об’єктів, можна також розглядати задачі визначення траєкторії об’єктів у послідовності кадрів, визначення динамічних характеристик об’єктів у кадрі. Коректно обчислений оптичний потік дозволяє виділяти об’єкти сцени, що рухаються, навіть у тих випадках, коли вони невіддільні від фону в окремому кадрі. У той самий час завдання точного визначення оптичного потоку досить трудомісткою і вирішена довільних умов спостереження.

Найбільшу складність для коректного обчислення оптичного потоку представляють зображення, що містять власні зміни яскравості об’єктів, деформацію об’єктів, моменти накладання зображень і швидкий рух невеликих об’єктів. Локальні методи працюють значно швидше, хоча можуть виділяти оптичний потік із значними помилками залежно від своїх особливостей вихідного зображення. У той самий час глобальні методи обчислення оптичного потоку вимагають значних часових витрат за досить точному обчисленні значення оптичного потоку.

Таким чином, можна зробити висновок, що існуючі на даний момент алгоритми обчислення оптичного потоку або представляють точні значення оптичного потоку, але вимагають великої обчислювальної потужності, або працюють швидко, проте гірше справляються з визначенням векторів потоку.

1.2.1 Основні позначення

Зображення є кадром світлового потоку, що проходить в заданий момент часу через картинну площину, на якій визначена безперервна функція, що визначає яскравість потоку I в точці $X = (x, y)^T$:

$$I = I(x). \tag{1.1}$$

Зображення дискретизується зручності машинної обробки. З можливих для дискретизації заміщень картинної площини найчастіше вибирається замощення $(N \times M)$ квадратними осередками, що пов'язано із зручністю комп'ютерного аналізу та зберігання даних. Для кожного осередку визначається відповідний їй інтегральний потік яскравості. У разі кольорового зображення:

$$I = (R(X), G(X), B(X)), \tag{1.2}$$

де R, G и B визначають кольорові складові зображення, що розглядається. Значення $I(x \quad y)$ визначає інтенсивність зображення у точці $(x \quad y)$. Динамічне зображення може бути визначене як:

$$S = S(x, t), \tag{1.3}$$

де $S(x \quad t)$ визначає яскравість точки X у момент часу. Інакше динамічне зображення, дискретне щодо часу може визначатися як послідовність:

$$S = \{I_0, I_1, ..., I_n\}, \tag{1.4}$$

де $I_0 = (x \quad y \quad t_0)$, $I_j = (x \quad y \quad t_0 + j)$.

Однією з динамічних характеристик, що відбивають зміни зображення, є оптичний потік, що являє собою поле двовимірних векторів, що відповідає зміщенням точок при переході від одного кадру до іншого. Оптичний потік часто дозволяє виділити об'єкти, що рухаються навіть у тих випадках, коли класичні методи сегментації зображень не дають позитивних результатів (рис. 1.1).

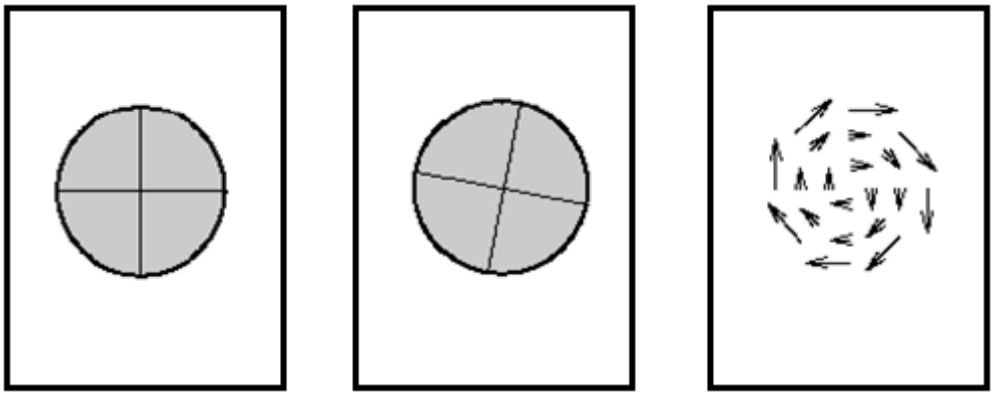

Рисунок 1.1 – Оптичний потік

Рівняння нерозривності оптичного потоку:

$$\frac{\partial I}{\partial t} + f^{\mathrm{T}} \nabla I = 0. \tag{1.5}$$

Рівняння 1.5 недовизначено у зв’язку з тим, що оптичний потік в окремій точці неможливо. Крім того, рівняння нерозривності оптичного потоку справедливе лише за умов сталості освітленості сцени.

1.2.2 Локальні методи обчислення оптичного потоку

Інший клас методів обчислення оптичного потоку становлять так звані локальні методи, в основі яких використовується припущення про постійність деякої локальної околиці вектора оптичного потоку [11, 12]. Рівняння оптичного потоку набуває вигляду:

$$\frac{\partial I}{\partial t} + f^{\mathrm{T}} \nabla I = 0 . \qquad (1.6)$$

Для обчислення у точці $(x \quad y)$ вектор оптичного потоку потрібно мінімізувати функціонал:

$$\|e\|_2^2 = \|e(x,t)\|_2^2 = \int_{\Omega \times T} w(x-x', t-t') \left(I_t(x') + \nabla I(x')^T \, f(x) \right)^2 d^2 x' dt' , \quad (1.7)$$

або у разі дискретного зображення:

$$\int_{\Omega} w(x-x) F(x,x') d^2 x' \approx \sum_{x_{ij} \in \Omega(x)} w(x, x_{ij}) F(x, x_{ij}) . \qquad (1.8)$$

Нехай у околиці, що розглядається, визначено перетворення $\{x_{ij} | x_{ij} \in \Omega(x)\}$ у вектор $Z = (z_1, z_2, \ldots, z_m)^T$:

$$\{x_{ij} | x_{ij} \in \Omega(x)\} \Leftrightarrow Z = (z_1, z_2, \ldots, z_m)^T , \qquad (1.9)$$

або

$$\sum_{x_{ij} \in \Omega(x)} w(x, x_{ij}) F(x, x_{ij}) = \sum_{k=1}^{m} w(x, z_k) = \sum_{k=1}^{m} w(z_k) F(z_k) , \qquad (1.10)$$

$$\|e\|_2^2 = \sum_{k=1}^{m} w(z_k) \left(I_t(z_k) + \nabla I(z_k)^T \, f \right)^2 . \qquad (1.11)$$

Введемо вектор:

$$\mathrm{H} = [\, \nabla \mathrm{I}(z_1), \ \nabla \mathrm{I}(z_2), \ldots, \ \nabla \mathrm{I}(z_m),]^{\mathrm{T}} , \qquad (1.12)$$

розміру $(m \times 2)$ і вектор:

$$\mathrm{B} = -\left(\mathrm{I}_t(z_1), \mathrm{I}_t(z_2), \ldots, \mathrm{I}_t(z_m)\right)^{\mathrm{T}}, \tag{1.13}$$

розміру $(m \times 1)$. Тоді

$$\|e\|_2^2 = (Hf - B)^T W (Hf - B) \quad . \tag{1.14}$$

Запропонована методика розв'язання рівняння має деякі обмеження, що виникають при обчисленні оптичного потоку. На межах динамічних об'єктів може виявитися проблема, пов'язана з порушенням у цих точках умови сталості оптичного потоку, що робить некоректним рівняння. Існує багато модифікацій базового алгоритму Лукаса-Канаде для обчислення оптичного потоку. Більшість алгоритмів, що використовуються, застосовують так званий мультимасштабний підхід, що дозволяє вирішити проблему за допомогою великих масштабів і підвищити точність визначення векторів оптичного потоку для малих. Інший підхід до зменшення впливу порушень припущення про сталість оптичного потоку полягає у включенні робастних метрик [13]. Наприклад, у деяких дослідженнях замість норми застосовується норма:

$$\rho(x, \sigma) = \log\left(1 + \frac{1}{2}\left(\frac{x}{\sigma}\right)^2\right). \tag{1.15}$$

Дозволяє зменшити вплив помилкових вимірів. У цьому випадку рішення задачі перестає бути лінійним, і виникає необхідність використання ітераційних методів для знаходження мінімуму, таких, наприклад, як метод релаксацій. Крім заміни норми до мінімізованого функціоналу додається додатковий член:

$$E_s(f) = \sum_j \left(\| f - f_j \| \right). \tag{1.16}$$

Однак використання робастних метрик, хоч і призводить до збільшення точності обчислення оптичного потоку, але призводить до значного збільшення необхідної обчислювальної потужності.

1.2.3 Глобальні методи обчислення оптичного потоку

Глобальні методи обчислення оптичного потоку докладно розглянуті у кількох основних джерелах. Їхня робота заснована на мінімізації функціоналу:

$$\min_u \{ E_{HS} = E_{HSr} + \lambda E_{HSi} \}, \tag{1.17}$$

де E_{HSr} – регулювальний функціонал, а E_{HSi} – функціонал подоби. Класичне рішення:

$$E_{HSr} = \int_\Omega \left(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2 \right) d\Omega . \tag{1.18}$$

Однак, при вирішенні, заснованому на мінімізації даного функціоналу, обчислений оптичний потік виявляється змащеним на межах об’єктів, що рухаються, що пов’язано з порушення використовуваного припущення про глобальну гладкість оптичного потоку. Для вирішення цієї проблеми було запропоновано модифікація TVL1, в якій реалізований алгоритм мінімізації функціоналу:

$$\min_u \{ E_{TVL1} = E_{TVr} + \lambda E_{L1i} \}, \tag{1.19}$$

$$E_{TVr} = \int_{\Omega} \left(|\nabla u| + |\nabla v| \right) d\Omega , \tag{1.20}$$

та E_{TVr} допускає розриви у полі оптичного потоку, а E_{L1} завдяки використанню норми $L1$ робить результати менш чутливими до шуму.

Додаткова перевага глобальних методів полягає в їх несхильності до апертурної проблеми, що пов’язано з мінімізацією функціоналу по всій картинній площині в цілому.

Основна складність розв’язання завдання полягає у знаходженні алгоритму мінімізації, який дозволяв би знайти глобальний мінімум рівняння 1.9. Існують алгоритми, що дозволяють отримати рішення, проте їх обчислювальна ефективність виявляється недостатньою для завдань великої розмірності, що дозволяють значно прискорити мінімізацію в умовах сучасної обчислювальної техніки.

Для вирішення завдання щодо покращення роботи алгоритму на межах об’єктів існує також підхід, заснований на аналізі контурів на основі застосування нелінійної дифузії та на основі теорії деформації. Виходячи з аналізу розглянутих методів, можна зробити висновок, що глобальні методи обчислення оптичного потоку є найбільш точними в загальному випадку довільних аналізованих зображень.

Однак, навіть при використанні всіх розглянутих модифікацій і застосуванні спеціальної обчислювальної техніки, глобальні методи вимагають великого часу і не можуть застосовуватися для вирішення спеціалізованих завдань великої розмірності в реальному часі.

1.2.4 Додаткові модифікації

Для вирішення задачі обчислення оптичного потоку локальними методами застосовуються фільтри з невеликим щодо розмірів об’єктів, що спостерігаються,

розміром ядра. Таким чином, можливим виявляється обчислення фазових складових тільки для коротких довжин хвиль, у той час як обчислення градієнта для довгих хвиль унеможливлює, що проявляється в так званій апертурній проблемі. Збільшення розміру ядра так само неможливо, оскільки збільшує обчислювальну складність аналізованих методів.

Використання мультимасштабного підходу, побудова якого докладно розглянуто в роботі, дозволяє розкласти зображення на пірамідальний набір масштабних уявлень, що в кінцевому підсумку дозволяє тим самим алгоритмам аналізувати різні масштаби. Кожен наступний масштаб при цьому виходить з попереднього шляхом згортки з біноміальним фільтром.

Розглянемо зображення I розміру $p \times q$. Нехай $I^0 = I$ буде початковим рівнем представлення зображення. Дозвіл $p^0 = p$, $q^0 = q$. Позначимо зображення рівня L як I^L, а розмір цього зображення, відповідно $p^L \times q^L$. Тоді зображення I^L задається наступним чином:

$$I^L(x, y) = \frac{1}{4} I^{L-1}(2x, 2y). \qquad (1.21)$$

Для комбінування інформації, одержуваної із різних рівнів зображення, існують деякі спеціальні підходи.

Проведено дослідження, яке дозволяє стверджувати, що, з одного боку, існуючі методи медичної діагностики на основі візуального подання інформації мають ряд істотних недоліків, а, з іншого боку, сучасні методи обробки зображень дозволяють ефективно вирішувати багато завдань, що виникають в рамках медичних діагностичних досліджень.

Зокрема, такі види досліджень як ангіографічне та ехокардіографічне в даний час здійснюються за допомогою засобів, що не дозволяють ефективно розпізнавати та аналізувати рух, що представляє найбільший інтерес у цих видах діагностики.

Більш того, ці дослідження відчутно утруднені випадковими рухами пацієнта, пов’язаними, наприклад, з процесом дихання.

Динамічна сегментація послідовностей зображень, що працює з поняттям і параметрами руху, може дозволити вирішувати діагностичні завдання, що виникають. Крім того, оскільки методики динамічної сегментації самі по собі недостатньо розвинені, є можливою розробка нової комплексної методики сегментації медичних зображень на основі динамічної та статичної сегментації. Така методика, що поєднує методи визначення руху з існуючими підходами до статичної сегментації, може дозволити завдання функціональної діагностики у разі успішної програмної реалізації при виконанні вимог до роботи в реальному часі на обладнанні [14, 15].

1.3 Постановка задачі дослідження

Основне завдання системи автоматизованої динамічної обробки зображень – допомогти медикам впоратися з великим обсягом даних, забезпечивши їм надійну підтримку для діагностування та лікування. Справді, ручна обробка тривимірних зображень вимагає великих зусиль і часто загрожує помилками. Більш того, інтерпретація тривимірного медичного зображення вимагає від лікарів перебудови способу мислення і може призводити до великих різночитань.

Хоча алгоритми обробки зображень можуть забезпечити отримання точних кількісних показників або можуть вирішувати деякі завдання, які нездійсненні при ручній обробці, проблеми надійності та відповідальності залишаються головними перешкодами на шляху широкомасштабного використання цих алгоритмів.

Деякі алгоритми аналізу медичних зображень вимагають великих обчислювальних потужностей. Тому деякі алгоритми, про які відомо, що вони дають кращі результати, не можуть використовуватися на практиці через брак

обчислювальної потужності. Якщо ж обчислювальних ресурсів вистачає, часто можна прискорити ці алгоритми за рахунок паралелізму.

Швидкий розвиток комп’ютерних технологій активно сприяє впровадженню нових методів у медичній діагностиці. Один з найважливіших результатів такого розвитку – можливість представляти процеси за допомогою динамічних зображень та отримувати важливі результати, аналізуючи одержувані зображень.

Актуальність дослідження полягає у розробці автоматизованих методів сегментації на основі динамічних методів, яка могла б ефективно вирішувати завдання тих видів медичної діагностики, у яких рух є найбільш актуальним.

Таким чином, є актуальним розробка методів та системи автоматизованої динамічної обробки зображень у завданнях медичної діагностики. Динамічні методи обробки зображень отримали в даний час великий розвиток, що пов’язано зі значним підвищенням середньої потужності обчислювальної техніки, що дозволяє ефективно обробляти великі потоки даних в реальному часі. У цьому представляється актуальною розробка автоматизованих методів сегментації з урахуванням динамічних методів, яка б ефективно вирішувала завдання тих видів медичної діагностики, у яких рух найбільш актуальний.

2 ОГЛЯД МЕТОДІВ ОБРОБКИ ДИНАМІЧНИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У цьому розділі досліджено методики сегментації, заснованої на обчисленні оптичного потоку та наступної статичної сегментації отриманого векторного поля.

2.1 Алгоритми обчислення оптичного потоку

Багато динамічних алгоритмів сегментації спираються визначення оптичного потоку між близькими кадрами. Визначення руху об’єктів у кадрі починається з визначення руху кожної з точок кадру, необхідневикористання алгоритмів, здатних з достатньою часткою ймовірності визначити, куди змістилася кожна з точок зображень, що потрапили в кадр за час, що пройшов між аналізованими кадрами. Завдання визначення оптичного потоку спирається на два ключові припущення:

– точка у другому кадрі має ту ж яскравість, що і в першому;

– геометричне зміщення точки між кадрами не дуже велике.

Диференціальні методи є класичним підходом для визначення руху за двома послідовними зображеннями [16, 17, 18]. Цей підрозділ розглядає питання, як ці методи можна застосовувати до просторово-часових зображень. Рівняння нерозривності для оптичного потоку, чи ООП, є стартовою точкою для диференціальних методів:

$$\frac{\partial g}{\partial t} + f^{T}\nabla g = 0 \ . \qquad (2.1)$$

Це одиночне скалярне рівняння містить векторний компонент W-мірному просторі. Таким чином, ми не можемо визначити оптичний потік однозначно. Скалярний добуток дорівнює модулю градієнта рівня яскравості, помноженого на

компонент у бік градієнта, тобто. нормальну до локального контуру рівня яскравості.

$$f^T \nabla g = f_\perp |\nabla g| \, f_\perp = -\frac{\partial g}{\partial t} / |\nabla g| \quad . \tag{2.2}$$

Таким чином, ми можемо визначити лише компоненту оптичного потоку, нормальну до контуру. Це добре відома апертурна проблема, яку ми якісно розглядали у попередньому розділі.

Отже, неможливо визначити повний вектор за допомогою похідних першого порядку в одиночній точці в просторово-тимчасовому зображенні. Рішення може бути знайдено, наприклад, методом найменших квадратів. При цьому підході отримуємо:

$$\begin{bmatrix} \overline{g_x g_x} & \overline{g_x g_y} \\ \overline{g_x g_y} & \overline{g_y g_y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} \overline{g_x g_x} \\ \overline{g_x g_y} \end{bmatrix} . \tag{2.3}$$

Рішення оптичного потоку може бути записано явно, оскільки легко звернути матрицю розмірністю 2x2:

$$G^{-1} = \frac{1}{\det G} \begin{bmatrix} \overline{g_y g_y} & -\overline{g_x g_y} \\ -\overline{g_x g_y} & \overline{g_x g_x} \end{bmatrix}, \tag{2.4}$$

$$\begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} = -\frac{1}{\det G} \begin{bmatrix} \overline{g_x g_t}\,\overline{g_y g_y} & - & \overline{g_y g_t}\,\overline{g_x g_y} \\ \overline{g_x g_t}\,\overline{g_x g_x} & - & \overline{g_x g_t}\,\overline{g_x g_y} \end{bmatrix}. \tag{2.5}$$

Рішення виглядає, як і раніше, складним. Воно може бути спрощено, якщо ми візьмемо до уваги, що є симетричною матрицею. Будь-яка симетрична матриця може бути приведена до діагонального вигляду за допомогою повороту системи координат так звану систему координат з головними осями. Тоді матриця зводиться до

$$G` = \begin{bmatrix} \overline{g_{x`} g_{x`}} & 0 \\ 0 & \overline{g_{y`} g_{y`}} \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} f_{1`} \\ f_{2`} \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} \overline{\overline{g_{x`} g_t}} \\ \overline{g_{x`} g_{x`}} \\ \overline{\overline{g_{y`} g_t}} \\ \overline{g_{y`} g_{y`}} \end{bmatrix}. \tag{2.6}$$

Для побудови аналогічного рішення іншим шляхом, можна розглянути два сусідні кадри відеоряду та вирішити задачу обчислення оптичного потоку в точці $(x \quad y)$. Нехай яскравість точки у першому кадрі визначається функцією $F(x \quad y)$, а в другому – $G(x \quad y)$. Тоді при зміщенні точки $(x \quad y)$ між першим та другим кадром на вектор $\{\Delta x \quad \Delta y\}$ буде вірною рівність:

$$F(x, y) = G(x + \Delta x, y + \Delta y), \tag{2.7}$$

$$G(x + \Delta x, y + \Delta y) = G(x, y) + \frac{\partial G}{\partial x}\Delta x + \frac{\partial G}{\partial y}\Delta y + o(\Delta x) + o(\Delta x), \tag{2.8}$$

$$G(x, y) + \frac{\partial G}{\partial x}\Delta x + \frac{\partial G}{\partial y}\Delta y + o(\Delta x) + o(\Delta x) - F(x, y) = 0. \tag{2.9}$$

Для вирішення такого рівняння доводиться накладати додаткові обмеження. Наприклад, нехай зсув буде однаковим для всіх точок деякої невеликої околиці. Нехай розмір околиці *5x5*.Тоді рівняння можна записати у матричному вигляді для 25 точок $(p_1 \quad \ldots \quad p_{25})$ цієї околиці:

$$\begin{pmatrix} Gx(p1) & Gy(p1) \\ \ldots & \ldots \\ Gx(p25) & Gy(p25) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = -\begin{pmatrix} Gt(p1) \\ \ldots \\ Gt(p25) \end{pmatrix}. \tag{2.10}$$

Позначимо матриці цієї системи як A, d,b. І отримаємо рівняння у матричному вигляді:

$$Ad = b. \tag{2.11}$$

Основна проблема, викликана застосуванням мультимасштабного підходу полягає у неможливості скоригувати неправильне обчислення вектора оптичного потоку, якщо воно було неправильно визначено у грубому наближенні. Дослідження показують, що такі випадки зазвичай виникають у разі імпульсних викидів великої амплітуди. Застосування регуляризованих оцінок не завжди до точного обчислення оптичного потоку [19, 20]. Тому, для вирішення даної проблеми пропонується використовувати медіанний фільтр.

Результат обчислення із застосуванням медіанного фільтра і за його відсутності (рис. 2.1).

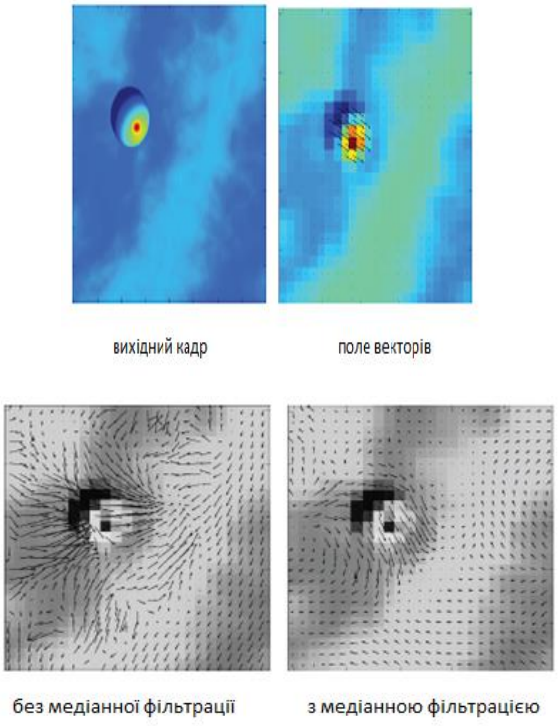

Рисунок 2.1 – Застосування медіанної фільтрації

Використання медіанного фільтра сприяє більш точному визначенню векторів оптичного потоку на межі зображення динамічного об’єкта.

Перша модифікація полягає у застосуванні методів регуляризації та зважених початкових оцінок. Друга модифікація полягає у застосуванні компонентів медіанного фільтра більшого радіусу.

З використанням впровадження двох запропонованих модифікацій розроблено комбінований локальний алгоритм, призначений для обчислення оптичного потоку.

2.2 Сегментація поля потоку

На даний час немає розгорнутих систем, що дозволяють повно і якісно провести динамічну сегментацію послідовності зображень. Існуючі та використовувані для цього методики зводяться до виділення оптичного потоку та подальшого вибору точок, які будуть інтерпретовані як рухомі. Однак цей вибір зводиться до простої порогової фільтрації, тобто точка картинної площини буде інтерпретована як зображення точки об’єкта, що рухається, якщо обчислений в ній вектор оптичного потоку буде мати норму більшу деякого, заздалегідь заданого значення [20]. Природно, при такому підході не може бути й мови про успішну сегментацію у тих випадках, які входять в обмеження метола обчислення оптичного потоку, зокрема такий метод виявляється вкрай невдалим для сцен, де динамічно змінюються самі об’єкти, наприклад, змінюють власну яскравість, розтягуються, стискаються, чи взаємодіють друг з одним.

Інший очевидний недолік полягає в тому, що такий підхід працює з полем потоку тільки як з набором точок, незв’язаних між собою, а отже, не використовує інформацію про взаємний рух точок, оцінюючи швидкість кожної окремо. Зрозуміло, це означає втрату відомої інформації, оскільки об’єкти, зображення яких сегментуються, є більше, ніж одну точку, а значить, не які точки зображення

насправді рухаються спільно, що теж можливо використовувати в обробці, існуючі методики враховують лише одну складову векторів потоку, а саме норму, що теж є недоліком, так як коректність використання вектора потоку як вектор швидкості якраз і можна визначити за тим, наскільки його напрямок відповідає напрямку векторів потоку навколишніх точок [21, 22]. З усього вищесказаного випливає, що на даному етапі існуючі методики сегментації динамічних сцен виявляються дуже простими, що не працюють ефективно для багатьох актуальних випадків і не враховують безліч відомих факторів, які могли б допомогти у вирішенні завдань, поставлених перед дослідником. Звідси випливає необхідність і, головне, можливість доопрацювання методів сегментації, яку можна зробити на основі методів, алгоритмічних і програмних засобів, що вже використовуються, для поліпшення кінцевого результату роботи.

2.2.1 Розробка методики сегментації

У зв’язку з тим, що широко відомі та поширені підходи мають на увазі сегментацію послідовностей зображень об’єктів, для яких виконані обмеження методів обчислення потоку, стає очевидною необхідність використовувати для вирішення завдання якісь додаткові ознаки або обмеження, що дозволяють визначати динамічні об’єкти. Можливий і інший підхід, пов’язаний із зміною або варіацією самого методу, підходу до вирішення задач динамічної сегментації, що враховує можливі зміни об’єктів. Сконцентруємося спочатку на підході, пов’язаному з доповненнями вже існуючих методів. Увагу привертають два аспекти такого підходу, які, здається, можна доповнити розробками, що дозволяють визначати ширший спектр об’єктів. Перший аспект пов’язаний з тим, що у звичайному підході до вирішення задачі сегментації методом оптичного потоку використовується лише абсолютне значення потоку в кожному кадрі. У той же час здається очевидним, що, враховуючи напрямки певного зміщення точок, можна

також робити висновки про взаємний рух об’єктів, які включають ці точки. Слід пам’ятати, що вивчається абстрактне рух незв’язаних точок, а рух цілих фрагментів, точки яких рухаються однаково. Це міркування породжує і другий розглянутий аспект: маючи і накопичуючи інформацію про рухи точок, можна визначати об’єкти і розраховувати їх зразкову траєкторію, екстраполюючи попередній рух [23]. Такий розрахунок не прив’язаний вже тільки до об’єктів постійної яскравості і може бути гарною підмогою у вирішенні поставленого завдання.

Розробку математичної статистики можуть дозволити характером руху окремих точок з достатньою часткою впевненості обчислити, які їх рухаються разом і насправді є одне фізичне тіло. Надалі можливо скласти рівняння руху цього тіла, доповнюючи його кожним наступним результатом обчислення оптичного потоку в черговому кадрі. на додаток відстежувати життєвий цикл наявних у кадрі об’єктів, судити про те, які з них куди змістилися, як вони з’єднувалися або розбивалися на кількаоб’єктів та дослідження завдань сегментації динамічних сцен, заснованої на обчисленні оптичного потоку [24,25]. Тут описані частини та етапи розробки системи, що дозволяє вирішувати такі завдання, моделювати їх та оцінювати якість роботи.

На методику спочатку накладалося кілька ключових вимог:

– можливість моделювання зображень сцен. Тут мається на увазі надання для дослідження можливості не використовувати послідовності зображень, отримані безпосередньо від оптичних вимірювальних пристроїв, а моделювати ті сцени, на яких дослідник хоче загострити увагу;

– великі можливості обробки потокових даних. Дослідникумає бути надана велика кількість алгоритмів та засобів, що дозволяютьо броблятио тримані дані, проводячи аналіз сцени. Для цього необхідна розробка методів обробки оптичного потоку та включення в них великої кількості параметрів, щосприяє точному настроюванню алгоритмів для кожної конкретної задачі;

– формування та налаштування програми автоматичної сегментації. Тут мається на увазі надання готових алгоритмів, що виконують весь цикл обробки сцени автоматично, до отримання кінцевих результатів сегментації;

– оцінка якості сегментації. Методика повинна давати можливість оцінити якість обробки на основі порівняльного аналізу з моделлю вихідної сцени, включаючи якісні та кількісні характеристики.

Таким чином, розробку методики сегментації зображень динамічних сцен можна розділити на кілька основних задач:

– розробка системи моделювання сцен, що проводиться з урахуванням усіх вимог дослідження;

– створення алгоритму, що виділяє в кадрі оптичний потік , на основі одного з існуючих популярних методів, наприклад, методу Лукаса-Канаде;

– теоретичне та експериментальне дослідження виду поля векторів оптичного потоку для різних вихідних сцен, що сприяє подальшому розробці та використанню алгоритмів, призначених для обробки потокових даних;

– дослідження та розробка алгоритмів та налаштувань обробки оптичного потоку, щодозволяють провести сегментацію довільних сцен.

– розробка автоматичних алгоритмів, які проводять дослідження та сегментацію;

– розробка характеристик, що дозволяють на основі моделі та результатів сегментації оцінити якість роботи алгоритмів.

2.2.2 Алгоритми аналізу

Алгоритми призначені для аналізу поточного стану даних, можливого перерозподілу деяких логічних сутностей, але не спрямовані на зміну актуального актуального набору даних. Серед таких алгоритмів було розроблено — кластеризація зображення. Цей алгоритм забезпечує процес виваженої кластеризації

у чотиривимірному просторі зображення сцени. Кластеризувані вектори містять 4 характеристики, за якими проводиться оцінка близькості векторів. Для пропорційності ознак введена нормалізація. Надається можливість налаштовувати вагові характеристики алгоритму, налаштовуючи значущість кожного з 4 параметрів (двох координат точки і двох характеристик вектора потоку в ній). Міра близькості двох векторів визначається як Евклідова норма у вказаному чотиривимірному просторі [26, 27]. Оскільки для рухомих об’єктіввектора потоку передньої частини об’єкта за напрямом руху спрямовані у бік, протилежну по відношенню до векторів задньої частини об’єкта за напрямом руху, що особливо добре помітно для об’єктів, що обертаються, то звичайна кластеризація буде відносити половини об’єкта до різних кластерів. Включення даної оптимізації дозволяє цього уникнути, оскільки ця опція дозволяє алгоритму оцінювати колінеарні вектори потоку як близькі за аргументом, незалежно від їхньої співспрямованості.

Алгоритм кластеризації є основою всієї запропонованої методики, оскільки вона полягає в тому, щоб зрештою отримати кластери точок зображення, що очевидно відповідають вихідним об’єктам реальної сцени.

У рамках виконання алгоритму кластеризації спочатку відбувається нормування характеристик, а потім вже безпосередньо кластеризація чотиривимірних векторів методом *k*-means, використовує обчислення функції близькості, побудованої як зважена евклідова норма.

Приклад роботи кластеризації на первинних даних потоку можна побачити на рисунку 2.1 де зображення а показує точки картинної площини, відповідні векторам потоку нормою вище порогової, а зображення *b*– те ж безліч, але розділене на 5 кластерів. Кожен кластер виділений кольорів і замкнутий опуклою оболонкою (рис. 2.2).

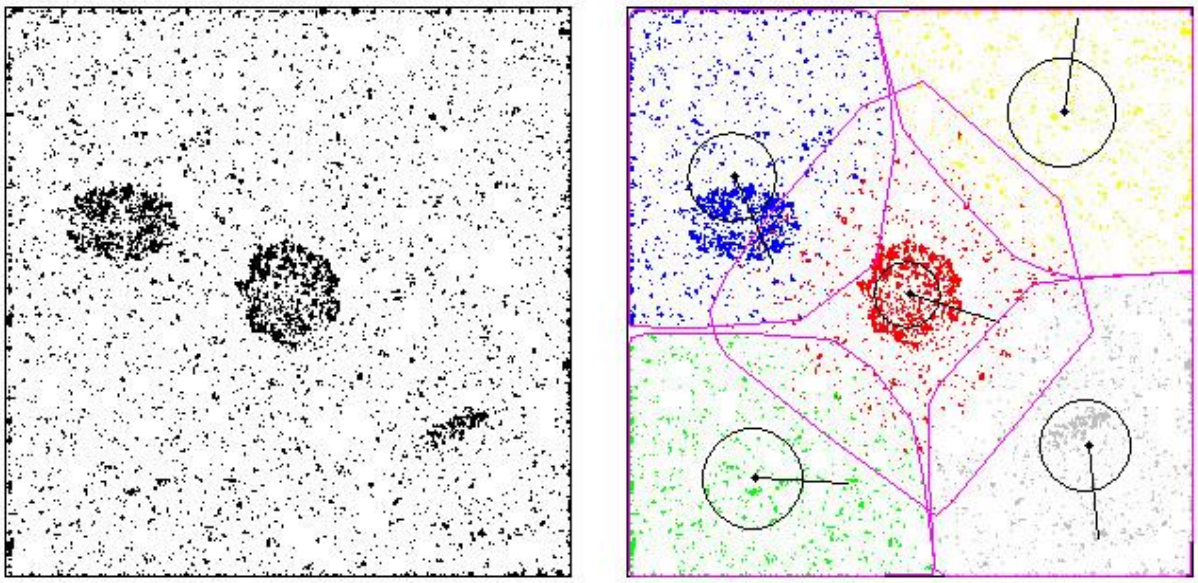

Рисунок 2.2 – Результат кластеризації

– суперкластеризація – це алгоритм призначений для кластеризації вже кластеризованого зображення. Як вихідні дані використовуються отримані раніше кластери, які, таким чином, складаються в надкластери. Для надкластеризації використовують точки, відповідні центрам мас кластерів. Функцією близькості в даному випадку буде знову ж таки Евклідова норма, але обчислена вже тільки з геометричних міркувань у картинній площині;

– визначення центру мас кластера. Центр мас активно використовується для різних оцінок взаємодії між кластерами, визначення відстаней та опис характеру руху певного об’єкта. Проекція центру мас на площину зображення показана жирною точкою всередині кожного зображеного на екрані кластера;

– визначення радіусу кластера. Обчислюється як середня Евклідова відстань від центру мас кластера до кожної йоготочок. Для кожного кластера показується коло даногорадіусу, побудованого від центру мас кластера як від центру кола;

– напрямок руху кластера. Обчислюється як середній аргумент всіх векторів, що входять до кластера. Використовується як напрям на швидкості для побудови апроксимації траєкторії руху. Показується, як спрямований відрізок від центру мас кластера;

– обчислення траєкторії руху. Цей алгоритм створено у тому, щоб виходячи з досліджених раніше кадрів, побудувати траєкторію руху кожного об’єкта. У той самий час алгоритм відстежує і забезпечує розрізнення об’єктів між собою і передбачає очікування об’єкта у тій чи іншій точці картинної площині. Під вузлами траєкторії розуміються центри масс виявлених ранішеоб’єктів.

Алгоритм використовується для точного аналізу сцени, забезпечення цілісності аналізу всього відеоряду, відстеження об’єктів та спрощення сегментації в кадрі.

Траєкторії будуються на основі відомих вузлів, якими проводиться параболічна апроксимація, причому незалежно по обох осях координатної площини. Тобто вибираються вузли апроксимації. $\left(n_1^x \quad n_2^x \quad n_3^x\right)$ и $\left(n_1^y \quad n_2^y \quad n_3^y\right)$, за якими і будуються траєкторії руху.

Вибір другого ступеня рівнянь траєкторії обумовлений кількома факторами:

– при звичайному співвідношенні розмірів об’єктів і кадру великий ступінь не позначається на результаті;

– рух у досліджуваних послідовностях не підпорядковується складнішим законам;

– сцен, створені засобом моделювання дозволяють створювати зразки саме такого ступеня.

Результат застосування алгоритму обчислення траєкторії можна спостерігати на рисунку2.3, траєкторії показані суцільними кривими, відомі вузли також виділеними точками. Жирною точкою показані точки очікування центрів мас об’єктів у цьому кадрі (рис. 2.3).

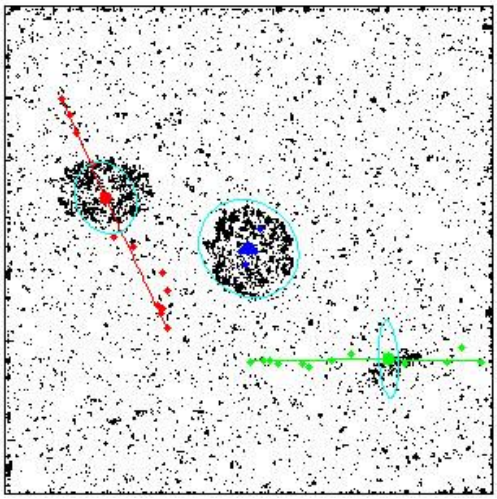

Рисунок 2.3 – Обчислення траєкторії

Додатково введено алгоритм визначення нерухомих об’єктів, наприклад, таких, як центральний об’єкт. Для таких об’єктів траєкторія не будується рівняннями другого ступеня, а визначається як середнє вузлів, оскільки зовсім не відповідає реальному. Алгоритм заснований на аналізі послідовних векторів переміщення об’єктів від вузла до вузла [28, 29].

Алгоритм обчислення опуклої оболонки кластерів. Дозволяє для кожного кластера визначити його опуклу оболонку методом Джарвіса, що дозволяє, по-перше, служить наочності зображення кластерів, а по-друге, активно використовується іншими алгоритмами, оскільки кластер є саме своєю опуклою оболонкою. Результати обчислення опуклих оболонок кластерів можна спостерігати на рисунку 2.3.

Алгоритм обчислення параметрів опуклої оболонки. Як основні параметри активно використовуються площа опуклої оболонки, необхідна для характеризації об’єктів і активно використовується в автоматичних алгоритмах і діаметр опуклої оболонки, необхідний представлення кластера элліпсом.

Алгоритм обчислення контурів об’єкта. Кожен досліджуваний об’єкт представляється еліпсом, що моделюється на основі опуклої оболонки об’єкта. Одна з осей еліпса має довжину рівну діаметру кластера і будується між вузлами опуклої оболонки, що породжують цей діаметр, а друга розраховується таким чином, щоб

площа еліпса і опуклої оболонки кластера збігалися. Таким чином, в результаті такого обчислення виходить рівновеликий об’єкту еліпс, витягнутий вздовж напрямку руху об’єкта. Якщо потрібно обчислити очікувані межіоб’єкта, тобто побудувати в кадрі, що є вузлом, еліпси будуються у двох найближчихвузлах, а кордон у потрібному кадрі визначається як середнє пропорційне між ними.

Алгоритм обчислення реальної кількості кластерів. Цей алгоритм має найважливіше значення для автоматичної роботи, оскільки дозволяє визначити на основі близькості кластерів кількість реальних об’єктів, які вони складають, а значить визначити момент, коли кластери шуму будуть відфільтровані.

Алгоритм заснований на послідовній перевірці близькості двох кластерів і, якщо кластери виявляються досить близькими – визнання їх одним кластером і перезапуск алгоритму. Таким чином, через кілька кроків виявиться менша кількість по-справжньому далеких кластерів, що і буде кінцевим результатом.

Алгоритм обчислення кількості видимих об’єктів. Якщо зображення об’єктів накладаються один на одного, то в кадрі буде видно менше світлових плям, ніж насправді спостерігається об’єктів. Для того, щоб визначити, скільки об’єктів можливо побачити в кадрі, служить даний алгоритм кластерів, що входять до кожного об’єкта. Алгоритм побудований на повному переборі кластерів та об’єктів і або заносить кластер до списку, що входять до об’єкта, або ні. Кластер відноситься до об’єкта, якщо центр кластера знаходиться всередині еліпса, що обмежує об’єкт і значна (вводиться параметрично) частка точок кластера також знаходиться всередині об’єкта. Якщо після такого проходу кластер не виявився віднесеним до жодногоо б’єкта він буде віднесений до найближчого.

Алгоритм об’єктизації. Даний алгоритм формує нові кластери, побудований додаванням кластерів, що входять в об’єкт. У результаті виходить набір із кластерів, що повністю відповідають об’єктам.

2.3 Автоматичний алгоритм сегментації

Для опису результатів обробки кластерам було виділено ряд характеристик, які надають вискновки, наскільки результати обробки зображення відповідають вихідної сцені. Проведені експерименти дозволяють судити про достатність зазначених характеристик для визначення якості відповідності зображення. Нижче представлений список використовуваних характеристик на рівні кластера:

$$D_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_k}\left(\left(x_i^k - \frac{\sum_{j=1}^{N_k} x_j^k}{N_k}\right) + \left(y_i^k - \frac{\sum_{j=1}^{N_k} y_j^k}{N_k}\right)\right)}{N_k} - \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_k}\sqrt{\left(x_i^k - \frac{\sum_{j=1}^{N_k} x_j^k}{N_k}\right) + \left(y_i^k - \frac{\sum_{j=1}^{N_k} y_j^k}{N_k}\right)}}{N_k}\right)^2, \quad (2.12)$$

де D_k – дисперсія*k*-го кластера, $\left(x_i^k \quad y_i^k\right)$ – координати*i*-ї точки *k*-того кластера, а N_k – кількістьточок, щовходять до *k*-го кластера.

Частказа йманої площі. Визначається як кількість точок, що входять до кластера, віднесена до площі опуклої оболонки кластера. Демонструє міру заповненості області кластера точками, визначеними рухомими.

$$P_k = \frac{N_k}{\sum_{i=3}^{M_k}\sqrt{p*(p-a)*(p-b)*(p-c)}}, \quad (2.13)$$

де P_k – частка займаної площі для кластера *k*, N_k – кількість точок, щовходять до *k*-го кластера, M_k – кількість точок, щовходять до опуклої оболонки *k*-го кластера.

$$a = \sqrt{(x_{i-1}^k - x_{i-2}^k)^2 + (y_{i-1}^k - y_{i-2}^k)^2}, \quad (2.14)$$

$$b = \sqrt{(x_i^k - x_{i-1}^k)^2 + (y_i^k - y_{i-1}^k)^2}\,, \tag{2.15}$$

$$c = \sqrt{(x_i^k - x_{i-2}^k)^2 + (y_i^k - y_{i-2}^k)^2}\,, \tag{2.16}$$

$$p = (a + b + c)/2\,, \tag{2.17}$$

де $\left(x_i^k \quad y_i^k\right)$ – координати і-ї точки опуклоїоболонки k-того кластера.

Частка кількості компонентів кластера. Визначається як кількість точок, що входять до кластера до повної кількості точок усіх кластерів. Облік цієї характеристики дозволяє легко виділити малі кластери, які важко визначити з позицій інших характеристик.

$$Q_k = \frac{N_k}{N}\,, \tag{2.18}$$

де N_k – кількість точок, що входять до *k*-го кластера, N – загальна кількість точок.

Характеристика, щопоєднує попередні, але використовується окремо, що дозволяє враховувати як окремі фактори, так і сукупність їх впливу на розрідженість кластера. Обчислюється як:

$$C_k = \frac{D_k}{P_k * Q_k}\,. \tag{2.19}$$

Така характеристика прямо пропроційна дисперсії і обернено пропорційна частці займаної площі і частці кількості компонентів. Алгоритми використовують кілька характеристик, розроблених на основі характеристик кластерного рівня:

– відношення найменшої дипресії до найбільшої. Прагнення цієї характеристики до одиниці демонструє вирівнювання кластерів за розрідженістю і, таким чином, наближення їх до реальних;

– найменша частка площі. При збільшенні цієї характеристики можна будувати висновки про заповненості кластерів точками, отже, про щільність кластерів;

– відношення найменшої спеціальної характеристики до максимальної.

2.4 Визначення інформації попередніх сесій

На цьому етапі відбувається читання інформації, записаної для попередніх кадрів і щодозволяє заочікуваннями для розмірів та розташування об’єктів визначити, який кластер в який об’єкт входить.

Такий метод активно використовує динамічну інформацію про зміни потоків і дозволяє вирішувати багато цікавих завдань, як, наприклад, визначення накладення одного об’єкта на інший, що неможливо звичайними методами. На цьому етапі відбувається обчислення траєкторій об’єктів, очікуваного їх розташування та форми.

Крім того, після завантаження даних та обчислення траєкторії відбувається визначення міри довіри цим даним [29]. Від параметра залежить, чи буде інформація попередніх сесій враховуватися при сегментації даного кадру. Рішення щодо міри довіри приймається залежно від того, наскільки далекий номер поточного кадру від найближчого вузла. Для випадку дуже віддалених вузлів апроксимація траєкторії та форми об’єкта у вказаному кадрі, очевидно, викликати довіри не може. Крім того, міра довіри – є явний параметр алгоритму автоматичної обробки.

Також на цьому етапі визначається кількість об’єктів, на які буде сегментовано поле потоку. В даний момент мається на увазі повна реальна кількість об’єктів, а не кількість видимих на екрані зображень, оскільки такі випадки будуть

оброблені окремо та враховані алгоритмом сегментації. Крім того, це значення кількості об’єктів можна задати як явний параметр сегментації.

Показані зображення відразу після завантаження поля потоків (ліворуч) та після читання інформації попередніх сесій (рис 2.4).

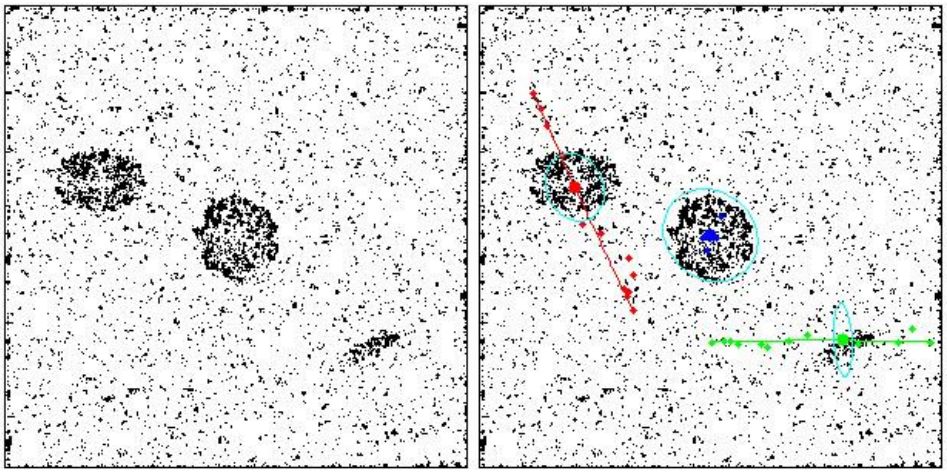

Рисунок 2.4 – Етап читання інформації попередніх сесій

2.4.1 Первинне виділення кластерів

Для виконання першого етапу, первинного виділення кластерів, використовується ідея ітераційної кластеризації та фільтрації зображення, поки не будуть досягнуті задані порогові значення характеристик. Метою етапу є отримання кластерів, що відповідають декільком властивостям:

– кожен кластер повністю є частиною якогось об’єкта;

– жоден кластер не відповідає шуму;

– жоден кластер не є частиною двох і більше об’єктів.

У загальному вигляді пропонований алгоритм попередньої обробки виглядає наступним чином:

Виконувати:

– черговий фільтр;

– перекластеризацію на велике число кластерів;

– видалення самого розрідженого кластера;

Поки не буде досягнуто граничне значення характеристик. Фільтри на кожному кроці виконуються парами.

На непарних кроках:

– фільтр 5% очищення віддалених точок;

– фільтру січення опуклої оболонки.

На парних кроках:

– фільтр видалення відокремлених точок з порогом;

– груповий фільтр.

Успішність застосування самецих фільтрів і саме в такому поєднанні встановлена на підставі вивчення стандартних засобів обробки зображень, дослідження предметної області обробки потокових кадрів та серії експериментів, проведених на цільових відеопослідовностях та включеноюо птимізацією за аргументом.

Мета кластеризації – породити якомога більше кластерів, відповідних умовам, що накладаються на них. Встановлено, що 8-ми кластерів достатньо для успішної сегментації при нагоді 1-4 об’єктів. Спеціальна характеристика виходу з циклу.

Характеристика формується за загально. характеристикою кластерів, описаним вище і за допомогою алгоритму визначення реальної кількості кластерів (не кластерів шуму).

Використовуються:

– характеристика відношення дисперсій із порогом 0,5;

– характеристика найменшої частки площі з порогом 5%;

– характеристика відношення параметрів з відношенням 0.1.

Для виходу з циклу використовуються три умови:

– реальна кількістьоб’єктів відповідає необхідному;

– виконані всі три характеристики;

– виконано дві будь-які характеристики.

Показані зображення відразу після читання інформації попередніх сесій (ліворуч) та після первинного виділення кластерів (праворуч) (рис 2.5).

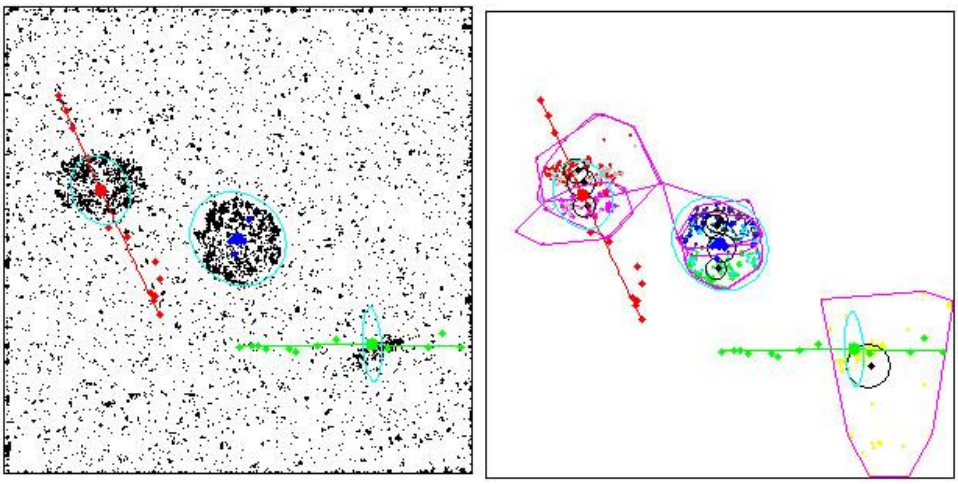

Рисунок 2.5 – Етап первинного виділення кластерів

2.4.2 Визначення характеристик

Після етапу обробки, на підставі конфігурації виділених кластерів, можна зробити висновки про особливості досліджуваних об’єктів.

Два приклади – це обертання і зміна розмірів його на дві частки, які обертаються в протилежні сторони.

Об’єкт, що розширюється або стискається. У цьому випадку кластери являють собою кільце, замкнуте навколо центру об’єкта, як це видно на прикладі вище для головного об’єкта методів визначення руху на основі обчислення оптичного потоку.

2.4.3 Етап підготовки до остаточної сегментації

На цьому етапі здійснюється фільтрація шумових векторів, близьких до векторів від об’єктів, що дозволяє точніше задати межі об’єктів. Це виявляється важливо як саме по собі, так і при використанні цієї інформації для сегментації інших кадрів. Поки найменша за кластерами характеристика частки займаної площі не перевищуватиме 0.25.

Показані зображення відразу після первинного виділення кластерів (ліворуч) та після виконання етапу підготовки до остаточної сегментації (праворуч) (рис. 2.6).

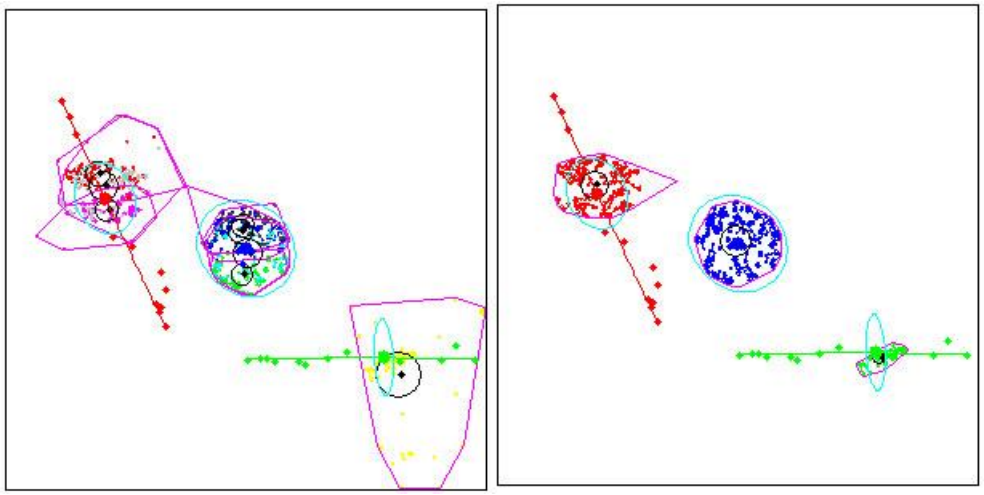

Рисунок 2.6 – Етап підготовки до остаточної сегментації

2.4.4 Этап постобробки

На данному етапі відбувається остаточне формування об’єктів із кластерів, з постфільтрацією та підкресленням форми. Алгоритм є ітераційним виконанням фільтрів індивідуального виключення віддалених точок і усічення меж опуклої оболонки. На певному етапі, також, вводиться фільтр додавання точок, що мають граничне значення сусідів з порогом 3.

Цей етап є необов’язковим і найчастіше не потрібен, але іноді він дозволяє більш точно відстежити межі об’єктів і зробити об’єкти помітнішими, для підвищення візуального вивчення дослідником. На рисунку 2.7 показані зображення відразу після виконання етапу підготовки до остаточної сегментації.

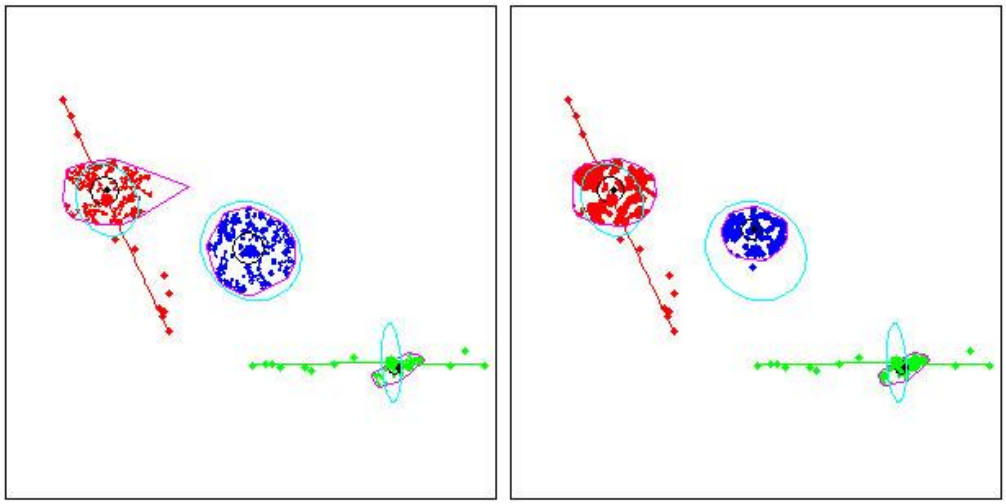

Рисунок 2.7 – Етап постобробки

В результаті описаної частини дослідження були вивченіі снуючі та розроблені нові підходи до динамічної сегментації послідовностей зображень.

Пропонований для подальшої реалізації та розвитку метод являє собою комбінацію сегментації вихідної послідовності руху і статичну цільову сегментацію отриманого на першому етапі поля оптичного потоку.

Можна виділити такі основні переваги данного підходу:

– динамічна сегментація дозволяє виділити на зображенні сегменти, що рухаються, оцінити їх швидкість і напрямок руху, що надає додаткову інформацію для подальшої роботи;

– цільова сегментація поля потоку, на відміну від сегменатації вихідного кадру надає більше можливостей для аналізу та оцінки того, що відбувається в кадрі, що сприяє кращому розумінню сцени.

У порівнянні з застосовуваними в даний час в медичній діагностиці методами, можна виділити наступні відмінності:

– на кожному кроці сегментації використовується інформація не одного, а декількох кадрів, що дозволяє відстежувати і передбачати динаміку сцени;

– надається можливість не тільки визначати наявність руху по спотвореннях у кадрі, але і відстежувати його параметри, розкладаючи видиме зображення на об’єкти, що рухаються незалежно;

– запропоновані алгоритми сегментації потоку дозволяють точно оцінювати те, що відбувається в кадрі, оскільки працюють не над вихідним кадром, а над зображенням, доповненим інформацією про присутній у кадрі його вид.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ОБРОБКИ ДИНАМІЧНИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Існуючі на даний момент засоби медичної діагностики працюють на основі статичних методів обробки зображень, та не працюють із сегментацією руху. Проте, можливості сучасних ЕОМ дозволяють за якісної реалізації алгоритмів проводити у час і динамічний аналіз сцен, формованих відповідними медичними приладами.

Основні вимоги до програмного комплексу, що розробляється:

– у сфері реалізації методу динамічної сегментації відео зображень. Оптимальна реалізація всіх частин розробленого методу, що дозволяє працювати алгоритмам у реальному часі при збереженні достатньої якості результатів, що одержуються при сегментації;

– можливість використання готових алгоритмів аналізу та обробки відео послідовностей, реалізована досить зручно та зрозуміло для фахівця в галузі медицини, а не обробки зображень;

– можливість аналізу та дослідження проведених застосувань методу для подальшого дослідження та покращення алгоритмів обробки.

У галузі дослідження та розробки подальших методів аналізу та сегментації послідовностей зображень та застосування існуючих актуальних завдань медичної діагностики:

– можливість проводити багаторазові методи обробки вхідної послідовності з фіксуванням одержуваних результатів;

– розробка засобу формування модельних сцен, що містить можливості для формування динамічних сцен будь-якої складності та заданих оптичних характеристик, для дослідження роботи застосовуваних алгоритмів. та реалізація чисельних характеристик, що дозволяють оцінювати та порівнювати якість проведеної сегментації для модельних сцен.

В області користувальницького інтерфейсу та зручності використання нефахівцем:

– можливість застосування готових методів обробки без додаткової підготовки;

– реалізація методу в реальному часі, що дозволяє отримувати результати безпосередньо під час проведення медичного дослідження;

– використання всіх вхідних-вихідних даних у звичних для медичних працівників форматах та способи подання.

3.1 Розробка програмного комплексу

Для практичного моделювання та дослідження динамічних сцен, розроблених алгоритмів, та вирішення прикладних завдань сегментації було розроблено спеціальний програмний комплекс, побудований на основі розробленої та описаної вище методики. Крім виконання всіх покладених на нього завдань, даний комплекс має деякі особливі відмінності та переваги, головна з яких – незалежність складових частин комплексу, що дозволяє використовувати їх окремо один від одного, якщо виникають завдання, де це може бути ефективно.

Програма є набір з декількох файлів:Test.m

– genimage.m;

– genlin.m;

– genellp.m;

– gennormelp.m;

– multinormal.m;

– genBackground.m.

Файли містять вихідний код програми мовою MATLAB і вирішального завдання в рамках проведеного дослідження. Коротко, зазначені файли містять у собі:

Test.m – глобальне складання функціональної частини. Крім того, в цьому ж файлі необхідно встановлювати налаштування, що характеризують одержуване зображення.

Genimage.m – функція, що організує створення конкретного зображення за номером кадру та даними, встановленими через параметри. еліпс з лінійним розподілом інтенсивності світіння, побудованим від максимального значення, також заданого через параметри об’єкта і переданого цієї функції. переданого цієї функції

Gennormelp.m – формує еліпс з нормальним розподілом інтенсивності світіння, побудованим від максимального значення, також заданого через параметри об’єкта і переданого цієї функції

GenBackground.m – відповідає за формування фону, що володіє заданими властивостями та параметрами руху.

Безпосередньо алгоритм роботи програми моделювання сцен є послідовною генерацією кадрів з подальшим формуванням з них відеоряду. Тобто, для кожного з об’єктів за допомогою параметричних рівнянь руху та масштабування обчислюються значення інтенсивностей, що їм породжуються. Потім отримані кадри особливим чином складаються всі між собою і з обраною маскою. Принцип «складання» полягає у виборі з варіантів найяскравішої точки. Насправді таке «складання» вироджується у пошук максимального значення чисельного висловлювання інтенсивності (колір) у кожній точці кадру. У цій операції також бере участь безпосередньо кадр з гаусовим шумом заданої щільності.

Кожен об’єкт формує кадр за допомогою функції genimage, де в залежності від типу освітленості відбувається перерозподіл між функціями genlin, genellp, або gennormellp. Кожна з цих функцій є перебором усіх точок еліпса з обчисленням інтенсивності потоку в них з урахуванням правила, що регламентує даний конкретний розподіл і відносного розташування цієї точки, щодо центру еліпса.

Набір вихідних даних програми розроблений таким чином, що відповідає всім вимогам і висновкам, зробленим у процесі попереднього дослідження. Усі

параметри задаються на початку файлatest.m, у тілі якого за допомогою коментарів додатково пояснено, який параметр відповідає.

framecols = 150;

Кількість кадрів. Натуральне число.

noisetype = 1; % Тип розподілу

width = 300; % ширина зображення горизонтальний розмір кадру в точках.

height = 300; % висота зображення вертикальний розмір кадру в точках

noisetype = 1; % Тип розподілу шуму. Цей запис означає, що буде застосовано зашумленняГауссом

.mean = 0; % Середнє значення математичного очікування.

variance = 0.1; % Відхилення від середнього.

obj.type = 1; % тип розподілу світності: 1–еліпс, 2–лінійне, 3–нормальне

.obj.brightness = 200; % максимальна яскравість об’єкта.

Значення, від якого будується розподіл. Ціле число, що лежить у межах [0; 255].

3.2 Динамічні параметри об’єктів

obj.Xmovement = [0; 1; 40]; % коефіцієнти параметричного рівняння зміщення вздовж осі x.

Відповідно, коефіцієнти [ax, bx, cx], що задають рівняння зміщення об’єкта щодо осі абсцис.

obj.Ymovement = [0; 2; 30]; % коефіцієнти параметричного рівняння зміщення вздовж осі y.

Відповідно, коефіцієнти [ay,by,cy], що задають рівняння зміщення об’єкта щодо осі ординат.

obj.anglechange = [0; 0; 0]; % коефіцієнти параметричного рівняння зміщення кута обертання.

Коефіцієнти [aα,bα,cα], що задають рівняння обертання об’єкта щодо власного центру.obj.resizecoef = 1; % коефіцієнт максимальної зміни розмірів об’єкта.

obj.resizevelocity = 0; Коефіцієнт швидкості зміни розмірів об’єкта.

Частота коливання розмірів еліпса. У межах [0; 1]. При рівному коефіцієнті 0 ніякого ремасштабування немає і тіло має постійний розмір.

obj.startradius = [30; 20]; %початкові значення радіусів

Початкові значення радіусів. Невід’ємні числа. Перше число відповідає радіусу, паралельному осі абсцис, друге – осі ординат.

obj.background = 0; % об’єкт – частина фону?

Константа визначає, чи є об’єкт частиною фону, чи рухається незалежно від фону. У разі, нульове значення константи свідчить, що це– незалежний від фону об’єкта.Значення, описані в блоці нижче абсолютно не важливо. Але вони повинні бути вказані, інакше програма не працюватиме

obj.center_point = [0; 0]; % центр об’єкта

obj.radius = [0; 0]; % 2 радіусу об’єкта

obj.angle = 0; % кут нахилу об’єкта

mov = avifile('example21.avi','compression','Cinepak','colormap',[0,0,0]);

'example21.avi' – Ім’я вихідного файлу з відеорядом. При необхідності може бути змінено.

Xspeed = -1; Yspeed=0;

Траєкторії представлені усуненням фону, що виражаються цілим числом для кожної осі. Це число – зміщення за одиницю часу вздовж цієї осі.

ImMask = imread (['mask\mask3.bmp']); Розміри маски у файлі повинні відповідати розмірам кадру, інакше робота буде порушена.

3.3 Розрахунок оптичного потоку

Даний алгоритм реалізований у середовищі розробки MATLAB, що, по-перше, зручно поєднується з алгоритмом, що забезпечує генерацію модельних даних, а, по-друге, зручно саме по собі через пристосованість даного інструменту до вирішення подібних завдань.

Програма перетворює вхідну послідовність зображень, представлену відеофайлом набір даних про обчислений оптичний потік.

Алгоритм зводиться до кількох послідовних етапів. Спочатку вхідна послідовність наводиться до моделі представлення точок кадрів їх інтенсивностями, потім відбувається обчислення потоку методом Лукаса-Канаде, після чого окремо обчислюються і записуються дані про норму і вугілля кожного вектора потоку.

Дані про поле векторів потоку записуються в текстовий файл , Що відповідає даному номеру кадру, що виявляється зручно надалі для прочитання іншими засобами програмного комплексу.

Даний засіб призначений в першу чергу для теоретичних досліджень з метою розробки алгоритмів сегментації.

Алгоритм полягає у читанні потокових даних, записаних засобом, описаним вище, та виведенні на екран у форматі візуального представлення, згідно з розробленою методикою.

Для реалізації роботи з обчисленими оптичними потоками було розроблено спеціальний програмний засіб, що дозволяє застосовувати готові алгоритми постобробки потокових даних, знятих з динамічних сцен, так і вручну комбінувати будь-які варіанти з пропонованих фільтрів, обробок і налаштувань в дослідницьких цілях. Програмний засіб розроблено мовою програмування Java, як найбільш зручному для таких розробок.

На програмний засіб покладалося дві основні цілі:

– надати досліднику можливість самостійно вибирати послідовність операцій з обробки потоку, налаштовуючи і параметризуючи необхідні програмні функції компоненти і надаючи великі можливості для вивчення результатів їх виконання як за рахунок графічного виводу, що однозначно трактується на екран, так і за рахунок можливості виведення всіх чисельних значень і характеристик в протокол налагоджувального виведення програмного засобу;

– запропонувати набір готових алгоритмів, що здійснюють обробку результатів обчислення потоку, що автоматично виконують необхідні в конкретному випадку послідовності компонентів.

Пропоновані користувачеві готові алгоритми обробки повинні відповідати декільком вимогам:

– описувати наперед задані випадки вхідних даних з конкретизованими типами можливих спотворень та обмеженнями;

– надавати досліднику кінцевий та проміжний результат своєї роботи в графічній та налагоджувальній формі;

– формувати набір даних достатній для дослідженого опису сцени в термінах об’єктів, щорухаються, їх траєкторій, форм, розмірів і взаємнихпереміщень;

– оцінювати ступінь коректності проведеної обробки;

– підготовляти матеріали для створення вихідного відеофайлу, що дозволяє відобразити вхідну відеопослідовність та результати проведеної обробки.

3.3.2 Інтерфейс користувача

Користувачеві надано основне вікно програми, що включає область відображення поточного стану та безліч засобів управління можливостями.

Інтерфейс засобу обробки потоку:

– область управління алгоритмами обробки;

– область готових алгоритмів автоматичної обробки4. Кнопка завантаження даних про поток із файлу даних;

– поле введення порогового значення потоку для читання файлу;

– кнопка кластеризації векторів;

– кнопка надкластеризації;

– поле введення кількості кластерів для алгоритмів кластеризації та надкластеризації;

– поля введення ваги характеристик векторів для кластеризації;

– кнопка увімкнення/вимкнення оптимізації за аргументом векторів оптичного потоку;

– кнопка виклику фільтра віддалених точок;

– кнопка виклику індивідуального фільтра віддалених точок для розрідженого кластера;

– поле введення відсотка точок, що видаляються;

– кнопка виклику фільтра відокремлених точок;

– поле введення порога числа сусідів для фільтра відокремлених точок і фільтра додавання;

– кнопка виклику фільтра додавання;

– кнопка виклику групового фільтра;

– поле введення порога площі для групового фільтра;

– кнопка виклику фільтра розріджених кластерів;

– кнопка виклику фільтра усічення опуклої оболонки;

– повзунок номера кадру, що завантажується;

– поле примусового завдання кількості реальних об’єктів;

– поле примусового виставлення параметра довіри;

– кнопка виклику алгоритму читання даних попередніх сесій;

– кнопка виклику алгоритму початкової кластеризації;

– кнопка виклику алгоритму підготовки;

–кнопка виклику алгоритму постобробки;

– кнопка запису даних кластеризації;

– область налаштувань фільтрів, які використовуються автоматичними алгоритмами;

– область порогових значень характеристик, що використовуються автоматичними алгоритмами;

– область налаштувань параметрів використання даних попередніх сесій;

– параметр фільтра усічення опуклої оболонки;

– параметр алгоритму додавання точок;

– параметр групового фільтра;

– параметр фільтрів відокремлених точок;

– параметр фільтрів очищення далеких точок;

– значення характеристики відношення дисперсій 38. Значення характеристики відношення площ;

– значення відносин спеціальних характеристик;

– значення характеристики відношення площ для пост обробки;

– при включенні цього прапорця під час об’єктизації кластер буде в будь-якому випадку віднесений до найближчого об’єкта;

– частка перетину площ для віднесення кластера до об’єкта;

– довірчий інтервал, використання інформації попередніх сесій.

Спеціально для дослідницьких та налагоджувальних цілей під час виконання програмної програми, в окремому вікні ведеться протокол, до якого автоматично заносяться всі події, зроблені в ході виконання програми та дії дослідника і, також, чисельні характеристики, які можуть становити інтерес з метою вивчення результатів роботи.

До складу протоколу входять повідомлення кількох основних типів:

– повідомлення про завантаження потоку;

– повідомлення про старт алгоритму;

– повідомлення про старт кластеризації;

– інформаційні повідомлення про параметри;

– повідомлення про застосування фільтрів;

– значення обчислених показників (рис. 3.1).

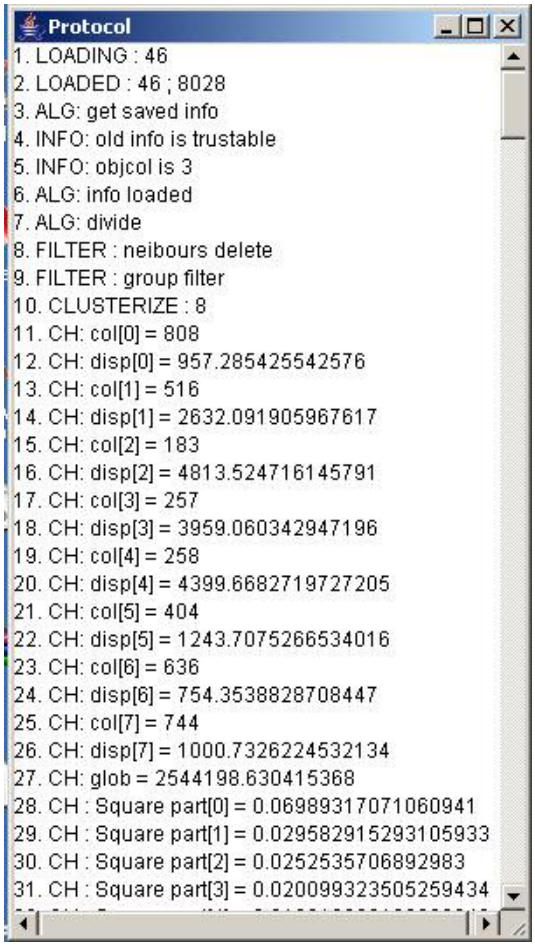

Рисунок 3.1 – Протокол обробки

3.3.3 Розрахунок характеристик

Програма реалізована в середовищі розробки Matlab, що обумовлено з одного боку сумісністю форматів внутрішніх даних, а з іншого – зручністю реалізації подібних алгоритмів у даному середовищі. Як основні вихідні дані мається на увазі

використання середніх значень цих характеристик по всій послідовності, що виправдано статистично.

Створено програмний комплекс, що відповідає поставленим вимогам та дозволяє проводити сегментацію послідовностей зображень розробленим методом, застосовувати готові схеми алгоритмів сегментації, адаптувати метод до нових завдань обробки зображень та досліджувати отримані результати за допомогою модельних сцен, створюваних самим комплексом.

Було використано реальний запис послідовності зображень, деякі кадри з якої наведено рисунку 3.2. Наведений приклад ілюструє роботу створеного методу без будь-яких доповнень, що дозволяють вирішувати конкретні вузькоспеціалізовані завдання та дозволяє оцінити ефективність застосування самого підходу до вирішення завдань ехокардіографічного дослідження за допомогою цієї розробки.

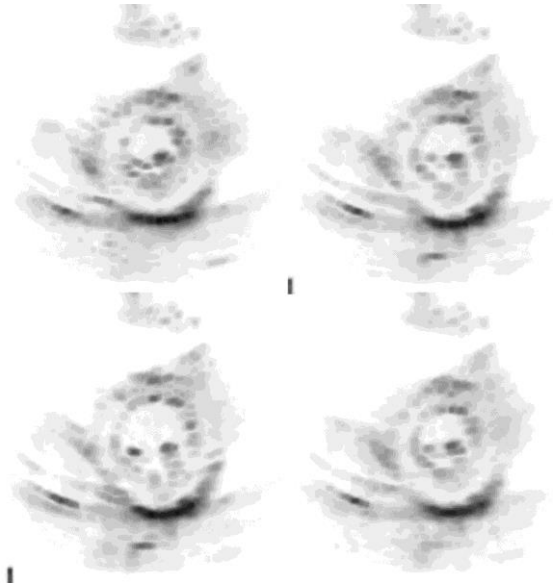

Рисунок 3.2 – Кадри ехокардіографічної послідовності

Сегментація у кожному такому кадрі дуже утруднена і лише досвідчений лікар може робити правильні висновки про об'єкт спостереження. Спробуємо провести запропонований метод на одному з цих кадрів. На рисунку 3.3 показано етапи обробки вхідної інформації. Вхідний потік, одержаний безпосередньо проведенням алгоритму Лукаса-Канаде. Пропускний поріг на модуль вектора встановлений в

0,001, що означає визначення точок, зміщення яких склало 0,001 пікселів за кадр як точок, що рухаються. Результат першого етапу роботи алгоритму, етапу ітеративної кластеризації-фільтрації. Тут уже виділені сукупності точок, що рухаються, зібрані в кластери за критерієм евклідової близькості. Остаточний результат, досягнутий на етапі постобробки, з уточненням форм та меж кластерів.

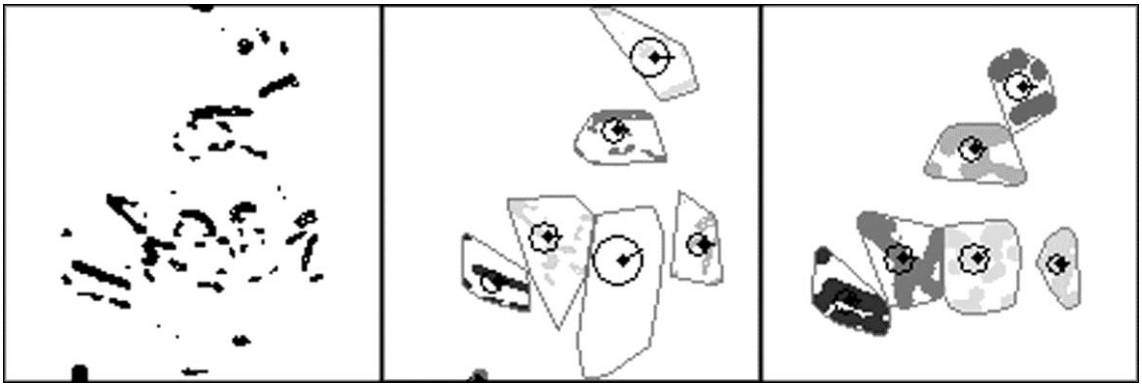

Рисунок 3.3 – Обробка поля оптичного потоку

Зображення, що рухаються спільно, визначені коректно, що дозволяє говорити в цілому про застосування розробленої методики до ехокардіографії (рис. 3.4).

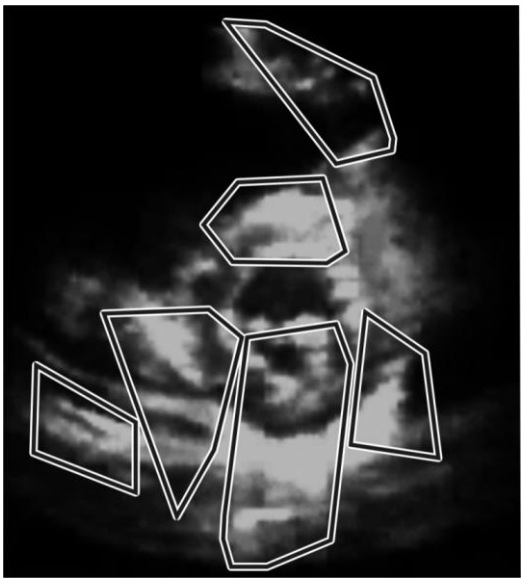

Рисунок 3.4 – Розмічений кадр

ВИСНОВКИ

Проведено дослідження завдань медичної діагностики, пов’язаних з обробкою динамічних зображень, показано ефективність застосування динамічних методів обробки зображень.

Розроблено метод автоматичної сегментації динамічних медичних зображень, підтверджено його обчислювальну ефективність, що включає динамічну сегментацію та подальшу обробку поля оптичного потоку. Вибрано систему оцінки ефективності методів обробки зображень для дослідження на модельних даних. Розроблено систему моделювання динамічних сцен за відомими параметрами для дослідження методу обробки.

В результаті роботи, поставлене завдання було успішно вирішено.

Основні переваги розробленого комплексу полягають у наступному:

– оптимізація, використання швидких алгоритмів і паралельна реалізація дозволяють проводити дослідження в реальному часі;

– сегментація на основі аналізу руху дозволяє отримати більш точне опис сцени, чим це було у разі статичної сегментації кожного окремого зображення вхідної послідовності;

– тонка настройка фільтрів та алгоритмів дозволяє створювати набори методів, адаптовані до даних завдань;

– засіб моделювання сцен дозволяє створювати динамічні сцени заданих них характеристик та перевіряти на них готові алгоритми.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Rabotiahov, A., Kobylin, O., Dudar, Z., &Lyashenko, V. (2018, February). Bionici magese gmentation of cytology samples method. In *2018 14th International Conferenceon Advanced Trendsin Radioelecrtronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)* (pp. 665-670). IEEE.

2. Работягов, А. В., Ляшенко, В. В., &Кобылин, О. А. (2016). Сегментация сложных зображений цитологических препаратов.

3. Lyashenko, V., Mohammad, A., &Kobylin, O. (2015). Experiments with Fusion of Images with Use of Wavelet Transformation in Problem sof the Text Information Analysis.

4. Деркач, О. І. (2016). Аналітична обробка текстової інформації за допомогою засобів кластеризації. *Young*, *34*(7).

5. Kobylin, O., Vyskrebentseva, S., &Petrova, R. (2019).Обробка даних, що містять пропуски в задачах кластеризації. *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*, *5*(57).

6. Little, R. J., &Rubin, D. B. (2019). *Statistic alanalysis with missing data* (Vol. 793). JohnWiley&Sons.

7. Jain, A. K., Murty, M. N., & Flynn, P. J. (1999). Data clustering: a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, *31*(3), 264-323.

8. Perret, B., Chierchia, G., Cousty, J., Guimarães, S. J. F., Kenmochi, Y., &Najman, L. (2019). Higra: Hierarchical graph analysis. *SoftwareX*, *10*, 100335.

9. Steinley, D. (2006). K- means clustering: a half- century synthesis. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, *59*(1), 1-34.

10. Ackermann, M. R. (2009). *Algorithms for the Bregman k-Median problem* (Doctoral dissertation, University of Paderborn).

11. Khachumov, M. V. (2012). Distances, metrics and cluster analysis. *Scientific and Technical Information Processing*, *39*(6), 310-316.

12. Huang, Z., & Ng, M. K. (1999). A fuzzy k-modes algorithm for clustering categorical data. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, *7*(4), 446-452.

13. Montgomery, D. C., Jennings, C. L., &Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting*. John Wiley & Sons.

14. Zhang, J., Zhao, Z., Xue, Y., Chen, Z., Ma, X., & Zhou, Q. (2017). Time series analysis. *Handbook of Medical Statistics*, *269*.

15. Крашений, І. Е., Попов, А. О., Рамірез, Х., Горріз, Х. М., Крашеный, И. Э., Попов, А. А., ... &Горриз, Х. М. (2016). Використанняметодівкластеризації в системах нечіткоговиводу для діагностикихвороби Альцгеймера на основі ПЕТ-зображень.

16. Штовба, С. Д. (2006). Побудова функцій належності нечітких множин за кластеризацією експериментальних даних. *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, (2), 92-95.

17. Xu, J., Han, J., Xiong, K., &Nie, F. (2016, July). Robust and Sparse Fuzzy K-Means Clustering. In *IJCAI* (pp. 2224-2230).

18. Bodyanskiy, Y. V., Tyshchenko, O. K., &Mashtalir, S. V. (2019, June). Fuzzy Clustering High-Dimensional Data Using Information Weighting. In *International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing* (pp. 385-395). Springer, Cham.

19. Oleg, K., Sergii, M., &Mykhailo, S. (2017, October). Video Clustering via Multidimensional Time-Series Analysis. In *Proceedings of the 9th International Conference on Information Management and Engineering* (pp. 60-63). ACM.

20. Mashtalir, S., Mashtalir, V., &Stolbovyi, M. (2017). Video shot boundary detection via sequential clustering. *International Journal "Information Theories and Applications*, *24*(1), 50-59.

21. Mashtalir, S., Mashtalir, V., &Stolbovyi, M. (2018, August). Representative Based Clustering of Long Multivariate Sequences with Different Lengths. In *2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)* (pp. 545-548). IEEE.

22. Bodyanskiy, Y., Kobylin, I., Rashkevych, Y., Vynokurova, O., &Peleshko, D. (2018, February). Hybrid fuzzy-clustering algorithm of unevenly and asynchronously spaced time series in computer engineering. In *2018 14th International Conference on Advanced Trends in Radioelecrtronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)* (pp. 930-935). IEEE.

23. Bodyanskiy, Y., Vynokurova, O., Kobylin, I., &Kobylin, O. (2016). Adaptive fuzzy clustering of short time series with unevenly distributed observations in Data Stream Mining tasks. *Information Technology and Management Science*, *19*(1), 23-28.

24. Женбинг, Х., Бодянский, Е. В., Тыщенко, А. К., &Ткачев, В. Н. (2017). Fuzzy Clustering Data Arrays with Omitted Observations.

25. Kate, R. J. (2016). Using dynamic time warping distances as features for improved time series classification. *Data Mining and Knowledge Discovery*, *30*(2), 283-312.

26. Hu, Z., Mashtalir, S. V., Tyshchenko, O. K., &Stolbovyi, M. I. (2018). Clustering matrix sequences based on the iterative dynamic time deformation procedure. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, *10*(7), 66-73.

27. Wang, D., Lu, X., & Rinaldo, A. (2017). DBSCAN: Optimal Rates For Density Based Clustering. *arXiv preprint arXiv:1706.03113*.

28. Lyashenko V., Kobylin O., Selevko O. (2020) Wavelet Analysis and Contrast Modification in the Study of Cell Structures Images. International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. 9(4). – 4701-4706.

29. Bodyanskiy, Y., Shafronenko, A., &Mashtalir, S. (2019, May). Online Robust Fuzzy Clustering of Data with Omissions Using Similarity Measure of Special Type. In *International Scientific Conference "Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence"* (pp. 637-646). Springer, Cham.

30. Mashtalir, S. V., Stolbovyi, M. I., & Yakovlev, S. V. (2019). Clustering Video Sequences by the Method of Harmonic k-Means. *Cybernetics and Systems Analysis*, *55*(2), 200-206.

31. Mashtalir, V., Ruban, I., &Levashenko, V. (Eds.). (2019). Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data (Vol. 876). Springer Nature.

32. Kobylin, O., &Lyashenko, V. (2016). Contrast Modification as a Tool to Study the Structure of Blood Components.

33. Обаполенко, В. Р., (2021) Дослідження та реалізація методу оброблення динамічних медичних зображень.

34. Обаполенко, В. Р., (2021) Актуальність оброблення динамічних медичних зображень.