

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 НЕЧІТКОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ
ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ ДОСТОВІРНОСТІ**
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІНФМ-23-2

Магніцький Є.Д.
(прізвище, ініціали)

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

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Шафроненко А.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Кобилін О.А.
(прізвище, ініціали)

2025 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-професійнаОсвітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«_____» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Магніцькому Євгенію Дмитровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Дослідження та реалізація методу нечіткої сегментації зображень на основі теорії достовірності

затверджена наказом по університету від 25 листопада 2024 року № 1246Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 23 грудня 2024 р.3. Вихідні дані до роботи науково-технічні публікації щодо дослідження та розробки методу методу нечіткої сегментації на основі теорії достовірності, вибірки даних з UCI-репозиторій та кагловська вибірка.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Аналіз предметної області.

2. Порівняльний аналіз методів нечіткої сегментації.

3. Дослідження методу нечіткої сегментації на основі теорії достовірності.

4. Експериментальні дослідження розробленого методу.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) аналіз предметної області, постановка задачі, дослідження та реалізація методу нечіткої сегментації зображень на основі теорії достовірності, аналіз отриманих результатів.

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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	25.11.2024	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	25.11.24-27.11.24	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	27.11.24-29.11.24	
4	Аналіз технічних засобів	29.11.24-30.11.24	
5	Розробка методу	30.11.24-01.12.24	
6	Програмна реалізація	01.12.24-02.12.24	
7	Оформлення пояснювальної записки	02.12.24-03.12.24	
8	Перевірка на плагіат	10.12.2024	
9	Рецензування	11.12.2024	
10	Підготовка презентації та доповіді	12.12.2024	
11	Занесення роботи в електронний архів	02.01.2025	
12	Попередній захист кваліфікаційної роботи	02.01.2025	

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. Шафроненко А.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 77 с., 4 табл., 21 рис., 41 джерело.

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ , ДОСТОВІРНИЙ ПІДХІД, СЕГМЕНТАЦІЯ, ПОТІК ДАНИХ, НЕЧІТКА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ.

Об'єктом дослідження є цифрові зображення з невизначеністю у розподілі їхніх характеристик.

Метою дослідження є розробка та реалізація методу нечіткої сегментації зображень, що базується на використанні теорії достовірності, для покращення точності та надійності сегментації в умовах невизначеності.

В ході виконання кваліфікаційної роботи було спроектовано і реалізовано метод нечіткої сегментації зображень, що базується на теорії достовірності та розроблено за допомоги мови програмування Python.

CLUSTERING, CREDIBILISTIC APPROACH, SEGMENTATION, DATA STREAM, FUZZY IMAGE SEGMENTATION.

The object of the research is digital images with uncertainty in the distribution of their characteristics.

The aim of the research is to develop and implement a fuzzy image segmentation method based on the use of evidence theory to improve the accuracy and reliability of segmentation under conditions of uncertainty.

During the qualification work, a fuzzy image segmentation method based on evidence theory was designed, implemented, and developed using the Python programming language.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ.....	8
1 Аналіз предметної області	10
1.1 Аналіз предметної області	10
1.2 Сегментація зображень як основне завдання комп'ютерного зору..	11
1.3 Основні підходи до сегментації зображень	14
1.3.1 Порогові методи сегментації.....	14
1.3.2 Методи на основі кластеризації	17
1.3.3 Методи виділення областей	19
1.3.4 Методи на основі порогового значення.....	20
1.3.5 Регіональні методи сегментації	20
1.3.6 Алгоритми сегментації на основі водорозділів.....	21
1.3.7 Нечітка кластеризація.....	22
1.4 Основи теорії достовірності та її застосування в комп'ютерному зорі.....	23
1.5 Постановка задачі дослідження	25
2 Дослідження методу нечіткої сегментації на основі теорії достовірності ..	27
2.1 Нечітка логіка в сегментації зображень	27
2.2 Основи нечіткої логіки та її особливості	29
2.3 Принципи теорії достовірності	38
2.4 Використання теорії достовірності в сегментації та обробці нечіткої інформації	38
2.5 Метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності.....	41
3 Реалізація та експериментальні дослідження	44
3.1 Структура алгоритму сегментації.....	44
3.2 Порівняння з традиційними методами сегментації.....	46
3.3 Вибір мови програмування	50
3.4 Переваги та недоліки мови Python	52

3.5 Підсумок щодо вибору мови програмування	54
3.6 Технології та бібліотеки.....	55
3.7 Програмна реалізація	57
3.8 Розробка програмних компонентів досліджуваного методу.....	58
3.9 Розгляд та аналіз інтерфейсу програмного застосунку.....	61
3.10 Тестування програмного застосунку	65
Висновки.....	72
Перелік джерел посилання	74

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

MPT – магніто-резонансна томографія

КТ – комп’ютерна томографія

FCM – Fuzzy C-Means (нечітке C-середнє)

DBSCAN – Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
(цільнісно-орієнтоване просторове кластерування застосувань з шумом)

ООП – об’єктно-орієнтоване програмування

GIL – Global Interpreter Lock (глобальне блокування інтерпритатора)

API – Application Programming Interface (програмний інтерфейс
застосунку)

GK – Gustafson-Kessel (Густавсон-Кессель)

ВСТУП

В сучасному світі, який характеризується бурхливим розвитком технологій та безпрецедентним зростанням обсягів інформації, зображення стали одним із найважливіших джерел даних для багатьох сфер людської діяльності. Від медичної діагностики до систем автономного керування транспортом, від геопросторових досліджень до технологій безпеки – зображення відіграють ключову роль в отриманні та аналізі інформації, що значно впливає на якість прийнятих рішень. З розвитком цифрових технологій обробка зображень вийшла на новий рівень, надаючи змогу отримувати точні та швидкі результати, що мають велике практичне значення.

Одним із найважливіших аспектів обробки зображень є їх сегментація – процес поділу зображення на окремі області або об'єкти, які мають певні властивості чи значення. Цей процес є фундаментальним етапом для багатьох задач комп'ютерного зору, таких як розпізнавання об'єктів, аналіз зображень у медицині, автоматизація виробничих процесів та багато інших. Проте традиційні методи сегментації стикаються з низкою проблем, зокрема неоднорідністю фону, шумами, відсутністю чітких границь між об'єктами, варіаціями освітлення та іншими факторами, що ускладнюють процес розподілу зображення на окремі частини.

У зв'язку з цим виникла потреба у створенні нових підходів до сегментації, які б враховували неточності та невизначеності, притаманні реальним даним. Одним із перспективних напрямів є використання методів нечіткої логіки, які дозволяють обробляти дані з невизначеними або розмитими межами. Нечітка логіка дає змогу ефективно працювати з інформацією, що має неоднозначний або неповний характер, що є характерним для багатьох типів зображень.

Крім того, теорія достовірності (також відома як теорія Демпстера-Шафера або теорія доказів) пропонує потужні інструменти для роботи з невизначеністю шляхом об'єднання даних з різних джерел та надання різних

ступенів довіри до результатів. Це робить її особливо корисною для вирішення складних завдань обробки зображень, де потрібно приймати рішення на основі неповних або нечітких даних.

Актуальність дослідження полягає у необхідності розробки адаптивних методів сегментації, здатних враховувати невизначеність, неоднорідність та шумові впливи в зображеннях, що є типовими у багатьох практичних застосуваннях. В умовах, коли традиційні алгоритми обмежені у своїх можливостях обробляти такі дані, використання методів нечіткої логіки та теорії достовірності стає перспективним підходом. Це дозволяє отримувати більш точні та інформативні результати сегментації, підвищуючи якість та надійність подальших етапів обробки й аналізу зображень.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Аналіз предметної області

Сегментація зображень є одним із ключових завдань [1] у сфері комп'ютерного зору та обробки зображень, яке передбачає поділ зображення на кілька однорідних областей або виділення окремих об'єктів для подальшого аналізу. Це критичний етап для різних прикладних завдань, таких як медична діагностика, автоматизовані системи керування транспортом, робототехніка та інші сфери, де важливо точно ідентифікувати об'єкти на зображенні. Ефективна сегментація дозволяє системам сприйняття краще аналізувати об'єкти, покращує точність і надійність розпізнавання та дозволяє проводити подальші етапи обробки. Традиційно для сегментації зображень використовуються різні методи, які можуть бути розділені на кілька груп. Серед найбільш поширених – порогові методи, які базуються на виборі порогового значення яскравості для розподілу пікселів між об'єктами та фоном. Це одні з найпростіших методів, однак вони мають значні недоліки, особливо на зображеннях із нерівномірним освітленням або низькою контрастністю.

Інші підходи, такі як методи кластеризації, зокрема алгоритм k -середніх або метод кластеризації Fuzzy C -means, намагаються розділити пікселі на групи за схожими характеристиками (кольором, текстурою, яскравістю). Такі методи працюють краще в умовах складних зображень, але можуть бути вимогливими до обчислювальних ресурсів і також потребують вибору початкових параметрів, що інколи призводить до суб'єктивності результатів.

Методи виділення контурів, які базуються на градієнтних або часткових диференціальних операторів (наприклад, оператори Собеля чи Кенні), дозволяють виділити межі об'єктів за зміною інтенсивності пікселів. Проте, як і інші методи, вони можуть некоректно працювати на зображеннях із шумом або слабо вираженими границями.

Одним із найбільш перспективних підходів є використання нечіткої логіки для сегментації зображень. На відміну від класичних методів, нечіткі підходи дозволяють опрацьовувати інформацію в умовах невизначеності, коли неможливо чітко розмежувати пікселі на основі однозначних критеріїв. Це дозволяє більш ефективно працювати з зображеннями, які мають поступовий перехід між об'єктами і фоном, або зображеннями з неоднорідною текстурою.

Теорія достовірності, або теорія свідчень Демпстера-Шейфера, є потужним інструментом для обробки невизначеності та неточних даних, що має велике значення в сегментації зображень. Вона дозволяє враховувати неоднозначність у розподілі пікселів між класами і формувати рішення на основі сукупності свідчень, що підвищує точність сегментації в порівнянні з традиційними підходами.

Таким чином, використання методу нечіткої сегментації на основі теорії достовірності є перспективним напрямом досліджень, що дозволяє подолати багато обмежень класичних методів і забезпечує більш точні та надійні результати в умовах невизначеності та неоднозначності інформації.

1.2 Сегментація зображень як основне завдання комп'ютерного зору

Сегментація зображень [2] є однією з основних задач комп'ютерного зору, яка полягає в розбитті зображення на кілька сегментів або областей для спрощення його подальшого аналізу. Вона дозволяє виділити окремі об'єкти або значущі ділянки, що є необхідним етапом у багатьох додатках комп'ютерного зору, таких як розпізнавання об'єктів, аналіз зображень, медична діагностика, автономні транспортні засоби, робототехніка та інші.

Мета сегментації полягає в тому, щоб спростити або змінити представлення зображення, зробивши його більш зрозумілим і зручним для аналізу. У більшості випадків сегментація використовується для виділення важливих об'єктів на фоні. Наприклад, у задачах розпізнавання об'єктів це

може бути виділення контурів або меж об'єктів, що є важливими для подальшої ідентифікації. Сегментація зазвичай зводиться до розбиття зображення на такі категорії або класи, які є семантично значущими або важливими для конкретної задачі. Це може бути розбиття зображення на частини, що відповідають певним об'єктам або матеріалам (наприклад, дороги, автомобілі, пішоходи на зображеннях вулиць).

Сегментація зображень є важливим аспектом комп'ютерного зору і обробки зображень, що передбачає поділ зображення на частини для полегшення аналізу та виявлення різних об'єктів чи структур. Існують різні методи сегментації, які можна класифікувати залежно від підходів і технік, які вони застосовують.

Методи на основі порогів ґрунтуються на аналізі інтенсивності пікселів і дозволяють розділити зображення на дві частини: об'єкт і фон. Ці методи працюють за рахунок вибору порогу, що відокремлює пікселі з високою інтенсивністю від пікселів з низькою. Правильно обраний поріг забезпечує ефективний поділ, але цей підхід може бути менш надійним для зображень зі складним розподілом інтенсивності чи неоднорідним освітленням. Проте, завдяки своїй простоті і швидкості обчислень, методи порогової сегментації залишаються популярними для простих завдань обробки зображень.

Сегментація на основі кластеризації є складнішою та передбачає групування пікселів за різними характеристиками, такими як інтенсивність, колір чи текстура. Одним із найпоширеніших методів цієї категорії є метод К-середніх, який класифікує пікселі на кілька груп або кластерів таким чином, щоб внутрішньогрупова різниця була мінімальною. Інші підходи кластеризації можуть застосовуватися залежно від специфіки завдання та вимог до сегментації. Цей підхід дозволяє адаптуватися до різних характеристик зображення, проте вимагає попереднього визначення кількості кластерів і чутливий до вибору початкових умов.

Методи на основі активних контурів передбачають використання кривих або контурів, що деформуються у процесі обробки, «притягуючись» до меж

об'єктів на зображенні. Прикладом є метод змії (snake), де контур поступово наближається до обрисів об'єкта під впливом внутрішніх та зовнішніх сил, таких як згладжування кривої та контраст зображення. Цей підхід дозволяє більш точно окреслити складні контури, але вимагає обчислювальних ресурсів і тонкого налаштування параметрів для досягнення точного результату.

Графічні методи сегментації [3] представляють зображення у вигляді графа, де пікселі є вершинами, а подібність між ними виражена у вигляді ваг ребер. Це дозволяє використовувати алгоритми теорії графів для поділу зображення на сегменти. Одним із відомих прикладів є метод нормалізованого зрізу графа, який розрізає граф таким чином, щоб визначити найбільш значущі розділи між групами пікселів. Цей підхід ефективний для обробки складних зображень з численними об'єктами, але потребує значних обчислювальних ресурсів і може бути складним для реалізації в реальному часі.

Різноманітні підходи до сегментації зображень мають як переваги, так і недоліки, що впливають на їхнє використання залежно від характеру завдань, вимог до точності, швидкості обробки та рівня складності самих зображень. Вибір конкретного методу визначається природою зображення та цілями, які необхідно досягти. Сегментація відіграє фундаментальну роль у багатьох сферах, забезпечуючи можливість виділення важливих ділянок на зображенні для подальшого аналізу. Наприклад, у медичній візуалізації сегментація є незамінним інструментом для виділення різних органів, визначення патологічних змін та новоутворень на рентгенограмах, МРТ та КТ-знімках. Ця технологія допомагає лікарям у точній діагностиці та плануванні лікування. Водночас в сфері автономного водіння сегментація використовується для розпізнавання дорожньої обстановки, включно з виділенням пішоходів, інших транспортних засобів, знаків і розмітки на дорозі, що забезпечує безпеку і точність роботи систем автопілота. Крім того, у сфері робототехніки вона є критично важливою для зорових систем, які повинні розпізнавати об'єкти та їхні межі, щоб виконувати маніпуляції і взаємодію з предметами в реальному світі.

Сегментація зображень часто стикається зі значними труднощами, які ускладнюють її виконання та впливають на кінцевий результат. Однією з основних проблем є розмитість меж об'єктів, що може виникати через недостатню контрастність або специфічні особливості зображення. Такі нечіткі границі ускладнюють точне виділення елементів і знижують якість аналізу. Ще одна складність пов'язана з шумом, який є частим явищем у реальних знімках. Наявність шуму здатна спотворювати інформацію і заважати точній сегментації, що вимагає застосування методів попередньої обробки зображень для його зменшення. Іншою важливою проблемою є перекриття об'єктів, коли один елемент може частково або повністю накривати інший, що робить процес розпізнавання значно складнішим та менш ефективним.

Щоб подолати ці виклики, сучасні дослідники використовують методи, засновані на теорії нечітких множин та теорії достовірності, які дозволяють ефективніше працювати з даними, що мають нечіткі або неоднозначні характеристики. Ці підходи спрямовані на створення гнучких систем, здатних забезпечувати високий рівень адаптивності та точності під час аналізу зображень у різних умовах. Завдяки таким методам можна досягти більш ефективної сегментації, що є ключовою складовою для розвитку технологій комп'ютерного зору.

1.3 Основні підходи до сегментації зображень

1.3.1 Порогові методи сегментації

Порогові методи сегментації є одними з найпростіших [4] і найбільш поширених підходів до сегментації зображень, які використовуються для поділу зображення на об'єкти та фон. Суть порогової сегментації полягає в тому, щоб перетворити вихідне зображення в бінарне за допомогою визначеного порогового значення. Пікселі, яскравість яких перевищує це значення, вважаються частиною об'єкта, інші ж пікселі належать фону.

Порогова сегментація є важливим методом обробки зображень, де ключову роль відіграє порогове значення, що визначає межу між об'єктом і фоном на зображенні. Це порогове значення може бути обране вручну, коли користувач самостійно визначає межу, або автоматично за допомогою алгоритмів, що підлаштовуються під особливості зображення. Вибір методу залежить від складності та неоднорідності сцени, що аналізується. Порогові методи сегментації поділяються на два основні типи: глобальні та локальні. Глобальна порогова сегментація передбачає використання єдиного порогового значення для всього зображення. Такий підхід найкраще працює у випадках, коли освітлення на зображенні рівномірне, а об'єкти виразно відокремлені від фону за рівнем яскравості. Одним з найпопулярніших методів вибору глобального порога є метод Отсу [5]. Цей метод автоматично підбирає порогове значення, прагнучи мінімізувати внутрішньокласову дисперсію, тобто зменшити розкид значень яскравості пікселів у межах кожного класу (об'єкта чи фону). Локальна порогова сегментація застосовує інший підхід, де порогове значення розраховується окремо для кожної локальної ділянки зображення. Це дозволяє ефективніше обробляти зображення, де освітлення нерівномірне або присутні тіні та інші складнощі, що впливають на яскравість окремих частин. Локальна порогова сегментація є більш гнучкою та точнішою в умовах складних сцен, але водночас потребує більш складної реалізації та значно більших обчислювальних ресурсів у порівнянні з глобальною сегментацією.

Обидва підходи мають свої переваги і недоліки, тому вибір між ними залежить від специфічних умов аналізу та вимог до точності сегментації. Методи порогової сегментації спрямовані на те, щоб виділити окремі об'єкти на зображенні шляхом поділу його на дві області: об'єкт та фон. Одним із найпоширеніших є метод Отсу. Цей метод автоматично знаходить оптимальний поріг, аналізуючи гістограму інтенсивностей пікселів зображення. Він розподіляє пікселі на два класи так, щоб мінімізувати дисперсію значень у кожному класі, що дозволяє досягти чіткого розділення між об'єктом і фоном.

Метод середнього значення базується на обчисленні середньої інтенсивності всіх пікселів зображення та використанні цього середнього як порогу. Він є простим у реалізації, але підходить лише для випадків, де об'єкт і фон мають подібний розподіл інтенсивностей.

Адаптивний метод порогової сегментації використовують, коли інтенсивність освітлення або текстура на зображенні змінюється по всій його площині. Замість глобального порогу для всього зображення, цей метод обчислює поріг для кожної його ділянки, орієнтуючись на локальні особливості, що дозволяє враховувати відмінності у структурі та освітленні на різних ділянках. Переваги та недоліки порогових методів показано в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Переваги та недоліки порогових методів

Переваги	Недоліки
Простота та швидкість реалізації.	Погана ефективність для зображень з неоднорідним освітленням.
Мала вимогливість до обчислювальних ресурсів.	Вразливість до шумів.
Ефективність для зображень з високою контрастністю між об'єктами і фоном.	Труднощі у виборі оптимального порогу для зображень зі складними структурами або неоднорідною текстурою.

Порогові методи широко використовуються в різних галузях комп'ютерного зору, таких як розпізнавання об'єктів, обробка медичних зображень (наприклад, для виділення тканин або пухлин), аналіз документів (для бінаризації текстів), індустриальний контроль якості та в багатьох інших сферах. Також дані методи сегментації є ефективним інструментом для простих задач сегментації зображень. Однак їх використання обмежується ситуаціями, коли контраст між об'єктами та фоном достатньо високий, і немає суттєвих змін

у освітленні або текстурі. Для складніших задач, таких як обробка зображень з нерівномірним освітленням або високим рівнем шуму, необхідно використовувати більш складні методи, такі як адаптивні або нечіткі методи сегментації.

1.3.2 Методи на основі кластеризації

Кластеризація є одним із найбільш популярних підходів до сегментації зображень, особливо у випадках, коли попередньої інформації про структуру об'єктів на зображенні немає. Метою кластеризації є групування пікселів у класи (сегменти) на основі подібності їхніх властивостей, таких як колір, яскравість, текстура або інші характеристики. Методи кластеризації в контексті сегментації зображень поділяються на різні категорії, серед яких найпопулярнішими є алгоритми нечіткої кластеризації, такі як FCM та їх модифікації.

Одним із найпоширеніших алгоритмів кластеризації є метод K -середніх, який намагається розподілити пікселі зображення на K кластерів [6], де K – це кількість сегментів, що визначається користувачем або іншими критеріями.

Алгоритм працює за наступною схемою:

- спочатку вибираються K випадкових центрів кластерів;
- кожен піксель зображення призначається до найближчого центру кластера за певною мірою відстані (наприклад, за допомогою евклідової метрики);
- потім центри кластерів оновлюються як середнє значення пікселів, що належать до кожного кластера;
- процес повторюється до тих пір, поки не досягнуто збіжності (коли центри кластерів перестають змінюватися або зміни стають незначними).

Хоча метод K -середніх є ефективним та простим у реалізації, він має кілька недоліків, зокрема чутливість до вибору початкових центрів кластерів,

необхідність визначення кількості кластерів заздалегідь, а також обмеження у роботі зі складними структурами через схильність до створення сферичних кластерів.

Нечіткий метод *K*-середніх є модифікацією методу *K*-середніх і більш підходить для задач нечіткої сегментації зображень. Головна ідея полягає в тому, що кожен піксель може належати до кількох кластерів з різним ступенем належності (достовірності).

Основні етапи алгоритму FCM:

- для кожного пікселя визначається ступінь належності до кожного кластера на основі відстані від пікселя до центрів кластерів;
- ступінь належності знаходиться у діапазоні від 0, до 1, і сума ступенів належності для кожного пікселя до всіх кластерів повинна дорівнювати 1;
- після цього центри кластерів оновлюються на основі вагових середніх, де вага кожного пікселя визначається його ступенем належності до кластера;
- алгоритм повторюється до досягнення збіжності, як і в методі *K*-середніх.

Алгоритм Gustafson-Kessel є подальшою модифікацією методу FCM і дозволяє утворювати кластери з різними формами. На відміну від класичних алгоритмів, які передбачають сферичні кластери, GK дозволяє враховувати анізотропну природу даних, використовуючи матриці коваріації для кожного кластера.

DBSCAN є методом кластеризації, що базується на пошуку областей з високою щільністю пікселів [7]. На відміну від *K*-середніх та FCM, DBSCAN не потребує визначення кількості кластерів на початку та ефективно працює з даними, що мають шум.

Основні етапи алгоритму:

- для кожного пікселя визначається кількість сусідніх пікселів, що знаходяться в межах визначеної відстані ϵ ;
- якщо піксель має більше сусідів, ніж заданий поріг, він вважається ядром кластера;

- інші пікселі приєднуються до кластерів на основі їхньої близькості до ядерних пікселів;

- пікселі, які не можуть бути віднесені до жодного кластера, вважаються шумом.

DBSCAN добре підходить для сегментації зображень із складними та неоднорідними структурами, де деякі області можуть бути шумовими або важко відокремлюваними традиційними методами.

Спектральна кластеризація [8-10] є одним з потужних методів для аналізу даних, що базується на використанні власних векторів і власних значень матриці подібностей між пікселями. Цей підхід дозволяє враховувати не лише локальні, але й глобальні характеристики зображення, що робить його особливо корисним для сегментації об'єктів зі складними структурами.

Основні етапи алгоритму:

- будується матриця подібності, яка відображає ступінь схожості між кожною парою пікселів;

- виконується розклад матриці на власні вектори, які використовуються для проектування даних у простір меншої розмірності;

- виконується кластеризація в новому просторі, зазвичай із застосуванням традиційних методів, таких як K -середніх.

1.3.3 Методи виділення областей

Виділення областей на зображенні є однією з ключових задач комп'ютерного зору, що дозволяє ідентифікувати різні об'єкти, структури чи частини зображення для подальшого аналізу та обробки. У процесі сегментації зображень визначаються ділянки, які відповідають конкретним об'єктам або структурам в кадрі. Серед існуючих підходів до сегментації зображень важливими є методи виділення областей. Ці методи дозволяють виділити та

згрупувати пікселі на основі певних характеристик, таких як інтенсивність, колір, текстура або інші візуальні параметри.

1.3.4 Методи на основі порогового значення

Метод порогового значення є одним із найпростіших підходів до виділення областей. Основна ідея полягає у визначенні порогу інтенсивності, згідно з яким усі пікселі зображення поділяються на дві групи: ті, що належать об'єктам, і ті, що належать фону. Порогове значення може бути визначене вручну або автоматично за допомогою алгоритмів, таких як метод Оцу. Застосування цього методу є ефективним для зображень із чіткими межами між об'єктами та фоном, але він може бути недосконалим для зображень з плавними переходами або неоднорідними областями.

1.3.5 Регіональні методи сегментації

Регіональні методи сегментації ґрунтуються на аналізі суміжних пікселів, які мають подібні характеристики, і намагаються згрупувати їх в області. Одним із популярних підходів цього типу є алгоритм «розширення регіону». У цьому алгоритмі сегментація починається з вибраних початкових пікселів (насіння), і регіон розширюється шляхом додавання до нього сусідніх пікселів, якщо вони відповідають певним критеріям подібності.

Алгоритм розширення регіону працює так: спершу обираються початкові точки, так зване «насіння», з яких і почнеться аналіз зображення. Далі встановлюються критерії подібності. Це можуть бути певні характеристики, як-от інтенсивність кольору чи текстура, які визначають, наскільки схожі пікселі з сусідніми. Потім алгоритм поступово розширює регіон, додаючи сусідні пікселі, поки ті відповідають обраним критеріям.

Метод добре працює на зображеннях із чіткими межами між регіонами, дозволяє виділити складні структури та може ефективно обробляти складні зображення. Водночас він залежить від правильного вибору початкових точок, що може ускладнити роботу алгоритму, адже неправильний вибір здатен призвести до об'єднання непов'язаних областей або ж, навпаки, до недостатнього об'єднання, коли регіони, які слід було б об'єднати, залишаються розділеними.

1.3.6 Алгоритми сегментації на основі водорозділів

Метод водорозділів [11] використовує аналогію з топографічними картами, де кожна точка на зображенні уявляється як висота. Зображення розглядається як ландшафт, де темніші пікселі відповідають глибоким долинам, а світліші пікселі – високим вершинам. Алгоритм водорозділів виділяє межі між регіонами, представляючи їх як водорозділи між долинами.

Цей алгоритм працює, як уявна «топографічна карта» зображення, де кожен піксель має певну «висоту» залежно від своєї інтенсивності. Це допомагає зрозуміти структуру зображення: темніші пікселі стають «низинами», а світліші – «висотами». Процес починається з того, що певні точки на зображенні «насіння» починають «заповнюватися водою» з різних джерел. Вода поступово розширюється, заповнюючи найближчі області, поки не зустрічається з іншими потоками. Місця, де потоки зустрічаються, стають межами між різними регіонами – це і є водорозділи.

Серед переваг методу – чіткість і точність у виділенні меж об'єктів, що особливо добре працює для зображень з виразними краями. Однак метод чутливий до шуму та неоднорідностей, що може призвести до надмірного розподілу, створюючи зайві сегменти там, де їх не потрібно.

1.3.7 Нечітка кластеризація

На відміну від традиційної кластеризації, нечітка кластеризація дозволяє кожному пікселю належати до кількох кластерів з різною ймовірністю. Один з основних методів нечіткої кластеризації – це алгоритм FCM. Він дозволяє гнучко моделювати області на зображенні, де немає чітких меж між об'єктами, що часто є важливим для аналізу складних сцен.

Нечітка кластеризація починається з початкового вибору центрів кластерів, які визначаються випадково або за певними правилами. На цьому етапі важливо правильно задати початкові значення, оскільки від цього залежатиме подальша ефективність алгоритму. Далі для кожного об'єкта або, як у випадку з обробкою зображень, кожного пікселя визначається, наскільки він належить до кожного з кластерів. Це робиться за допомогою розрахунку ступенів приналежності, які вказують ймовірність того, що об'єкт належить конкретному кластеру. Переваги та недоліки методу показані в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Переваги та недоліки методу нечіткої кластеризації

Переваги	Недоліки
Гнучкість і точність для зображень з нечіткими межами.	Збільшені обчислювальні витрати порівняно з класичними методами.
Застосування для складних зображень з невизначеними границями об'єктів.	

Ці значення не є абсолютними, що дозволяє одному об'єкту належати одночасно до кількох кластерів з різною ймовірністю. Наступний етап полягає в оновленні центрів кластерів. На основі розрахованих ймовірностей приналежності, центри кластерів переміщуються таким чином, щоб відображати середнє значення даних, що належать до кожного кластеру. Це забезпечує адаптацію центрів до поточної розподіленості даних і підвищує

точність кластеризації. Процес повторюється, поки зміни в положенні центрів не стануть незначними або не буде досягнуто заданої умови завершення.

1.4 Основи теорії достовірності та її застосування в комп'ютерному зорі

Теорія достовірності (або теорія Демпстера-Шафера) є важливим інструментом для моделювання невизначеності та управління неточною інформацією, що виникає в багатьох областях, зокрема, у комп'ютерному зорі. Вона пропонує методи, які дозволяють враховувати невизначеність та конфлікти в даних і приймати рішення навіть тоді, коли інформація є недостатньою або суперечливою.

Теорія Демпстера-Шафера [12] була розроблена Артуром Демпстером у 1967 році, а подальше її розвиток отримала завдяки Глену Шаферу у 1976 році. Від класичної теорії ймовірностей вона відрізняється тим, що дозволяє моделювати не лише ймовірність подій, а й ступінь достовірності доказів, які підтверджують ці події. Основна ідея теорії полягає у використанні двох функцій для характеристики невизначеності:

- міра маси (m або функція маси віри) – розподіл достовірності серед усіх можливих гіпотез (підмножин множини можливих станів). Маса віри (або мірі маси) є показником того, наскільки певний доказ підтримує певну гіпотезу;

- функція віри (Bel) – мінімальна міра ймовірності, яка свідчить на користь певної гіпотези, враховуючи всю доступну інформацію. Вона визначається як сума мас віри всіх підмножин, що підтримують дану гіпотезу;

- функція сумнівності (Pl) – максимальна можлива ймовірність того, що подія може бути істинною, виходячи з наявних даних. Вона показує ступінь впевненості, що гіпотеза не є хибною, і доповнює функцію віри.

Функція віри та функція сумнівності взаємопов'язані та визначають межі можливого значення ймовірності для кожної гіпотези. Інтервал між цими

функціями називається інтервалом достовірності, що представляє собою кількість невизначеності, яку необхідно враховувати.

У комп'ютерному зорі теорія достовірності [13] є корисним інструментом для вирішення задач, що вимагають обробки нечіткої або неповної інформації, особливо при сегментації зображень, розпізнаванні об'єктів та аналізі сцени. У задачах сегментації зображень часто виникає необхідність у визначенні границь об'єктів на зображенні за умов невизначеності. Сегментація на основі теорії достовірності дозволяє враховувати неоднозначність у даних та приймати рішення про приналежність пікселів до певних класів або об'єктів на основі кількох джерел інформації. Зокрема, при нечіткій сегментації, різні пікселі можуть мати часткову належність до кількох об'єктів або класів. У комп'ютерному зорі часто використовуються кілька джерел даних (наприклад, текстура, колір, форма) для розпізнавання об'єктів або аналізу сцени. Теорія Демпстера-Шафера дозволяє об'єднувати цю інформацію таким чином, щоб мінімізувати невизначеність. Використовуючи правило поєднання Демпстера, система може об'єднувати незалежні джерела доказів, що підтверджують або спростовують певні гіпотези. В умовах нечітких або неповних даних (наприклад, через шум або погану освітленість) теорія достовірності дозволяє приймати більш обґрунтовані рішення при розпізнаванні об'єктів. Оскільки модель дозволяє враховувати ступінь достовірності доказів, вона допомагає зменшити ризик помилкових висновків, особливо коли є кілька можливих інтерпретацій сцени. У ситуаціях, коли дані суперечливі (наприклад, різні сенсори надають різну інформацію), теорія достовірності допомагає оцінити ступінь конфлікту і прийняти зважене рішення, використовуючи методи об'єднання інформації з різних джерел.

1.5 Постановка задачі дослідження

Сегментація зображень є важливою задачею в комп'ютерному зорі, спрямованою на поділ зображення на окремі області, кожна з яких відповідає окремому об'єкту або частині сцени. Точність сегментації значною мірою впливає на якість подальших етапів, зокрема розпізнавання об'єктів і аналізу сцени. Проте традиційні методи, які використовують жорсткі правила класифікації пікселів, часто демонструють обмежену ефективність при роботі з низькоякісними зображеннями, що містять шум або мають нечіткі границі між об'єктами. Ці методи також недостатньо добре справляються з обробкою неповної чи суперечливої інформації, що ускладнює досягнення високої точності сегментації. Для вирішення цих проблем доцільно застосовувати підходи, які здатні обробляти нечіткі дані та моделювати невизначеність. Одним із перспективних підходів є використання теорії достовірності Демпстера-Шафера. Ця теорія дозволяє ефективно поєднувати інформацію з різних джерел і вирішувати проблеми суперечливих даних, що особливо важливо у задачах сегментації зображень.

Об'єктом дослідження є цифрові зображення з невизначеністю у розподілі їхніх характеристик.

Метою дослідження є розробка та реалізація методу нечіткої сегментації зображень, що базується на використанні теорії достовірності, для покращення точності та надійності сегментації в умовах невизначеності.

Основна гіпотеза дослідження полягає в тому, що застосування теорії достовірності значно покращить точність сегментації в умовах неповної або нечіткої інформації та при роботі з кількома джерелами даних різної надійності. Очікувані результати цього дослідження можуть бути корисними в різних сферах, включаючи медичну діагностику, де важлива точність сегментації медичних зображень, а також у автономних транспортних системах, де необхідно точно розпізнавати об'єкти на дорозі навіть в умовах невизначеності або поганої видимості.

Для досягнення мети необхідно:

- провести аналіз існуючих методів сегментації з погляду їхньої здатності працювати з нечіткими даними та визначити переваги використання теорії достовірності в цих задачах;
- дослідити теоретичні основи теорії Демпстера-Шафера і її потенціал для обробки неоднозначної інформації;
- розробка нового методу сегментації має враховувати невизначеність у даних, використовуючи ключові компоненти теорії достовірності, такі як функції віри, сумнівності та інтервали достовірності для класифікації пікселів;
- тестування розробленого методу на різних типах зображень, включаючи ті, що містять шум або мають нечіткі границі;
- порівняння результатів з традиційними методами сегментації та оцінка ефективності нового підходу;
- оптимізація алгоритму з точки зору обчислювальної складності та часу обробки, що зробить його придатним для використання в реальних умовах.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ НЕЧІТКОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ ДОСТОВІРНОСТІ

2.1 Нечітка логіка в сегментації зображень

Нечітка логіка є потужним інструментом для моделювання невизначеності та неоднозначності, що виникають у процесах обробки інформації [14]. Вона особливо ефективна в тих випадках, коли дані є неповними, нечіткими або містять значний рівень шуму. У сегментації зображень нечітка логіка застосовується для врахування плавних переходів між різними об'єктами та для обробки зображень, які не можна чітко поділити на конкретні області через їхню складність або наявність шуму. Традиційні методи сегментації зображень базуються на бінарному підході, де кожен піксель належить або до однієї, або до іншої категорії, що передбачає чіткі границі між сегментованими об'єктами. Проте в реальних умовах об'єкти на зображеннях часто не мають таких чітких границь: перехід між об'єктами може бути плавним, а інформація про об'єкти може бути нечіткою через шум, зміни освітлення або перешкоди.

Нечітка логіка дозволяє працювати з цими неоднозначними даними завдяки концепції нечітких множин. На відміну від класичних множин, де елемент або належить множині, або не належить, у нечітких множинах кожен елемент може мати певний ступінь належності (значення в інтервалі від 0 до 1). Це дозволяє моделювати ситуації, в яких піксель може частково належати кільком об'єктам одночасно. Нечітка сегментація зображень ґрунтується на кількох ключових концепціях. Для кожного пікселя [15] визначається ступінь його належності до певної області або об'єкта, що відображається через функцію належності. Це дозволяє оцінити, наскільки піксель може належати до конкретної області, варіюючись від повної належності до повного виключення. На основі цих функцій пікселі

згруповуються в нечіткі кластери, кожен з яких відповідає окремій частині зображення. Особливістю є те, що пікселі можуть частково належати до різних кластерів, що дає змогу моделювати складніші перехідні області. Крім того, класифікація пікселів здійснюється за допомогою нечітких правил, які враховують різні характеристики пікселів, як-от яскравість, колір або текстура, що дозволяє гнучко обробляти дані навіть за наявності шуму або невизначеності.

Одним з найпоширеніших методів нечіткої сегментації є алгоритм нечіткого *c*-середнього (Fuzzy *C*-Means, FCM). Він працює за принципом кластеризації, де пікселі розподіляються між кількома кластерами з урахуванням їхньої функції належності. Основна ідея FCM полягає у тому, що кожен піксель може частково належати до кількох кластерів, а не тільки до одного, як це відбувається у традиційних методах, таких як *k*-середніх. Цей метод дозволяє сегментувати зображення навіть за наявності плавних границь між об'єктами. Однак FCM має певні обмеження, зокрема чутливість до початкового вибору центрів кластерів і труднощі з обробкою сильно зашумлених зображень. Для подолання цих проблем були запропоновані вдосконалення алгоритму, такі як використання просторової інформації або поєднання FCM з іншими підходами.

Іншим підходом є метод нечіткої логіки для активних контурів (fuzzy active contours), де сегментація здійснюється шляхом пошуку контурів об'єктів на основі нечіткої інформації про їхні границі [16]. Цей метод дозволяє більш точно визначати границі об'єктів, навіть якщо вони нечіткі або неоднозначні. Застосування нечіткої логіки в сегментації зображень має низку переваг. По-перше, вона дозволяє ефективно працювати з невизначеними даними, де традиційні методи не дають точних результатів. Це особливо важливо для зображень із шумом або нечіткими границями між об'єктами. По-друге, нечітка логіка забезпечує більшу гнучкість у моделюванні взаємозв'язків між пікселями, що дозволяє отримувати більш точні результати.

Втім, нечітка сегментація [17] також має свої недоліки. Основним з них є висока обчислювальна складність, оскільки необхідно обробляти значну кількість даних для розрахунку функцій належності та кластеризації. Також нечіткі методи можуть бути чутливими до параметрів, таких як кількість кластерів або функції належності, що вимагає додаткового налаштування.

Нечітка сегментація активно застосовується у багатьох прикладних сферах. У медичній діагностиці вона використовується для сегментації медичних зображень, де важливо визначити межі органів або патологічних змін за умов шуму або низької якості зображення. Вона також корисна у системах автономного керування, де необхідно розпізнавати об'єкти на дорозі в умовах змінної освітленості або наявності перешкод. Крім того, нечітка сегментація знаходить застосування у супутникових знімках, де розподіл ландшафтів може бути нечітким або складним для точного розпізнавання.

Таким чином, нечітка логіка є важливим інструментом для сегментації зображень, який дозволяє обробляти складні дані та отримувати точні результати навіть у випадках невизначеності. Її застосування значно підвищує якість обробки зображень у різних прикладних задачах, де традиційні методи не дають задовільних результатів.

2.2 Основи нечіткої логіки та її особливості

Проблематика прийняття рішень у складних умовах займає особливе місце у сфері сучасних інформаційних технологій. У таких процесах широко використовуються математичні методи для моделювання та аналізу складних систем, до яких належать економічні, соціальні та інші структурні одиниці. Теорія оптимізації пропонує розгорнутий інструментарій, що дозволяє приймати обґрунтовані рішення за допомогою електронно-обчислювальних машин у тих випадках, коли параметри чітко визначені та залишаються постійними [18]. Крім того, системи прийняття рішень демонструють свою

ефективність у ситуаціях з випадковими параметрами, якщо відомі їх закони розподілу. Однак серйозні труднощі виникають у тих випадках, коли параметри не тільки невизначені, але й здатні значною мірою впливати на кінцевий результат. Часто фахівці змушені проводити розрахунки в умовах нечітко заданих параметрів або при наявності неповної технологічної інформації. Подібні ситуації можуть порушувати співвідношення рівностей і балансу, що потребує варіювання параметрів для точного розв'язання рівнянь і досягнення прийняттого результату. Причини виникнення таких обставин можуть бути різноманітними: від недостатньо детального вивчення об'єктів до втручання людини або групи осіб у процес управління. Особливою ознакою таких систем є те, що значна частина інформації, необхідної для їхнього математичного опису, представлена у вигляді експертних суджень або суб'єктивних оцінок. Однак традиційні математичні підходи не мають засобів для точного відображення подібної невизначеності. Альтернативний підхід передбачає, що основними елементами людського мислення є не числа, а нечіткі множини чи класи об'єктів, у яких перехід від «належності до класу» до «неналежності» здійснюється плавно, а не різко. Традиційні методи стають малоефективними при аналізі таких систем, адже вони не здатні врахувати невизначеності, притаманні людському мисленню та поведінці.

Підхід, заснований на теорії нечітких множин, є альтернативним до класичних кількісних методів аналізу систем і має три основні риси:

- взаємозв'язки між змінними представляються у вигляді нечітких висловлювань, що дозволяє більш гнучко описувати залежності;
- для формування складних зв'язків використовуються алгоритми, побудовані на нечіткій логіці, що сприяє кращому охопленню багатогранних взаємодій між елементами системи;
- нечіткі величини або «лінгвістичні» змінні застосовуються як альтернатива числовим значенням або як їхнє доповнення, розширюючи можливості моделювання.

Такий підхід забезпечує побудову приблизних, але достатньо ефективних моделей для систем, які є надто складними або невизначеними, що робить традиційні методи менш придатними для їх точного математичного опису.

Теорія нечітких множин, розроблена Л. Заде [19], є математичним підходом для перетворення абстрактних понять природної мови в обчислювальні форми. Нечіткі множини застосовуються для опису характеристик об'єктів без чітких меж, таких як «високий», «середній», «малий». Ця теорія дозволяє працювати з неточною інформацією, що наближує моделювання до людського мислення і сприйняття. Нечітка логіка використовує поняття часткової істини, де значення істинності може коливатися від 0 (повна хибність) до 1 (повна істинність). Так, нечіткий набір A можна визначити як множину, в якій функція приналежності μ_A приймає значення в діапазоні $[0;1]$. Значення $\mu_A(x) = 0$ і $\mu_A(x) = 1$ стоять відповідно до нульового і повного нульовій і повній приналежності елемента x до A , а всі проміжні значення $\mu_A(x)$ від 0 до 1 вказують на часткову належність x до A . Математично нечіткий набір A описується функцією приналежності, визначеною на області X , що називається областю дискурсу

$$\mu_A: X \rightarrow [0; 1], \quad (2.1)$$

де A – це нечітка мітка або лінгвістична змінна, яка описує змінну x . Як розширення булевої логіки, $\mu_A(x)$ виражає ступінь належності x до нечіткої множини A . Нечіткі множини застосовуються для визначення значень нечітких змінних.

Властивості нечітких множин мають значний вплив на моделювання можливостей нечіткої системи, і для досягнення прозорості моделі ці множини повинні чітко відображати терміни, що характеризують вхідні та вихідні змінні. Форма нечітких множин має бути визначена експертом системи. Втім, зазвичай семантика, передана нечіткими множинами, не є надто чутливою до змін форми; тому зручно використовувати прості функції приналежності. Найбільш

поширеними є трикутна, трапецієподібна функції та функція Гауса/ Такі нечіткі множини забезпечують ефективний підхід не лише для роботи з неповними або неточними даними, але й для створення моделей, що надають більш гнучкі й адаптивні характеристики порівняно з традиційними методами моделювання.

Популярність і практичність нечітких систем обумовлена їх здатністю передавати складні відносини за допомогою мовних правил. Завдяки цьому нечіткі системи добре підходять для опису заданого відображення вхідних і вихідних даних. Іншою важливою властивістю є можливість наближати функції: нечіткі системи довели свою здатність виступати універсальними апроксиматорами, тобто вони можуть рівномірно наближати безперервні функції з необхідною точністю на закритих і обмежених множинах. Крім того, на відміну від інших універсальних апроксиматорів, таких як нейронні мережі, нечіткі системи особливо зручні для введення мовної інформації природним та систематичним чином. Завдяки цьому їх успішно застосовують для створення моделей, здатних пояснювати складні процеси в таких сферах, як біологія, хімія, медицина та економіка, що дозволяє їм бути корисними у різних галузях.

Системи нечіткої логіки, побудовані на правилах, працюють за принципом виведення, де змінні подаються у вигляді нечітких множин. Завдяки цим множинам система може враховувати неточності, характерні для реальних задач, і застосовує правила, подібні до мовних виразів типу «ЯКЩО ... ТО ...». Ця сукупність правил, звана базою знань, описує приблизний зв'язок між вхідними і вихідними даними системи та визначає процес логічного виведення. Таким чином, нечітка система на основі правил здатна прогнозувати результати, спираючись на набір нечітких правил, зрозумілих для людини і які описують зв'язок між змінними, наприклад, вплив шуму на якість сигналу. Нечітке правило показано на рисунку 2.1.

R1: Якщо *рівень шумів є низька* То *якість сигналу є висока*

R2: Якщо *рівень шумів є середня* То *якість сигналу є середня*

Рисунок 2.1 – Нечіткі правила сегментації

Такі правила використовують лінгвістичні терміни, як-от «низький» і «середній», що позначають нечіткі поняття, які залежать від вхідної змінної «рівень шуму». Ці нечіткі поняття моделюються у вигляді нечітких множин.

Основна структура нечіткої системи, описана Мамдані та Ассіліаном, представлена на рисунку 2.2 [20].

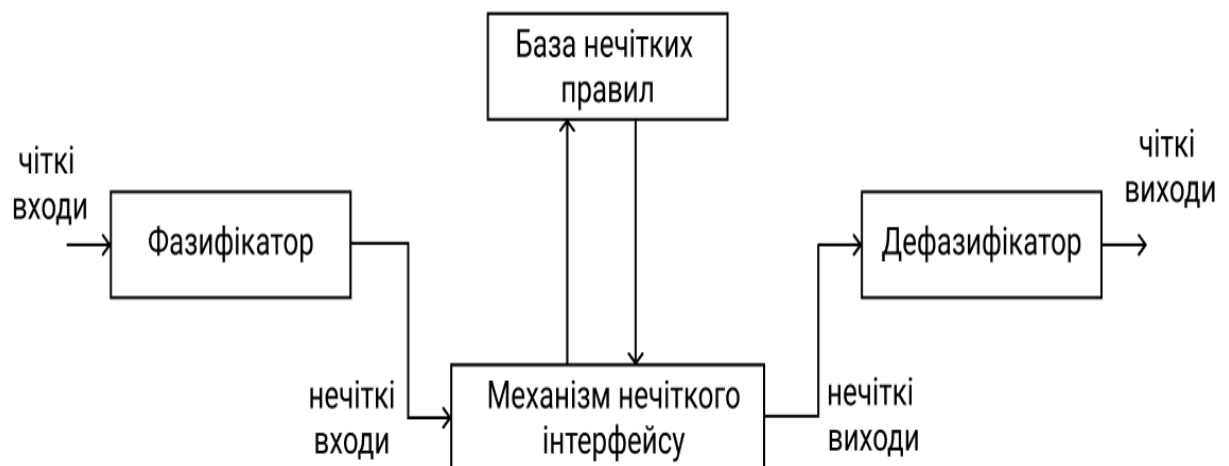


Рисунок 2.2 – Загальна схема системи нечіткого виведення

Нечітка система приймає на вхід чіткі дані та видає чіткі дані на виході, використовуючи виведення з бази нечітких правил, яка є базою знань системи. На початковому етапі перетворення чітких даних у нечіткі змінні виконує фазифікатор, а на виході системи дефазифікатор перетворює нечіткі множини у чіткі значення.

Механізм нечіткого виведення об'єднує правила в базі знань, використовуючи наближену теорію міркувань, щоб створити відображення від нечітких множин у вхідному просторі до нечітких множин у вихідному

просторі. Завдяки цьому нечітка система забезпечує обчислювальну схему, яка визначає, як слід оцінювати та об'єднувати правила для отримання чіткого вихідного значення (вектора) на основі будь-якого чіткого вхідного значення. Отже, нечітку систему можна розглядати як параметричну функцію, що зіставляє реальні вектори з реальними векторами.

Різні моделі можуть застосовуватися для формування системи на основі нечітких правил відповідно до їхньої структури. У нечіткій системі Мамдані наслідок кожного правила виражається як нечітка множина, пов'язана з лінгвістичною змінною. Висновок із правил ґрунтується на моделі *modus ponens*, розширеній до нечітких множин. Це означає, що для заданого вхідного значення результат правила визначається зменшенням нечіткої множини наслідків залежно від рівня спрацьовування правила, що визначається ступенем належності вхідного значення до умов. Оператор *TO*, відомий також як оператор імплікації, визначає вихідну нечітку множину для конкретного правила.

Фазифікація – це процес перетворення точних або чітких вхідних даних у нечіткі множини, які визначаються у відповідному вхідному просторі. Головним елементом, що відповідає за цей процес, є фазифікатор. Основна мета фазифікації полягає у забезпеченні обробки реальних вхідних значень, щоб їх можна було представити у вигляді нечітких множин. Це дозволяє краще працювати з невизначеностями і неточностями, які можуть виникати під час вимірювань. Функція фазифікації допомагає перетворювати вхідні змінні, що зазвичай представлені точними числовими значеннями, у нечіткі множини, що є більш реалістичною моделлю реальних вимірювань. Це особливо важливо, коли на вхідні дані впливають зовнішні фактори, такі як шум або інші джерела невизначеності. Завдяки цьому процесу система стає менш залежною від окремих точкових значень вхідних даних, що допомагає зменшити вплив похибок і шуму на остаточний результат.

У деяких випадках вхідні змінні можуть бути чіткими самі по собі, тобто не потребують додаткової обробки для врахування шуму або інших джерел

невизначеності. У таких випадках застосовується метод одноразової фазифікації, коли вхідні значення використовуються в процесі без додаткових перетворень. Цей підхід є менш витратним з обчислювальної точки зору, оскільки не вимагає складних розрахунків для отримання результату. При одноразовій фазифікації кожне вхідне значення x_0 відповідає нечіткій множині-синглтону, яка підтримується тільки в точці x_0 .

Однак, одноразова фазифікація не завжди є найкращим варіантом. У випадках, коли вхідні дані мають високий рівень шуму або коли є невизначеність у вимірюваннях, цей підхід може бути недостатньо точним. Щоб врахувати такі невизначеності, необхідно застосовувати складніші методи фазифікації, які дозволяють працювати з розмитими або нечіткими моделями вхідних даних.

Для нечіткої системи з n входами і одним виходом база правил складається з набору K нечітких правил, формально визначених як:

$$R_k : \text{Якщо } (x_1 \in A_{1k}) \text{ Та } \dots \text{ Та } (x_n \in A_{nk}) \text{ То } (y \in B_k), \quad (2.2)$$

для $k = 1, \dots, K$, де A_{ik} , $i = 1, \dots, N$ є нечіткими множинами, заданими на вхідних змінних;

B_k – це нечітка множина, визначена на вихідних змінних.

Антецедент правила можна розглядати як багатовимірну нечітку множину A_k , отриманий як перетин одновимірних нечітких множин A_{ik} , $i = 1, \dots, N$.

Звідси, основна форма нечіткого правила, зображеного на рисунку 2.1 може бути записано як:

$$R_k : \text{Якщо } (x_1 \in A_k) \text{ То } (y \in B_k). \quad (2.3)$$

Використовуючи оператор нечіткої імплікації, кожне правило зіставляє попередню нечітку множину на кшталт наступної нечіткої множини B_k . Тоді

кожне правило Rk можна розглядати як нечітку імплікацію $Ak \rightarrow Bk$, що характеризується безперервною багатовимірною функцією приналежності.

$$\mu_{Rk}(x, y) = \mu_{Ak} \rightarrow Bk(x, y) = \tau(\mu_{Ak}(x), \mu_{Bk}(y)), \quad (2.4)$$

де $\tau \in T$ – оператором норми.

Після обробки вхідного сигналу $A0 = (A10, \dots, A0)$ методами нечіткої логіки, механізм виведення використовує базу нечітких правил для отримання нечіткого висновку $B0$ за допомогою композиційного правила виведення. Це правило можна застосовувати окремо до кожного правила Rk , а отримані нечіткі множини об'єднуються для формування підсумкової нечіткої множини. Зокрема, механізм виведення спочатку співвідносить $A0$ (нечіткий вхід) з кожним правилом Rk , отримуючи як проміжний результат нечітку множину $Bk0 = A0 \circ Rk$ з функцією приналежності:

$$\mu_{Bk0}(y) = \sup x[\tau(\mu_{A0}(x), \mu_{Rk}(x, y))]. \quad (2.5)$$

Часто вхід системи, заснованої на нечітких правилах, повинен бути точним значенням, що є важливою умовою для багатьох інженерних завдань, наприклад, у програмному забезпеченні, побудованому на алгоритмах нечіткого керування. У таких випадках необхідна стадія дефазифікації для отримання точного результату з нечіткого виведення, що формується в процесі роботи правил.

Цей етап здійснюється дефазифікатором, який перетворює нечіткий вихідний набір на одну точну величину у вихідному просторі. Найбільш ефективним методом є метод центру ваги або центру області, де значення для загальної вихідної змінної у обчислюється як:

$$y_0 = \frac{\sum_{g=1}^{N_q} \mu \beta_0(y_g) y_g}{\sum_{g=1}^{N_q} \mu \beta_0(y_g)}, \quad (2.6)$$

де N_q – число кроків квантування, за допомогою яких дискретизується область дискурсу Y .

Існує також ряд обчислювально-спрощених методів дефазифікації, які об'єднують агрегацію правил і дефазифікацію в одну фазу.

Теорія нечітких множин [21] є важливим напрямком у моделюванні та управлінні, відкриваючи нові можливості для наукових і технічних досліджень. Серед основних переваг – створення штучного інтелекту, здатного імітувати людський, що дає змогу застосовувати його у сфері робототехніки та автоматизованих систем. Сучасні тенденції свідчать, що штучний інтелект у багатьох випадках вже перевершує людину за швидкістю і масштабами обробки даних.

Ще одним значущим аспектом є розробка комп'ютерів, програмованих за допомогою природної мови, що робить можливим їх використання для управління та взаємодії з роботами і автоматами, застосовуючи нечіткі терміни. Такий підхід відкриває нові можливості для спілкування між людиною та машиною природною мовою.

Крім того, при роботі з великими обсягами даних (Big Data) виникають проблеми, пов'язані з нечіткою структурою та складністю класифікації інформації за групами чи кластерами. Застосування даних різного ступеня деталізації корисне у завданнях моделювання, оптимізації, управління та діагностики. Збільшення деталізації допомагає зменшити обсяг оброблюваних та збережених даних і підвищує ефективність алгоритмів.

Особливістю роботи з великими обсягами даних є потреба у налаштуванні рівня деталізації для досягнення необхідної точності в моделюванні, управлінні, оптимізації та діагностиці, що є ще однією перевагою методів нечіткої логіки.

2.3 Принципи теорії достовірності

Теорія достовірності (*credibility theory*, яка також відома як теорія Демпстера-Шейфера [22]) – це математичний підхід, який дозволяє моделювати невизначеність та управляти нею за допомогою теорії достовірності. На відміну від класичної теорії, яка вимагає точних значень ймовірностей для кожної події, теорія достовірності працює з функціями достовірності і може враховувати невизначеність більш гнучким чином. Теорія достовірності визнає та оперує ситуаціями, де невизначеність є фундаментальною, і її не можна виразити лише за допомогою класичної ймовірності. У традиційній теорії ймовірності кожна подія отримує точну ймовірність (від 0 до 1). Однак у реальному житті часто трапляються ситуації, коли в нас недостатньо інформації для точної оцінки ймовірності.

2.4 Використання теорії достовірності в сегментації та обробці нечіткої інформації

Теорія достовірності є корисним інструментом для аналізу нечіткої інформації, особливо коли мова [23] йде про сегментацію об'єктів за умов невизначеності. Вона дозволяє працювати із невизначеними даними, коли класична ймовірність не є достатньою для надання повної картини. Наприклад, якщо об'єкт належить до сегмента з певною ступінню достовірності, теорія достовірності дозволяє оцінити цю належність з врахуванням як достовірності, так і невизначеності.

Основними поняттями теорії достовірності є функція маси достовірності *Bel*, яка визначає міру підтримки для підмножини A з усіх можливих сегментів для множини можливих станів θ , якщо підмножина $A \subseteq \theta$ підтримується даними, маса достовірності $m(A)$ визначає міру підтримки для гіпотези, що

об'єкт належить до сегмента A . Формально функція маси достовірності $m(A)$ визначається як:

$$m \div 2^\theta \rightarrow [0,1], \quad (2.7)$$

де

$$\sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1. \quad (2.8)$$

Якщо для деякого об'єкта спостерігаються характеристики, які можуть віднести його до сегмента A з високою мірою достовірності, значення $m(A)$ буде великим. Водночас, якщо інформація про об'єкт є невизначеною або суперечливою, значення $m(A)$ може бути розподілено між кількома підмножинами.

На основі функції маси достовірності визначаються також функції достовірності та функції правдоподібності для кожної підмножини A множини θ . Функція достовірності $Bel(A)$ обчислюється як сума всіх мас достовірності для підмножин, що повністю підтримують гіпотезу про належність до A :

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B). \quad (2.9)$$

Ця функція показує мінімальний рівень підтримки для множини A і відображає ступінь упевненості в тому, що об'єкт належить до сегмента A .

З іншого боку, функція правдоподібності $Pl(A)$ відображає максимальний рівень підтримки для гіпотези і розраховується як:

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}), \quad (2.10)$$

де \bar{A} це доповнення множини A .

Дана функція визначає ступінь правдоподібності для підмножини θ , тобто найвищий можливий рівень достовірності для цієї множини.

Застосування теорії достовірності в сегментації [24] дозволяє враховувати не лише точність, але й ступінь невизначеності в наявних даних. Наприклад, в умовах, коли існує кілька можливих сегментів для об'єкта, маси достовірності можуть розподілятися між ними, щоб врахувати невизначеність. Можно розглянути ситуацію, коли об'єкт може належати до сегменту A з масою достовірності $m(A) = 0,7$, до сегменту B з $m(B) = 0,2$ і з невизначеністю $m(\theta) = 0,1$, де θ – це вся множина можливих сегментів. Тут маса для A значно вища, що свідчить про більшу ймовірність належності об'єкта до сегмента A , але з наявністю невизначеності. Функція правдоподібності дозволяє оцінити найбільшу підтримку для кожного сегмента. Наприклад, якщо сегмент A має правдоподібність $Pl(A) = 0,9$, це означає, що існує велика ймовірність того, що об'єкт належить саме до A .

Для ще більшої точності у випадках з високим рівнем невизначеності можуть застосовуватись розширені методи теорії достовірності, такі як комбінування мас достовірності з використанням правила Дешана:

$$m_{1,2}(A) = \frac{1 - \sum_{B \cap C = A} m_1(B) * m_2(C)}{1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) * m_2(C)}. \quad (2.11)$$

Цей метод дозволяє поєднувати маси достовірності з різних джерел, що підвищує надійність рішень щодо сегментації та обробки нечіткої інформації.

Застосування правила Дешана, як показано (2.11), дозволяє ефективно комбінувати інформацію від різних джерел, що особливо корисно в задачах сегментації за умов невизначеності. Це правило зменшує суперечності між різними гіпотезами, дозволяючи інтегрувати маси достовірності m_1 та m_2 для кожної підмножини $A \subseteq \theta$. У підсумку отримана маса достовірності $m_{1,2}(A)$ надає підвищену міру підтримки гіпотезі щодо належності об'єкта до сегменту

A , з урахуванням інформації з різних джерел. Правило Дешана також враховує конфлікти між різними масами достовірності, використовуючи знаменник:

$$1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) * m_2(C), \quad (2.12)$$

який відображає міру суперечності між масами достовірності. Якщо знаменник близький до нуля, це свідчить про високий рівень конфлікту між джерелами інформації, що може бути індикатором невизначеності або недостатньої точності. Такі показники можуть сигналізувати про необхідність перегляду джерел або збирання додаткових даних для уточнення результату.

Важливою перевагою теорії [25] достовірності є її гнучкість у випадках, коли інформація надходить поетапно або з плином часу. У такому випадку маси достовірності можуть оновлюватися, як тільки з'являються нові дані, забезпечуючи адаптивність системи сегментації. Наприклад, якщо на першому етапі для об'єкта відомо, що $m(A) = 0,5$, а $m(B) = 0,3$, то при отриманні додаткових даних ці маси можуть бути скориговані відповідно до нових характеристик. Адаптивність досягається завдяки тому, що теорія достовірності дозволяє додавати нові маси без необхідності заново розраховувати всю систему. Це особливо корисно в реальних умовах, де інформація може бути динамічною або змінюватися з часом. Ітеративне оновлення мас достовірності дозволяє покращити результати сегментації без втрати точності.

2.5 Метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності

Метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності описується як підхід, що використовує нечіткі множини та логіку для визначення належності пікселів зображень до різних [26] класів. Замість чіткого призначення пікселя конкретному класу, цей метод дозволяє визначати ступінь його належності на основі ймовірностей. Основна ідея полягає у вираженні невизначеності у

задачах сегментації, де піксель може одночасно належати кільком класам. Замість того, щоб однозначно призначити піксель певному класу, метод нечіткої сегментації дозволяє кожному пікселю мати ступінь належності до кожного можливого класу. Це означає, що один піксель може частково належати кільком різним класам одночасно з різними ступенями достовірності. Такий підхід є більш гнучким і дозволяє краще моделювати складні структури зображень, зокрема ті, де області можуть перекриватися або містити неоднорідності.

Вихідною інформацією для задачі кластеризації є вибірка спостережень, що складається з N n -вимірних векторів ознак

$$X = \{x(1), x(2), \dots, x(k), \dots, x(N)\}, \quad (2.13)$$

де N – кількість об'єктів;

$x(k)$ – n -вимірний вектор ознак об'єкта k ,

$$x(k) = (x(k), \dots, x(k))^T \in R^n, k = 1, 2, \dots, N, \quad (2.14)$$

де n – кількість ознак кожного об'єкта.

Цільова функція відображає мету алгоритму – визначити ступінь належності кожного об'єкта до конкретного кластера.

$$E(Cred_j(k), c_j) = \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^m Cred_j^\beta(k) D^2(x(k), c_j), \quad (2.15)$$

де $Cred_j(k)$ – ступінь належності об'єкта k до кластера j ;

m – кількість кластерів;

β – параметр, що керує впливом достовірності;

$D^2(x(k), c_j)$ – квадрат евклідової відстані між вектором ознак $x(k)$ та центром кластера c_j .

$$B^2(x(k), c_j) = Tr \left((x(k) - c_j)(x(k) - c_j)^T \right), \quad (2.16)$$

де Tr означає слід матриці, що в даному випадку є просто сумою квадратів компонент різниці.

Центри кластерів обчислюються, ґрунтуючись на середньозважених значеннях векторів ознак об'єктів, які належать кожному кластеру

$$c_j = \frac{\sum_{k=1}^N cred_j^\beta(k)x(k)}{\sum_{k=1}^N cred_j^\beta(k)}, \quad (2.17)$$

де чисельник – зважена сума векторів ознак $x(k)$ для всіх об'єктів з урахуванням їх ступеня належності до кластера j ;

знаменник – загальна «достовірність» всіх об'єктів щодо кластера j .

3 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1 Структура алгоритму сегментації

Розробка ефективного алгоритму [27] сегментації є ключовим етапом у вирішенні задач обробки цифрових зображень з урахуванням невизначеності. У даному дослідженні запропоновано алгоритм нечіткої сегментації, який поєднує класичні методи нечіткої кластеризації з інструментами теорії достовірності Демпстера-Шафера. Це дозволяє ефективно враховувати неоднорідність характеристик пікселів та адаптивно справлятися з невизначеністю, що виникає через розмитість меж між класами.

Основна ідея алгоритму полягає в інтеграції нечіткої кластеризації та механізмів оцінки достовірності для точного визначення меж сегментів. Використання теорії Демпстера-Шафера забезпечує можливість комбінування інформації з різних джерел, враховуючи невизначеність і конфліктність даних. Це дає змогу досягти адаптивної поведінки алгоритму, зменшити вплив шумів і аномалій у зображеннях, а також покращити узгодженість результатів.

Основні етапи розробки та реалізації алгоритму сегментації є фундаментальними для досягнення ефективною обробки цифрових зображень в умовах невизначеності.

Першим кроком алгоритму є ініціалізація. На цьому етапі визначається початкова множина кластерів, кожен із яких характеризується центром. Центри можуть бути встановлені кількома способами: випадково, на основі попереднього аналізу даних, або з урахуванням специфічних особливостей оброблюваного зображення. Окрім того, пікселям призначаються початкові значення функцій належності, які відображають ймовірність того, що певний піксель належить до кожного з кластерів. Ця ініціалізація є критично важливою, оскільки вона визначає стартові умови алгоритму та впливає на швидкість збіжності й кінцеві результати.

Після цього алгоритм переходить до етапу оцінки належності. Для кожного пікселя обчислюється ступінь його належності до кожного кластеру. Цей процес реалізується за допомогою функції достовірності, яка базується на теорії Демпстера-Шафера. Теорія дозволяє враховувати не лише невизначеність даних, але й можливі конфлікти між джерелами інформації. Наприклад, якщо різні характеристики пікселя вказують на належність до різних класів, теорія допомагає знайти оптимальний компроміс. Завдяки цьому досягається підвищення точності обчислень, що особливо важливо для обробки зображень із високим рівнем шуму або складною текстурою.

На етапі оновлення параметрів кластерів центри кластерів коригуються на основі середньозважених значень координат пікселів. Вагами виступають функції достовірності належності пікселів до відповідного кластеру. Цей процес забезпечує поступове уточнення позицій центрів кластерів у просторі ознак. Оновлення здійснюється таким чином, щоб мінімізувати загальні втрати алгоритму, зменшивши відстань між пікселями та їхніми відповідними центрами кластерів.

Далі виконується оптимізація функції втрат. Цільова функція визначає якість сегментації, мінімізуючи відхилення між пікселями і центрами кластерів з урахуванням достовірності належності. Ця функція будується таким чином, щоб відображати як геометричні характеристики зображення (евклідові відстані між пікселями і центрами кластерів), так і статистичну достовірність інформації. Завдяки цьому алгоритм має змогу адаптивно реагувати на специфіку даних і зменшувати вплив аномалій.

Для підвищення адаптивності алгоритму передбачено механізм злиття та розділення кластерів. У випадках, коли два кластери демонструють схожі характеристики, вони можуть бути об'єднані в єдиний, що знижує надмірність у моделі. Водночас, якщо певна область зображення має високий рівень невідповідностей, алгоритм може створити новий кластер для кращого врахування її унікальних характеристик. Такий підхід забезпечує гнучкість алгоритму і його здатність працювати з неоднорідними структурами зображень.

Фінальним етапом є остаточне визначення меж сегментації. Після завершення ітераційного процесу функції достовірності використовуються для формування чітких меж між кластерами. Це дозволяє отримати точний розподіл пікселів по сегментах, що відповідає реальним особливостям зображення. На цьому етапі також здійснюється постпроцесинг, наприклад, усунення дрібних артефактів або згладжування меж сегментів для покращення їхньої візуальної якості.

Даний алгоритм має низку переваг. Він забезпечує адаптивну сегментацію для зображень із високим рівнем шуму, складною текстурою чи розмитими межами між об'єктами. Здатність алгоритму комбінувати дані з різних джерел і враховувати конфліктність дозволяє досягати високої точності навіть у складних умовах. Інтеграція теорії Демпстера-Шафера та нечіткої кластеризації відкриває можливості для вирішення широкого спектру задач, зокрема в медичній візуалізації, дистанційному зондуванні Землі, системах безпеки та автоматизації. Таким чином, алгоритм представляє собою ефективний і універсальний інструмент для обробки зображень, що дозволяє вирішувати сучасні задачі сегментації з високою точністю та гнучкістю.

3.2 Порівняння з традиційними методами сегментації

Сегментація зображень є основним етапом комп'ютерного зору, що дозволяє виділити об'єкти, області чи структури зображень для подальшого аналізу. Її застосування охоплює медичну діагностику, автономні транспортні системи, промисловий контроль, робототехніку та інші галузі. Існує багато методів сегментації, кожен із яких має свої переваги та обмеження. Проте всі вони стикаються з проблемами обробки реальних зображень із шумом, неоднорідним освітленням, плавними границями між об'єктами та неповною інформацією. Для подолання цих обмежень було розроблено метод нечіткої сегментації, заснований на теорії достовірності (Демпстера-Шафера). Далі

можно проаналізувати переваги та недоліки даного методу, що показано в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Переваги та недоліки методів сегментації

Метод сегментації	Переваги	Недоліки
1	2	3
Нечітка сегментація на основі теорії достовірності	Облік невизначеності та суперечливих даних. Гнучкість у моделюванні. Висока точність для зображень з шумами чи нечіткими границями.	Високі обчислювальні витрати. Складність реалізації. Чутливість до початкових параметрів.
Порогові методи	Простота та швидкість реалізації. Низькі обчислювальні вимоги.	Не підходять для зображень з неоднорідним освітленням. Вразливість до шуму.
Методи кластеризації (K-середніх, FCM)	Добре працюють із зображеннями зі складними структурами. Гнучкість у роботі з неоднорідними даними.	Необхідність визначення кількості кластерів. Чутливість до початкових умов.
Методи виділення контурів	Ефективні для виділення чітких меж.	Погана робота з шумами або слабкими границями.
Регіональні методи	Точне виділення областей з чіткими межами.	Залежність від вибору початкових точок.

Продовження таблиці 3.1

1	2	3
Методи водорозділів	Висока точність у виділенні меж.	Чутливість до шуму. Перевизначення областей у разі неоднорідностей.
Графові методи (спектральна кластеризація)	Врахування як локальних, так і глобальних характеристик.	Високі обчислювальні витрати. Складність реалізації.

Метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності відрізняється від інших методів сегментації кількома ключовими аспектами. По-перше, він ефективно обробляє дані з невизначеністю завдяки використанню теорії достовірності, що дозволяє враховувати суперечливі дані та різні ступені довіри до результатів. На відміну від традиційних методів, таких як порогові або методи кластеризації, які зазвичай працюють з одним типом інформації (наприклад, інтенсивністю або контуром), метод на основі теорії достовірності дозволяє об'єднувати інформацію з кількох джерел, таких як колір, текстура та контури, що підвищує гнучкість у моделюванні складних сцен.

Ще однією відмінністю є обчислювальна складність. Метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності має високу обчислювальну витратність через інтеграцію теорії достовірності та складність розрахунків, тоді як інші методи, наприклад, порогові методи, характеризуються низькою складністю та швидкістю виконання. Методи кластеризації, такі як *K*-середніх або FCM, також мають свої обмеження, оскільки потребують визначення кількості кластерів заздалегідь і можуть бути чутливими до початкових умов.

Крім того, метод нечіткої сегментації дозволяє одному пікселю належати до кількох класів з різними ступенями достовірності, що забезпечує більш гнучкий розподіл пікселів у порівнянні з традиційними методами, де кожен

піксель належить лише до одного класу. Це особливо корисно при роботі з зображеннями, де межі об'єктів можуть бути розмитими або нечіткими.

Стійкість до шуму також є важливою перевагою методу на основі теорії достовірності. Завдяки моделюванню нечіткості та об'єднанню інформації з різних джерел, цей метод добре справляється з шумами, тоді як багато інших методів, таких як порогові або контурні методи, є більш вразливими до шуму і часто потребують додаткової попередньої обробки зображень для його зменшення.

Щодо підходів до границь об'єктів, метод на основі теорії достовірності підтримує роботу з розмитими межами, що робить його більш ефективним для сегментації зображень з плавними переходами між об'єктами. Інші методи, такі як методи виділення контурів або порогові методи, зазвичай потребують чітких меж для правильної сегментації, що може бути проблематичним у випадках нечітких або складних структур.

Використання теорії Демпстера-Шафера в методі нечіткої сегментації дозволяє ефективно поєднувати інформацію з різних джерел і вирішувати проблеми суперечливих даних, що особливо важливо у задачах сегментації зображень. Інші методи зазвичай базуються на класичних принципах кластеризації або аналізу інтенсивності, що обмежує їхню здатність до адаптації у складних умовах.

Нарешті, метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності знаходить своє застосування в складних сценах з неоднорідними об'єктами, низькою якістю зображень, а також у таких сферах, як медична діагностика, де важлива точність сегментації медичних зображень. Інші методи більше підходять для простіших сцен з високим контрастом, наприклад, у промисловій обробці зображень або аналізі тексту.

Таким чином, метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності пропонує високу точність та гнучкість у роботі з складними та нечіткими даними, хоча й вимагає значних обчислювальних ресурсів і налаштування параметрів.

Метод нечіткої сегментації на основі теорії достовірності поєднує адаптивність і стійкість до невизначеностей, яких бракує традиційним підходам. Він дозволяє інтегрувати інформацію з кількох джерел і приймати рішення на основі сукупності доказів, що особливо цінно для обробки складних зображень. У порівнянні з пороговими методами, кластеризацією чи водорозділами, запропонований метод є універсальним і більш ефективним для аналізу реальних даних.

3.3 Вибір мови програмування

Для розробки програмного застосунку було вибрано мову програмування Python. Мабуть, з усіх мов програмування, мова Python одна з найкращих [28]. Ця мова проста для вивчення, має лаконічний синтаксис, багатопарадигменна та універсальна.

Python – це інтерпретована мова програмування високого рівня, яка підтримує кілька парадигм, включаючи об'єктно-орієнтовану, процедурну та функціональну. Вона була розроблена Гвідо ван Россумом [29] і випущена в 1991 році. Python активно використовується у веб-розробці, аналізі даних, машинному навчанні, автоматизації, а також у багатьох інших сферах.

Основними перевагами Python є простота у використанні, висока продуктивність при розробці, велика кількість бібліотек та модулів, а також активна спільнота розробників. Її динамічна типізація та автоматичне управління пам'яттю значно спрощують розробку навіть складних систем. Крім того, Python інтегрується з іншими мовами та платформами, такими як C, C++, Java, .NET, що робить її ідеальною для створення різномірних програмних застосунків.

Станом на січень 2024 року Python посіла 1-е місце в індексі популярності мов програмування ТЮВЕ, випередивши C, C++, Java та інші мови. У рейтингу

PYPL вона також займає першу позицію, підтверджуючи свій статус найпопулярнішої мови програмування серед розробників у світі.

На рисунку 3.1 наглядно можна побачити те, які мови програмування наряду з Python займають перші 10 місць за даними ТЮВЕ.










Nov 2024	Nov 2023	Change	Programming Language	Ratings	Change
1	1		 Python	22.85%	+8.69%
2	3	▲	 C++	10.64%	+0.29%
3	4	▲	 Java	9.60%	+1.26%
4	2	▼	 C	9.01%	-2.76%
5	5		 C#	4.98%	-2.67%
6	6		 JavaScript	3.71%	+0.50%
7	13	▲	 Go	2.35%	+1.16%
8	12	▲	 Fortran	1.97%	+0.67%
9	8	▼	 Visual Basic	1.95%	-0.15%
10	9	▼	 SQL	1.94%	+0.05%

Рисунок 3.1 – Популярність мов програмування за даними ТЮВЕ [30]

Python активно використовується для створення програм різного призначення, починаючи від автоматизації простих задач до побудови складних нейронних мереж. Завдяки широкому спектру застосувань, вона стала незамінною в таких галузях, як наука про дані, штучний інтелект, веб-розробка та навіть розробка ігор. Python підтримує інтерфейси для роботи з базами даних, хмарними сервісами та засобами розробки API.

На рисунку 3.2 [31] приведена популярність мов програмування за даними PYPL.

Worldwide, Nov 2024 :

Rank	Change	Language	Share	1-year trend
1		Python	29.39 %	+1.2 %
2		Java	15.52 %	-0.3 %
3		JavaScript	8.16 %	-0.9 %
4		C/C++	6.9 %	+0.1 %
5		C#	6.48 %	-0.2 %
6	↑	R	4.71 %	+0.1 %
7	↓	PHP	4.09 %	-0.6 %
8		TypeScript	2.91 %	+0.0 %
9		Swift	2.64 %	-0.1 %
10	↑	Rust	2.64 %	+0.6 %

Рисунок 3.2 – Популярність мов програмування за даними PYPL

3.4 Переваги та недоліки мови Python

Python є однією з найуніверсальніших і найпоширеніших мов програмування, що використовується як у комерційних, так і в науково-дослідницьких проєктах. Його ключова перевага – це простота та лаконічність, яка забезпечує легкість у навчанні та використанні [32]. Відкритий код та багатий набір стандартних бібліотек роблять Python доступним і зручним для розробників з різним рівнем досвіду.

Однією з найсильніших сторін Python є його універсальність. Ця мова підтримує різні парадигми програмування, включаючи об'єктно-орієнтоване, процедурне та функціональне. Вона активно використовується у веб-розробці завдяки популярним фреймворкам, таким як Django, Flask і FastAPI.

Django [33] – це високорівневий фреймворк для веброботки на Python, який відомий своєю повнотою та принципом «батареї включені» (batteries included). Це означає, що він забезпечує все необхідне для створення веб-додатків «з коробки». Django підходить для складних вебзастосунків, таких як інтернет-магазини, новинні платформи чи CRM-системи. Наприклад, такі

компанії, як Instagram, Spotify і YouTube, використовують Django для різних компонентів своїх продуктів

Flask [34] – це мікрофреймворк, орієнтований на простоту та гнучкість. Він підходить для розробки легких вебзастосунків і мікросервісів, надаючи більше контролю над архітектурою проєкту. Flask часто використовується для створення API, мікросервісів або прототипів. Наприклад, Netflix і Reddit використовують Flask у деяких своїх сервісах.

FastAPI [35] – сучасний фреймворк для розробки API, який швидко набирає популярності завдяки швидкості та простоті. FastAPI чудово підходить для проєктів, які потребують масштабованих API, таких як системи авторизації, чат-боти або сервіси з машинного навчання. Наприклад, Uber використовує FastAPI для деяких своїх функцій.

Python також став основним інструментом у сфері науки про дані, на даній мові програмування створені бібліотеки, як-от NumPy, pandas, Matplotlib та seaborn, дозволяють ефективно аналізувати, візуалізувати й обробляти великі обсяги інформації.

Окремо слід виділити роль Python у машинному навчанні та штучному інтелекті. Бібліотеки, такі як TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn і Keras, забезпечують розробникам потужні інструменти для створення моделей та алгоритмів. У сфері автоматизації Python також незамінний завдяки своїй здатності взаємодіяти з системами через бібліотеки на кшталт Selenium або PyAutoGUI.

Сильна підтримка спільноти є одним із важливих чинників популярності Python. Розробники мають доступ до великої кількості форумів, посібників, навчальних курсів та відкритого коду. Це дозволяє легко знайти відповіді на питання, швидко освоїти нові інструменти або отримати допомогу у вирішенні складних задач.

Втім, Python має певні обмеження. Його інтерпретована природа означає, що програми працюють повільніше у порівнянні з мовами, які компілюються, як-от C++ чи Java. Це робить його менш придатним для створення додатків, що

потребують максимальної продуктивності, наприклад, в ігровій індустрії або у високочастотній торгівлі. Проблема з GIL [36] також ускладнює використання багатопоточності для завдань, які потребують одночасного виконання великої кількості обчислень.

Ще одним недоліком є високе споживання пам'яті Python-застосунками. У контексті мобільних застосунків або пристроїв з обмеженими ресурсами це може стати критичним фактором. Крім того, динамічна типізація, яка є перевагою для швидкого прототипування, іноді призводить до помилок на етапі виконання, що вимагає додаткових тестів для забезпечення стабільності програми.

Незважаючи на ці обмеження, Python продовжує займати провідні позиції у рейтингах популярності мов програмування. Його багатофункціональність, відкритий код і постійний розвиток роблять його ідеальним інструментом для розробників, які шукають баланс між простотою і потужністю. З часом мова адаптується до нових викликів, забезпечуючи ще ширші можливості для застосування в сучасному світі програмування.

3.5 Підсумок щодо вибору мови програмування

Узагальнивши всі переваги та недоліки використання мови Python у даному дослідженні, було зроблено висновок, що ця мова повністю відповідає вимогам майбутнього програмного застосунку.

Серед основних переваг Python слід виділити його простоту та читабельність, що значно спрощує розробку навіть для новачків. Завдяки зрозумілому синтаксису, код на Python легко підтримувати та модифікувати. Це особливо важливо в умовах динамічних змін вимог до програмного забезпечення.

Широкі можливості Python забезпечуються численними бібліотеками та фреймворками, які покривають майже всі аспекти програмування: від обробки

даних (pandas, numpy) до створення вебзастосунків (Django, Flask) та розробки штучного інтелекту (TensorFlow, PyTorch). Це дозволяє суттєво скоротити час розробки, оскільки більшість рішень уже готові до використання.

Кросплатформенність мови забезпечує можливість запуску програмного забезпечення на різних операційних системах без значних змін у коді. Крім того, активна спільнота розробників створює численні ресурси, такі як документація, форуми та відкритий код, які допомагають швидко вирішувати будь-які питання.

Недоліки Python також варто враховувати. Наприклад, відносно низька швидкість виконання коду в порівнянні з мовами C++ або Java може стати критичною для задач, що вимагають високої продуктивності. Однак, у разі необхідності, найбільш критичні частини можна реалізувати на інших мовах, інтегруючи їх із Python. Ще одним потенційним недоліком є високий рівень споживання пам'яті, що може вплинути на продуктивність у проєктах із великими обсягами даних.

Враховуючи всі ці фактори, Python є оптимальним вибором для розробки програмного забезпечення в межах даного проєкту. Його гнучкість, масштабованість і багатофункціональність дозволять створити ефективний, зрозумілий і сучасний застосунок у стислі терміни.

3.6 Технології та бібліотеки

Програмний застосунок для сегментації зображень базується на мові програмування Python, яка є універсальним і потужним інструментом для реалізації алгоритмів обробки даних та створення графічного інтерфейсу користувача. Основною технологією для побудови інтерфейсу є бібліотека Tkinter [37], що дозволяє створювати зручний графічний інтерфейс із такими компонентами, як кнопки, мітки та текстові поля. Tkinter відповідає за створення основного вікна програми, кнопок для вибору зображення, запуску

алгоритму сегментації, збереження результатів та відновлення початкового вигляду зображення. Крім цього, бібліотека забезпечує інтеграцію текстового віджета, що слугує для відображення логів виконання алгоритму.

Для обробки зображень та роботи з пікселями використовується бібліотека Pillow (PIL) [38], яка забезпечує зчитування, зміну розміру, обробку та збереження зображень у різних форматах, таких як JPEG, PNG тощо. Ця бібліотека дозволяє відкривати зображення, зменшувати їхній розмір для прискорення обчислень, а також конвертувати масиви пікселів у фінальне сегментоване зображення.

Основна математична обробка виконується за допомогою бібліотеки NumPy, яка забезпечує високопродуктивну роботу з багатовимірними масивами. У програмі NumPy [39] використовується для перетворення пікселів зображень у числові масиви, виконання обчислень, пов'язаних із евклідовими відстанями, та розрахунку центрів кластерів і вагових коефіцієнтів. Завдяки її ефективності виконання обчислень з великими обсягами даних стає швидшим і зручнішим.

Для забезпечення плавності роботи програми та уникнення блокування графічного інтерфейсу використовується бібліотека Threading [40], яка дозволяє виконувати обчислення в окремому потоці. Завдяки цьому головне вікно програми залишається інтерактивним навіть під час виконання тривалих обчислювальних процесів.

Алгоритм сегментації базується на Credibilistic Clustering, який дозволяє сегментувати зображення на основі розрахунку довірчих значень (credibilities) між кожним пікселем і кластерами. Основні етапи алгоритму включають ініціалізацію центрів кластерів випадковим вибором, обчислення значень довірчості на основі евклідових відстаней, оновлення центрів кластерів за допомогою вагових коефіцієнтів і перевірку на збіжність, що базується на зміні позицій центрів. Цей алгоритм особливо корисний для сегментації зображень завдяки здатності враховувати вагові коефіцієнти та забезпечувати гнучкість у налаштуванні параметрів.

У дизайні програми використовується підхід ООП. Алгоритм кластеризації реалізовано як окремий клас із методами для ініціалізації, розрахунку довірчих значень, оновлення центрів кластерів та прогнозування. Логіка алгоритму інкапсульована в класі, що дозволяє легко інтегрувати його в графічний інтерфейс і спрощує модифікацію або розширення функціоналу.

Програмний застосунок об'єднує переваги мови Python, бібліотек Tkinter, Pillow, NumPy та концептів багатопоточності, що забезпечує високу продуктивність і зручність використання. Вона дозволяє користувачам легко виконувати сегментацію зображень, зберігати результати й отримувати візуалізацію процесу через журнал виконання. Усі ці технології забезпечують інтуїтивний і функціональний інструмент для обробки зображень, який не вимагає від користувача глибоких знань у програмуванні або машинному навчанні.

3.7 Програмна реалізація

Після дослідження матеріалів та обраного способу реалізації можна перейти до головної фази розробки програмного застосунку. Завданням є створення гнучкої, легко налаштовуваної системи для сегментації зображень, заснованої на методі нечіткої сегментації зображень на основі теорії достовірності. Далі буде детально описано принципи роботи методу та його програмну реалізацію. Крім того, буде розглянуто структуру взаємодії функціональних блоків програми, що забезпечують сегментацію зображень, і механізми, які дозволяють користувачу налаштовувати параметри алгоритмів для досягнення бажаних результатів.

3.8 Розробка програмних компонентів досліджуваного методу

Метод базується на використанні концепції достовірних значень, які є мірою належності кожного елемента (пікселя) до одного з кластерів. На відміну від традиційних підходів, таких як k -середнє, цей метод враховує «гладкість» розподілу належності між кластерами через параметр впливу (β).

Ініціалізація центрів кластерів проводиться за допомогою функції *initialize_centroids*, яка обирає початкові центри кластерів випадковим чином із набору даних. Це важливий етап, адже якість початкової ітерації впливає на швидкість збіжності методу. Сам етап показаний в лістингу 3.1 коду програми та представлено нижче.

Лістинг 3.1 Ініціалізація центрів кластерів:

```
def initialize_centroids(self, X):
    self.log("Initializing centroids...")
    np.random.seed(0)
    indices = np.random.choice(X.shape[0], self.n_clusters, replace=False)
    return X[indices]
```

Після ініціалізації центрів кластерів проводиться обчислення кредителістичних значень цей етап реалізовано у функції *compute_credibility*. Розраховуються відстані між кожним елементом даних та центроїдами кластерів, що потім перетворюються у достовірні значення (лістинг 3.2).

Лістинг 3.2 Обчислення достовірних значень:

```
def compute_credibility(self, X, centroids):
    self.log("Computing credibility values...")
    diff = X[:, np.newaxis, :] - centroids[np.newaxis, :, :]
    distances = np.einsum("ijk,ijk->ij", diff, diff)
    distances = 1 / (1 + distances)
    credibilities = distances / distances.sum(axis=1, keepdims=True)
    return credibilities
```

Центроїди оновлюються з урахуванням впливу кожного елемента на підставі кредителістичних значень (лістинг 3.3).

Лістинг 3.3 Оновлення центрів кластерів:

```
def update_centroids(self, X, credibilities):
    self.log("Updating centroids...")
    weights = credibilities ** self.beta
    centroids = (weights.T @ X) / weights.sum(axis=0)[:, np.newaxis]
    return centroids
```

Ітеративний процес завершується, якщо зміна положення центрів кластерів стає меншою за порогове значення ϵ . Це реалізовано через перевірку норми різниці (лістинг 3.4).

Лістинг 3.4 Перевірка норми різниці:

```
if np.linalg.norm(new_centroids - centroids) < self.epsilon:
    self.log("Convergence reached.")
    break
```

Метод *segment_image* застосовує кластеризацію до пікселів зображення, розглядаючи їх як тривимірні вектори (RGB). В результаті кожен піксель належить одному з кластерів, а його колір замінюється кольором центроїда (лістинг 3.5).

Лістинг 3.5 Метод *segment_image*:

```
def segment_image(self, image):
    self.log("Segmenting image...")
    original_size = image.size
    image = image.resize((100, 100))
    pixel_values = np.array(image).reshape(-1, 3)
    self.fit(pixel_values)
    labels = self.predict(pixel_values)
    segmented_image = np.zeros_like(pixel_values)
    for j, centroid in enumerate(self.centroids):
        segmented_image[labels == j] = centroid
    segmented_image = Image.fromarray(segmented_image.reshape(100, 100,
3).astype(np.uint8))
    return segmented_image.resize(original_size)
```

Реалізований метод достовірної кластеризації демонструє високу ефективність для задач сегментації зображень, особливо для даних із складними

структурами кластерів. Його переваги в адаптивності та точності роблять його перспективним для подальшого вдосконалення, наприклад, через інтеграцію механізмів автоматичного вибору кількості кластерів або GPU-прискорення. Блок-схема алгоритму показана на рисунку 3.3.

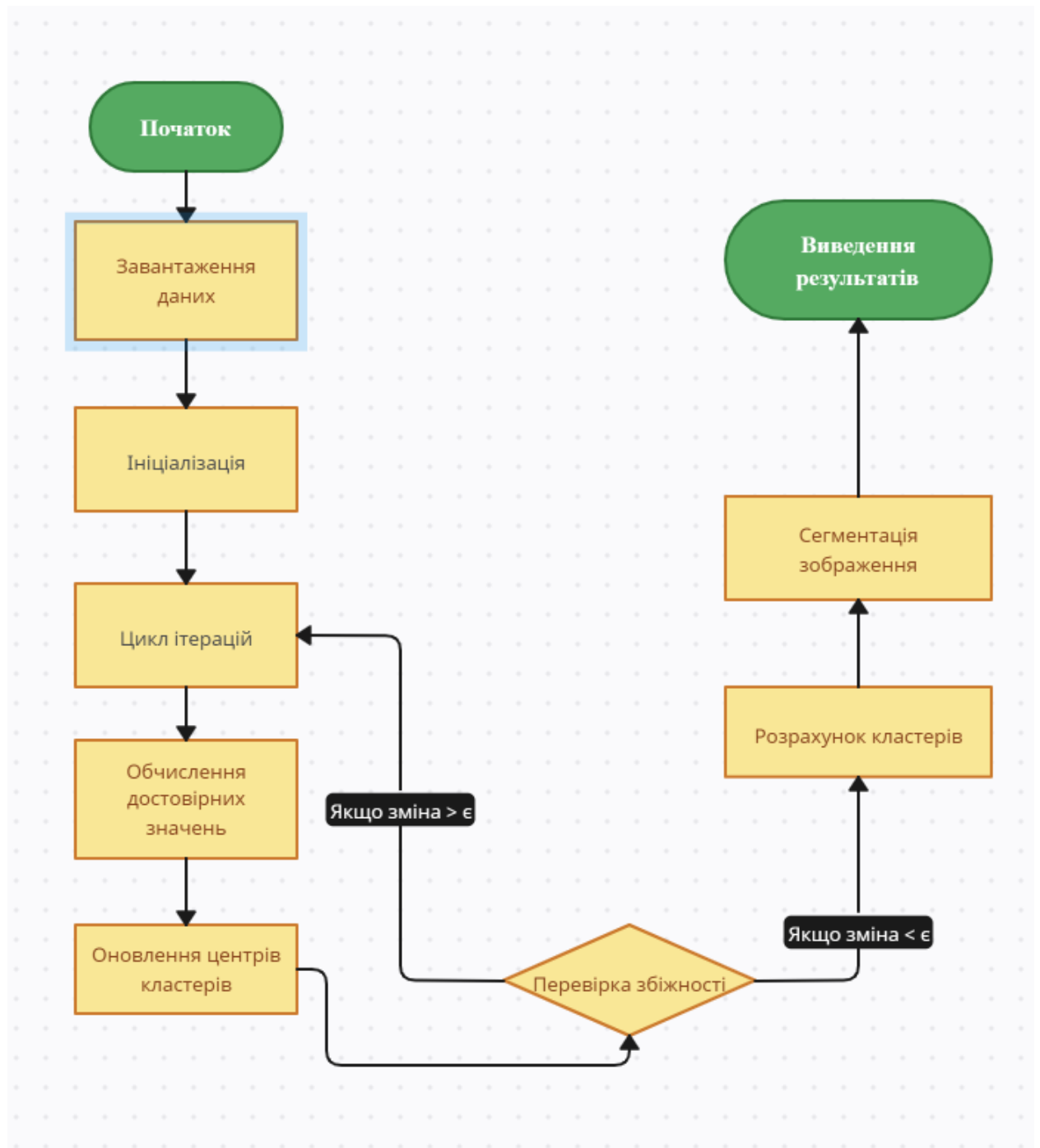


Рисунок 3.3 – Блок-схема алгоритму дослідження

3.9 Розгляд та аналіз інтерфейсу програмного застосунку

Програмний застосунок, який розроблений під час дослідження дуже простий для використання. Головне вікно застосунку має назву «Credibilistic imade segmentation». Саме вікно (рис. 3.4) включає в себе набір з п'яти кнопок та двох полей для зображень. Оригінальне зображення до сегментації виводиться в колонці, яка появляється нижче надпису «Input Image», а зображення після сегментації виводиться після надпису «Segmented Image».

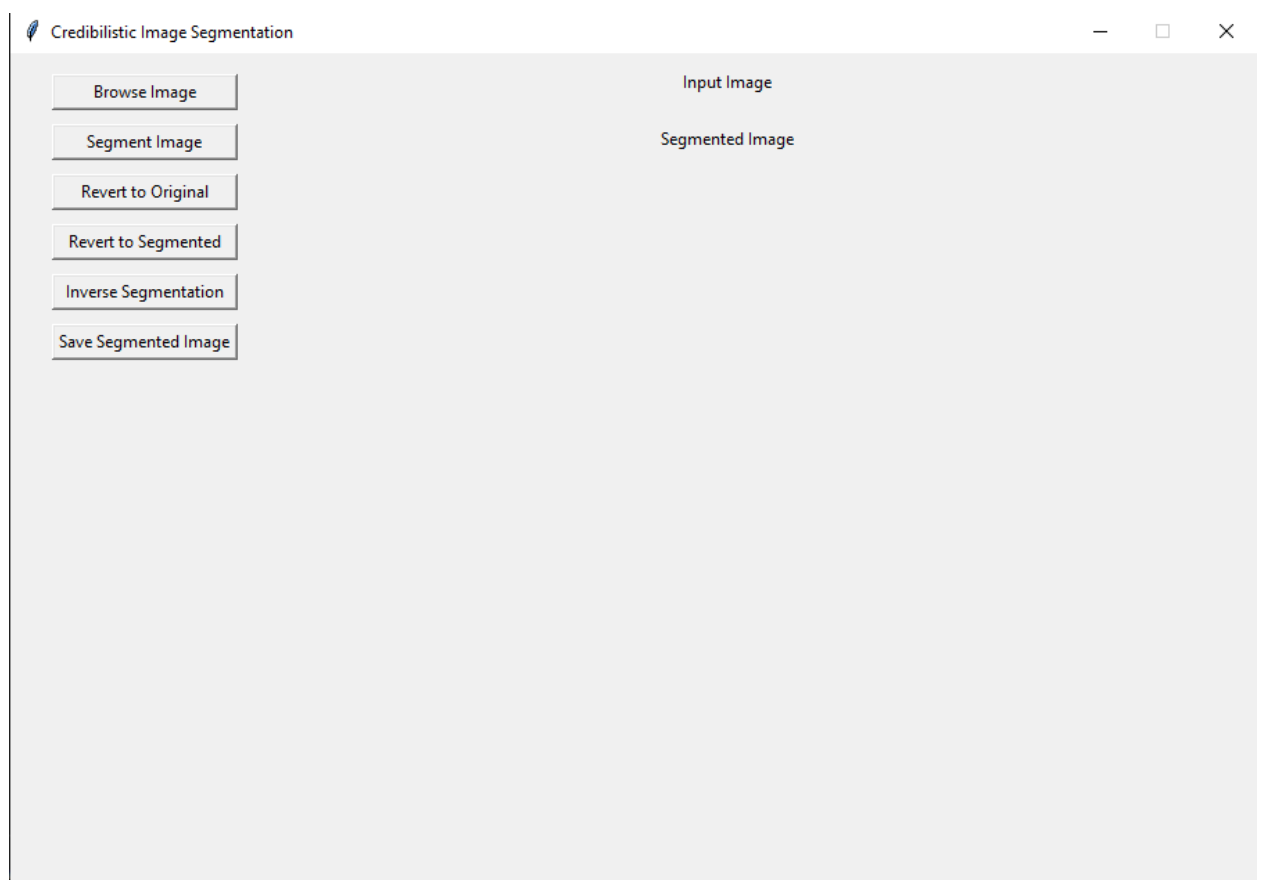


Рисунок 3.4 – Головне вікно програмного застосунку

Користувачу для використання застосунку потрібно два рази натиснути на ярлик CredibilisticSegmentation.exe. Після натискання на відповідний ярлик буде запущене головне вікно програмного застосунку (рис. 3.4). Дане вікно включес в себе п'ять кнопок. Кожна кнопка має функціонал, відповідний до назви даної кнопки.

Для завантаження зображення користувачу потрібно натиснути на кнопку «Browse Image». Після натискання даної кнопки відкриється вікно провідника віндос «відкриття» та користувач повинен вибрати зображення для сегментування. Після вибору зображення воно буде поміщено в колонку з надписом «Input Image» (рис. 3.5).

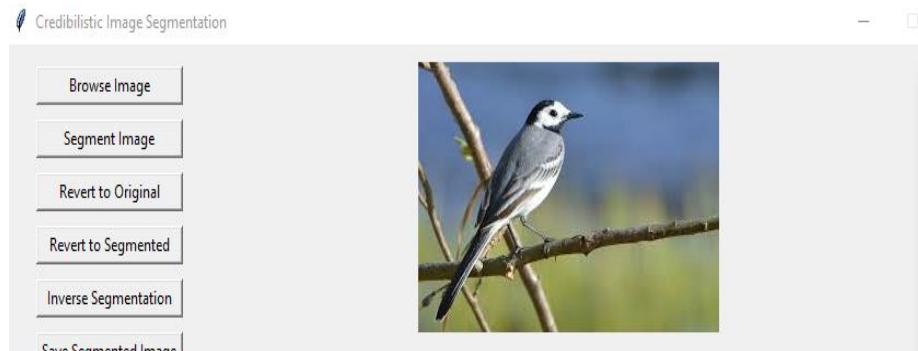


Рисунок 3.5 – Зображення в колонці «Input Image»

Для сегментації зображення за допомогою методу нечіткої достовірної сегментації користувач повинен натиснути кнопку з назвою «Segment Image». Після натискання даної кнопки починається сегментація та відкривається вікно логів програми, представлене на рисунку 3.6.

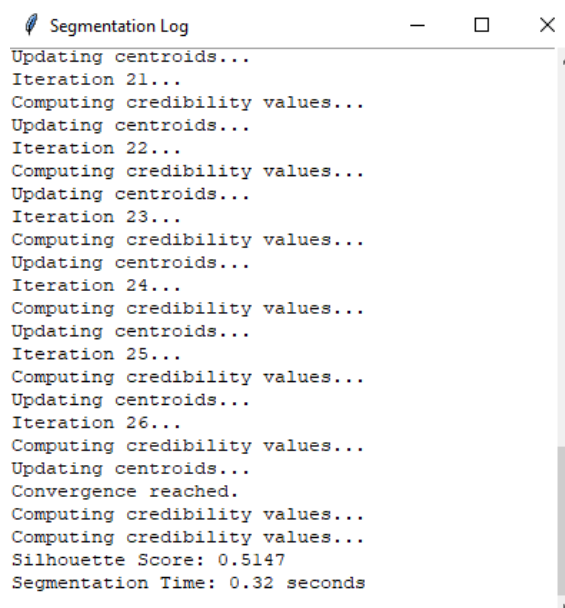


Рисунок 3.6 – Вікно логів програмного застосунку

Після завершення сегментації зображення буде відображене в колонці під назвою «Segmented Image» (рис. 3.7).

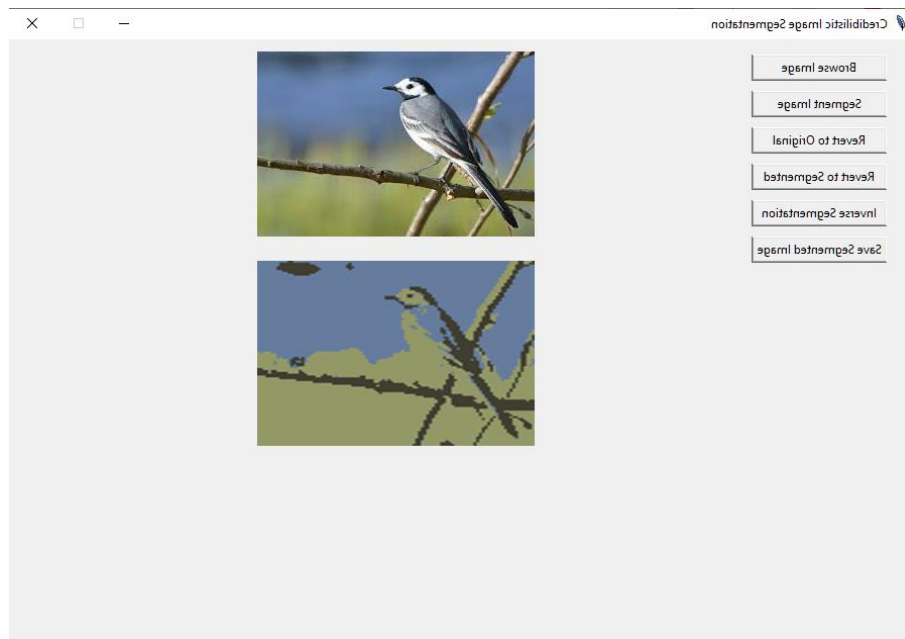


Рисунок 3.7 – Закінчення сегментації та відображення зображення

Також користувач має можливість вернути зображення до оригінала при натисканні кнопки «Revert to Original» (рис. 3.8), яка повертає оригінальне зображення.

Програмний застосунок надає користувачу можливість провести зворотню сегментацію, тобто, обробити сегментоване зображення в зворотньому шляху, що показано на рисунку 3.9.

Також, програмний застосунок дає можливість зберегти сегментоване зображення, що може бути корисним користувачу.

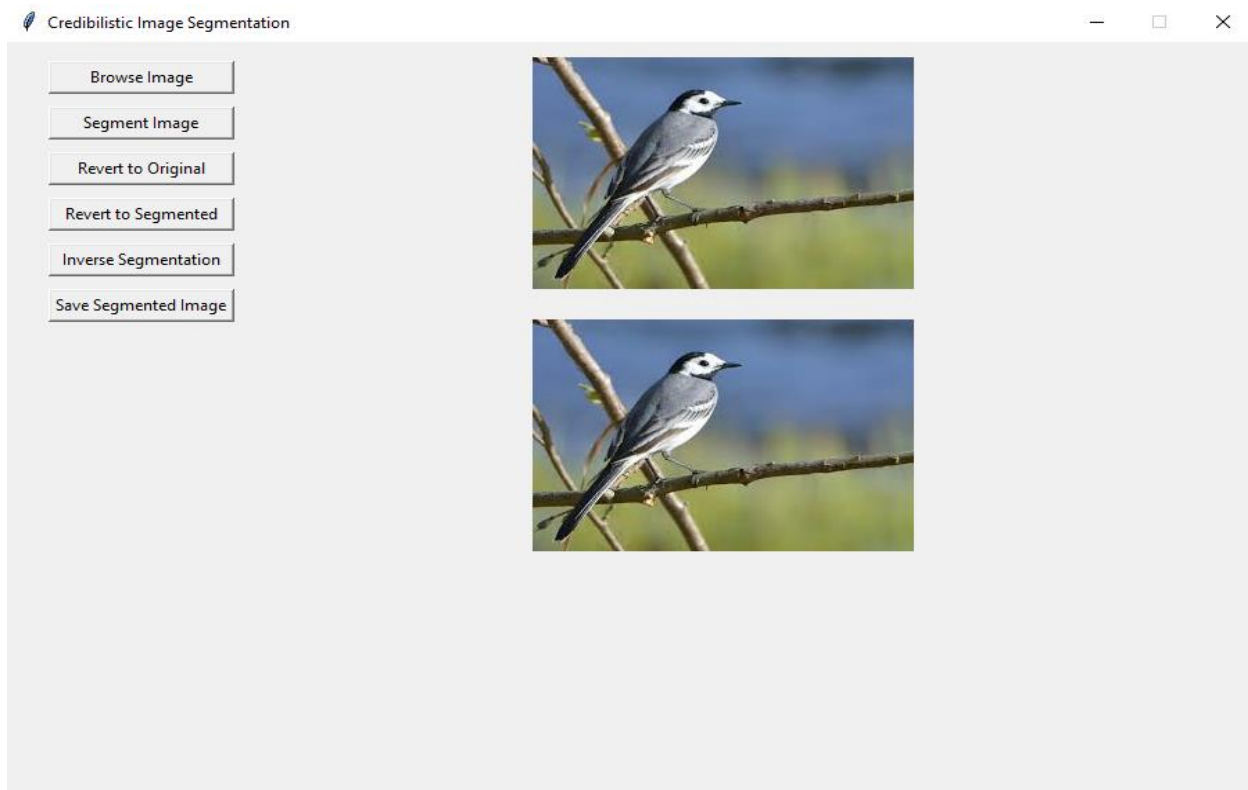


Рисунок 3.8 – Виведення оригінального зображення

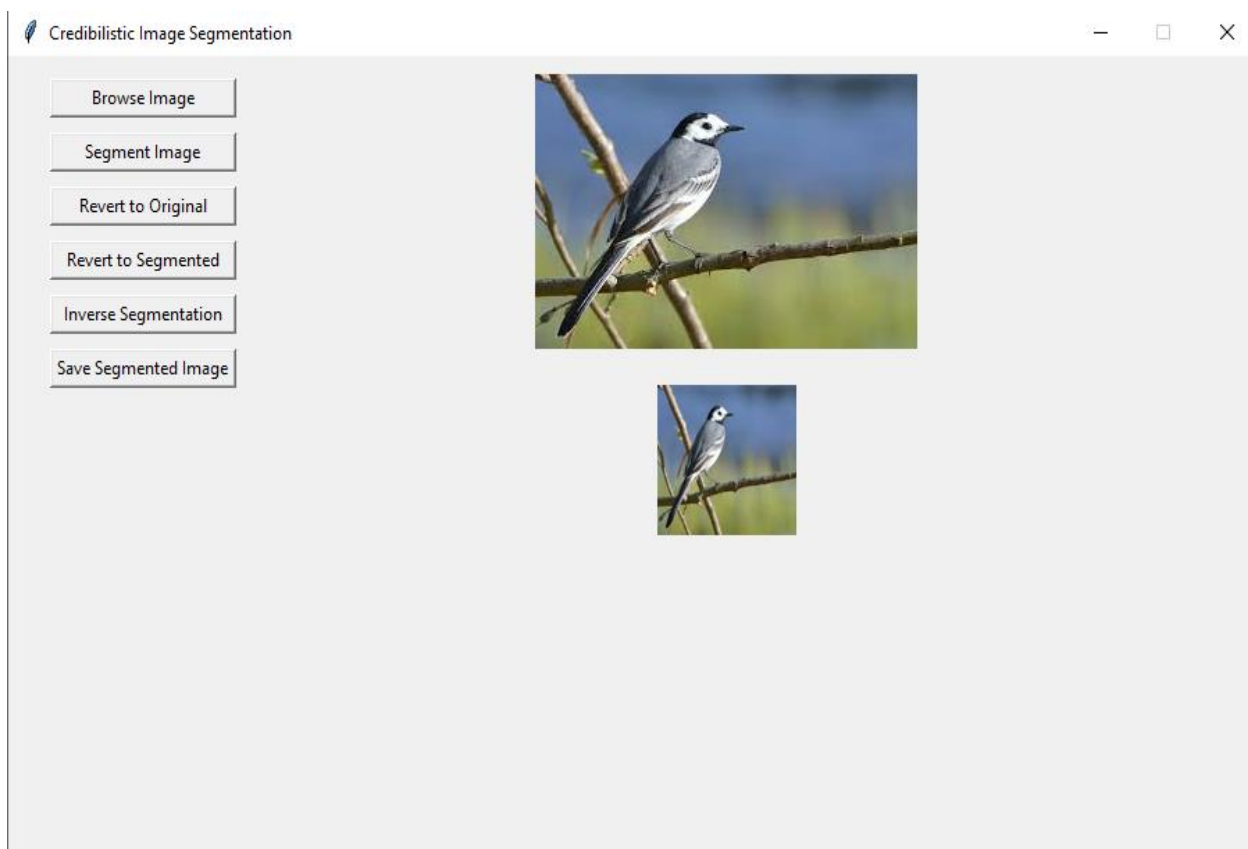


Рисунок 3.9 – Зворотня сегментація зображення

3.10 Тестування програмного застосунку

Після повного аналізу функціоналу програмного застосунку можна перейти до тестування методу досліджуваного методу нечіткої сегментації зображень на основі теорії достовірності.

Для тестування методу було зібрано групу зображень. Дані зображення мають різні розміри та різні характеристики, такі як розмитість, висота зображення та ширина зображень. Кількість зображень, вибраних під час тестування програмного застосунку рівна 10 зображенням, та тести показані на рисунках 3.10 – 3.19.

Для порівняння точності сегментації був застосований коефіцієнт силуета кластерів (Silhouette Score).

Під час тестування програмного застосунку на першому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,19 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,5936 (рис. 3.10).

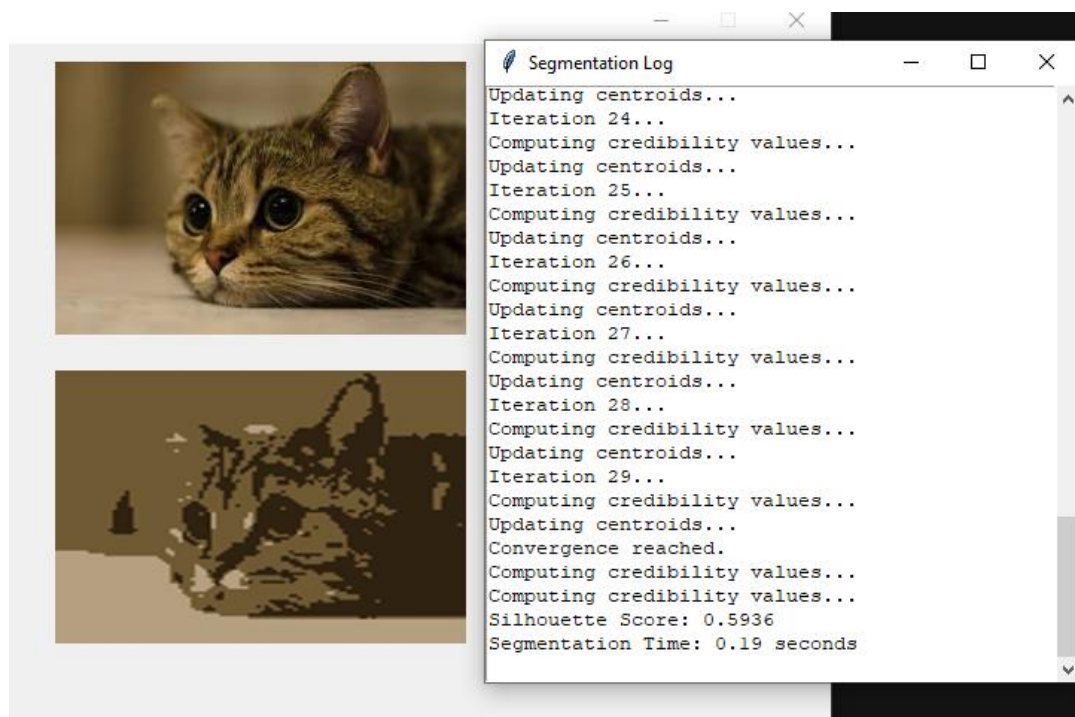


Рисунок 3.10 – Тестове зображення 1

Під час тестування програмного застосунку на другому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,49 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,3994 (рис. 3.11).

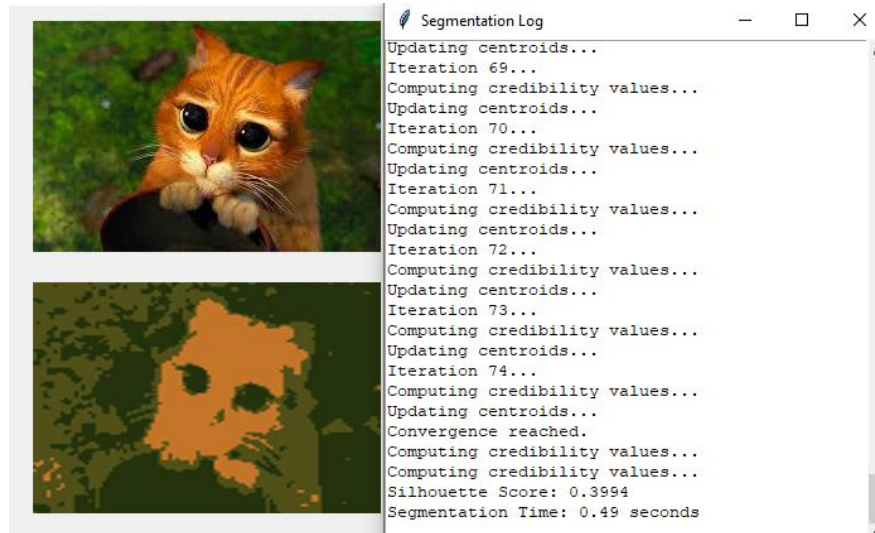


Рисунок 3.11 – Тестове зображення 2

При тестуванні програмного застосунку на третьому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,35 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,4801 (рис. 3.12).

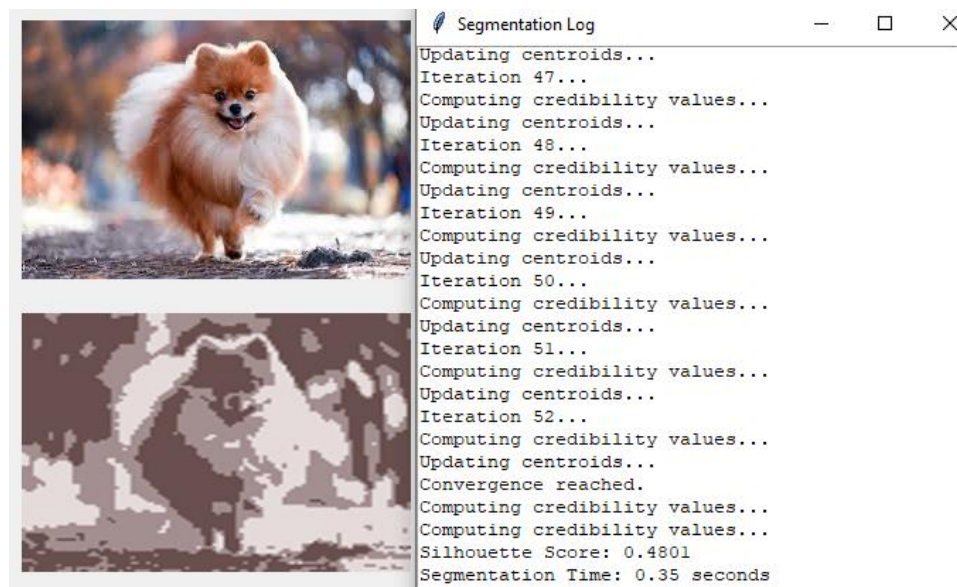


Рисунок 3.12 – Тестове зображення 3

При тестуванні програмного застосунку на четвертому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,24 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,5508 (рис. 3.13).

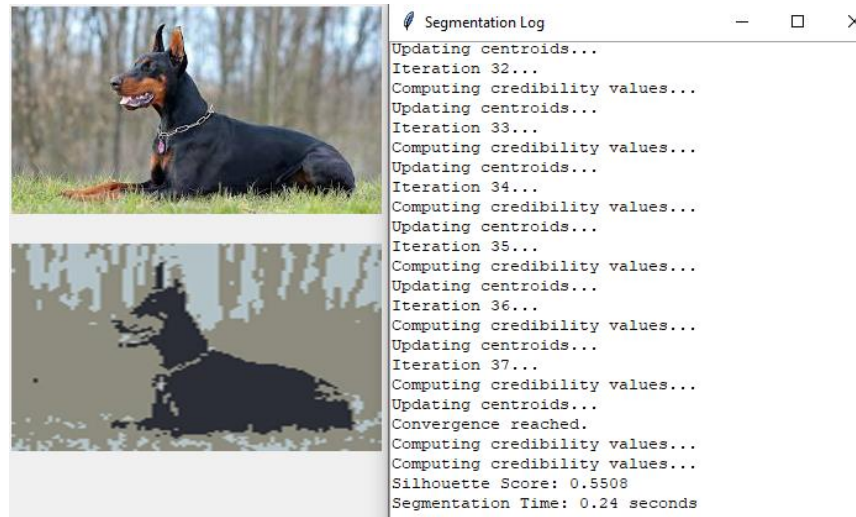


Рисунок 3.13 – Тестове зображення 4

При тестуванні програмного застосунку на п'ятому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,22 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,5633 (рис. 3.14).

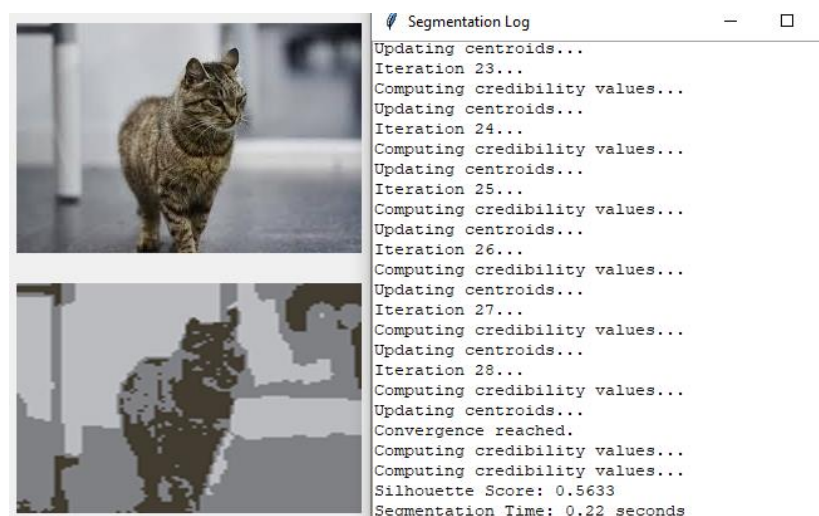


Рисунок 3.14 – Тестове зображення 5

При тестуванні програмного застосунку на шостому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,29 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,7357 (рис. 3.15).

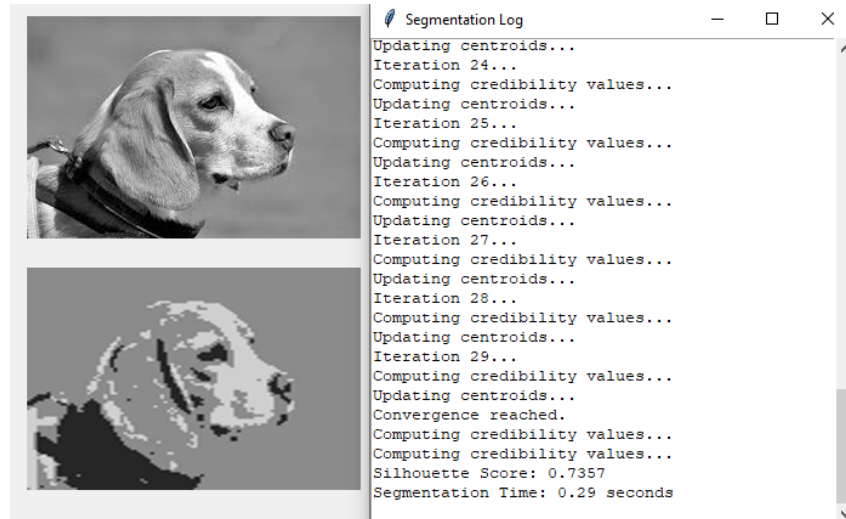


Рисунок 3.15 – Тестове зображення 6

При тестуванні програмного застосунку на сьомому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,25 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,6534 (рис. 3.16).

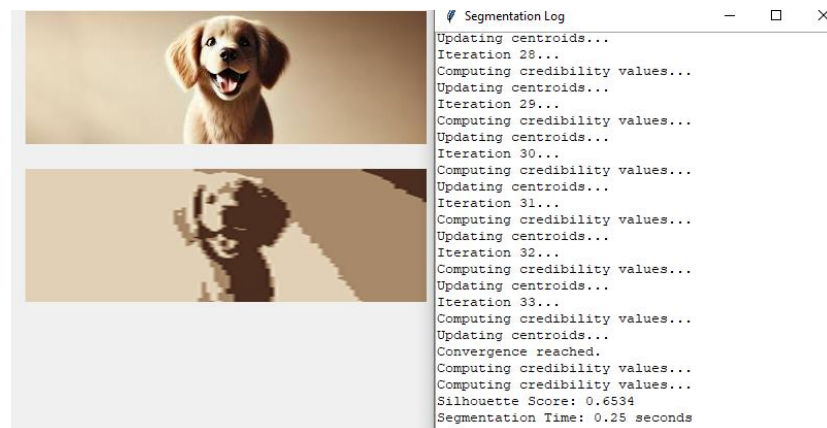


Рисунок 3.16 – Тестове зображення 7

При тестуванні програмного застосунку на восьмому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,39 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,7282 (рис. 3.17).

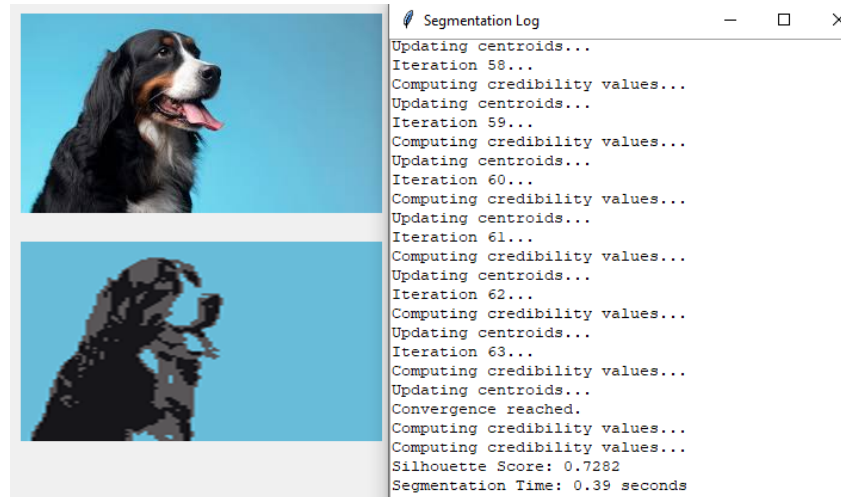


Рисунок 3.17 – Тестове зображення 8

При тестуванні програмного застосунку на дев'ятому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,34 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,6177 (рис. 3.18).

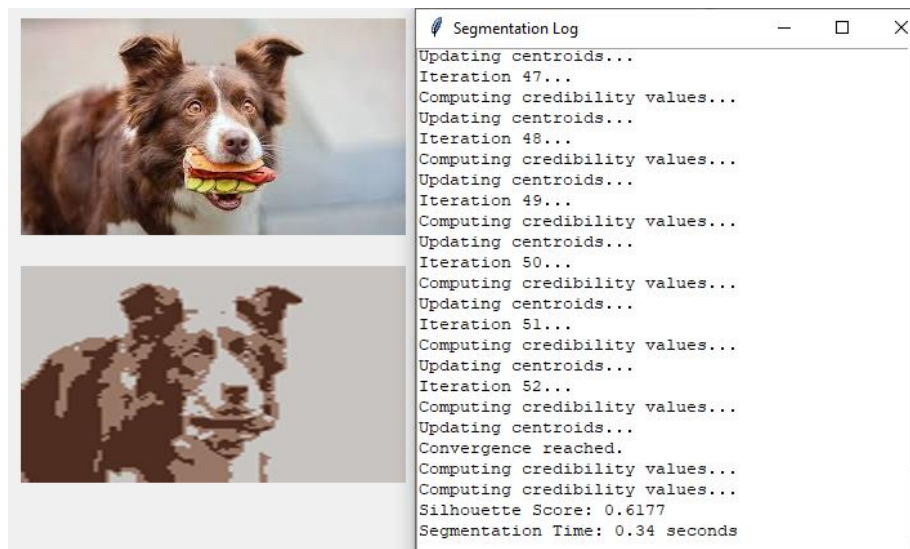


Рисунок 3.18 – Тестове зображення 9

При тестуванні програмного застосунку на десятому тестовому зображенні була проведена сегментація зображення, та виявлено що час сегментації дорівнює 0,27 секунди та коефіцієнт силуета дорівнює 0,4908 (рис. 3.19).

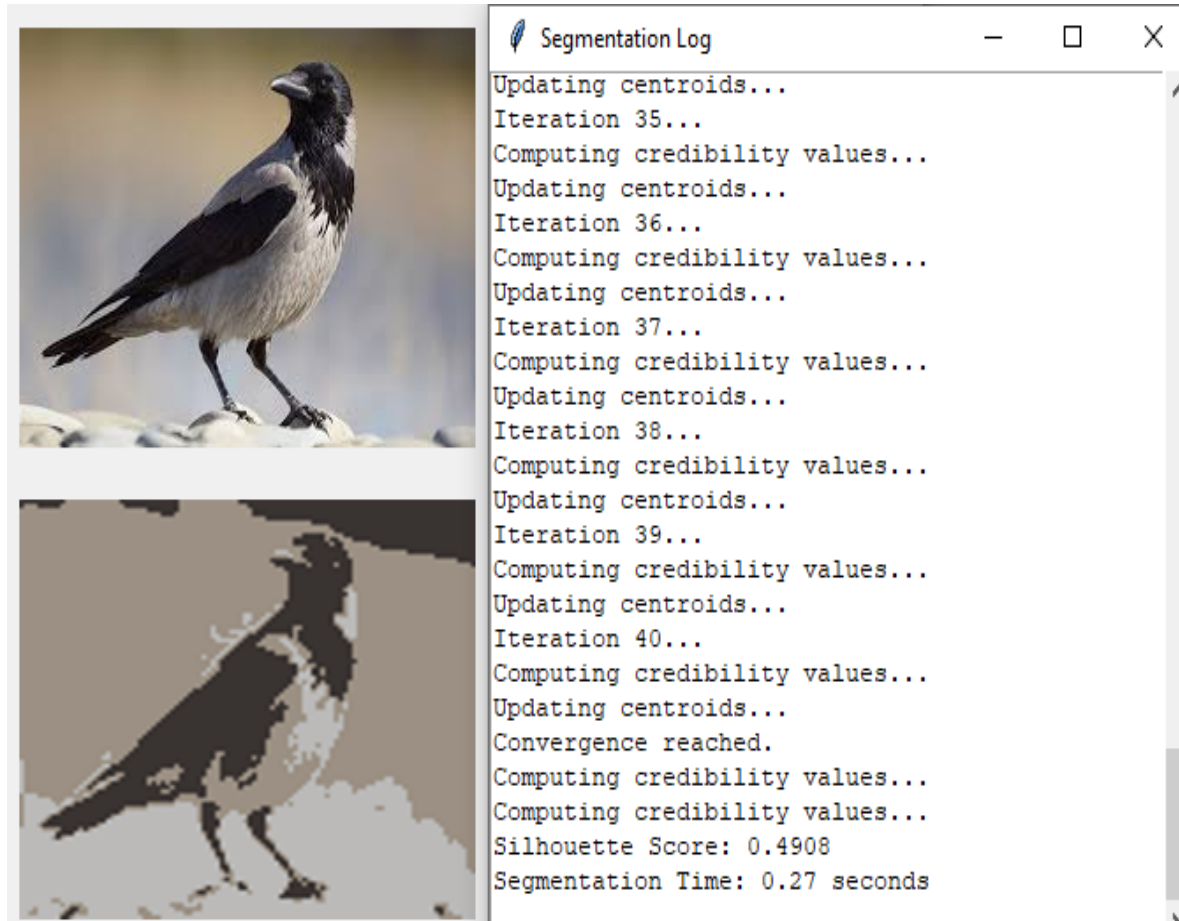


Рисунок 3.19 – Тестове зображення 10

Після проведеного тестування на 10 тестових зображеннях (рис. 3.10 – 3.19) всі дані були поміщені в таблицю 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати тестів програмного застосунку

№ тесту	Час сегментації (секунди)	Коефіцієнт силуета
1	2	3
1	0,19	0,5936

Продовження таблиці 3.2

1	2	3
2	0,49	0,3994
3	0,35	0,4801
4	0,24	0,5508
5	0,22	0,5633
6	0,29	0,7357
7	0,25	0,6534
8	0,39	0,7282
9	0,34	0,6177
10	0,27	0,4908

Підсумками проведеного експерименту є те, що якість сегментації та якість сегментованого зображення залежить від якості вихідного зображення, кількість ітерацій алгоритма залежить на пряму від висоти та ширини зображення. Час сегментації в свою чергу на пряму залежить від чіткості зображення.

ВИСНОВКИ

У рамках кваліфікаційної роботи був розроблений і реалізований метод нечіткої сегментації зображень, що базується на теорії достовірності, який враховує невизначеність і неточність даних. Це дозволило досягти значного покращення якості сегментації у випадках, коли традиційні підходи виявляються малоефективними. Було виконано детальний аналіз існуючих методів сегментації, що включало як традиційні алгоритми, так і підходи, засновані на кластеризації та нечіткій логіці. Виявлено, що використання теорії достовірності є перспективним шляхом для розв'язання задач, пов'язаних із розмитістю меж об'єктів та неоднорідністю текстури.

Програмна реалізація методу, виконана за допомогою мови Python, підтвердила його адаптивність до різних типів зображень та ефективність в задачах із високим рівнем шуму чи неоднозначності даних. Розроблений алгоритм дозволяє досягати кращих результатів у порівнянні з класичними підходами, зокрема у складних умовах, де наявні розмиті межі об'єктів чи значні відхилення в характеристиках зображень. Експериментальне тестування показало, що розроблений метод забезпечує високу точність сегментації, зберігаючи при цьому прийнятну обчислювальну складність.

Отримані результати мають важливе практичне значення та можуть бути використані в сферах, які потребують точного аналізу зображень. Серед них – медична діагностика, де важливо визначити межі патологічних утворень, автономні транспортні системи, що вимагають надійного розпізнавання об'єктів на дорозі, та аналіз супутникових знімків для геопросторових досліджень. Запропонований підхід не лише підвищує ефективність сегментації, але й створює основи для подальших досліджень у сфері обробки зображень з використанням нечіткої логіки та теорії достовірності.

Наукова новизна дослідження полягає у розробці методу нечіткої сегментації зображень на основі теорії достовірності, який дозволяє ефективно

вирішувати задачі обробки зображень в умовах невизначеності. Запропонований метод поєднує принципи нечіткої логіки та теорії Демпстера-Шафера для обробки суперечливої інформації, що значно підвищує точність і надійність результатів. У роботі вперше реалізовано адаптивний підхід до сегментації, який враховує особливості текстури, кольору та контурів об'єктів, забезпечуючи високу точність навіть для зображень із розмитими межами чи високим рівнем шуму. Практичне впровадження методу підтвердило його ефективність в задачах медичної візуалізації та автоматизації аналізу складних сцен.

Результати дослідження апробовано у вигляді тези доповіді 28-го міжнародного молодіжного форуму «РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У ХХІ СТОЛІТТІ» [41].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Bodyanskiy, Y., Shafronenko, A., & Volkova, V. (2012). Adaptive fuzzy probabilistic clustering of incomplete data. *INFORMATION MODELS & ANALYSES*, 112.
2. Шафроненко, А. Ю., Касаткіна, Н. В., & Бодянський, Є. В. ДОСТОВІРНА РОБАСТНА ОНЛАЙН НЕЧІТКА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ В ЗАДАЧАХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ПОТОКІВ ДАНИХ.
3. Сегментація зображень. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Сегментація_зображення#:~:text=Найпростішим%20методом%20сегментування%20є%20метод,у%20випадку%20вибору%20кількох%20рівнів (дата звернення 02.10.2024).
4. Грицик, В. В. (2020). ДОСЛІДЖЕННЯ УНІФІКАЦІЇ СТАНДАРТНИХ ПОРОГОВИХ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ. *Прикладні питання математичного моделювання*, 3(2.1), 88-98.
5. Liu, D., & Yu, J. (2009, August). Otsu method and K-means. In *2009 Ninth International conference on hybrid intelligent systems* (Vol. 1, pp. 344-349). IEEE.
6. Suganya, R., & Shanthi, R. (2012). Fuzzy c-means algorithm-a review. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2(11), 1.
7. Clustering by DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) Clearly Explained with Coding in Python. URL: <https://medium.com/@satpatishrimanta/clustering-by-dbscan-density-based-spatial-clustering-of-applications-with-noise-clearly-f93c5c72f706> (дата звернення 10.10.2024).
8. Полубєхін, А., & Шафроненко, А. (2024). ОГЛЯД НЕЙРО-НЕЧІТКИХ СИСТЕМ. Матеріали конференцій МЦНД, (19.01. 2024; Кривий Ріг, Україна), 328-329.
9. Karthick, S., Sathiyasekar, K., & Puraneeswari, A. (2014). A survey based on region based segmentation. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 7(3), 143-147.

10. Levner, I., & Zhang, H. (2007). Classification-driven watershed segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(5), 1437-1445.
11. Höppner, F., Klawonn, F., Kruse, R., & Runkler, T. (1999). *Fuzzy cluster analysis: methods for classification, data analysis and image recognition*. John Wiley & Sons.
12. Лузан, М. О. (2019). Теорія Демпстера-Шафера для задач класифікації.
13. Caponetti, L., & Castellano, G. (2018). Special issue on fuzzy logic for image processing. *Information*, 9(1), 3.
14. IEEE. (2024). A fuzzy logic approach to image segmentation. *Proceedings of the IEEE Conference on Image Processing*.
15. González, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing*. New York: Pearson. Includes sections on fuzzy clustering methods for image segmentation.
16. Shafronenko, A., Pliss, I., & Ye, B. (2013). The evolving adaptive neural network for data processing with missing observations. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, (2 (29)), 119-127.
17. Bodyanskiy, Y., Shafronenko, A., & Mashtalir, S. (2020). Online robust fuzzy clustering of data with omissions using similarity measure of special type. In *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making: Proceedings of the XV International Scientific Conference “Intellectual Systems of Decision Making and Problems of Computational Intelligence” (ISDMCI’2019)*, Ukraine, May 21–25, 2019 15 (pp. 637-646). Springer International Publishing.
18. Soltani, A., Battikh, T., Jabri, I., & Lakhoua, N. (2018). A new expert system based on fuzzy logic and image processing algorithms for early glaucoma diagnosis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 40, 366-377.
19. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*.
20. Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International journal of man-machine studies*, 7(1), 1-13.

21. Zadeh, L. A. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems*, 1(1), 3-28.
22. Chaabane, S. B., Sayadi, M., Fnaiech, F., & Brassart, E. (2009). Dempster-Shafer evidence theory for image segmentation: application in cells images. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 3(11), 2648-2654.
23. Bodyanskiy, Y. V., Shafronenko, A., Rudenko, D., Plubiekhin, A., & Frolov, D. (2024). Online Image Segmentation using Credibilistic Fuzzy Clustering. In *COLINS (1)* (pp. 1-10).
24. Bodyanskiy, Y. V., Pliss, I. P., & Shafronenko, A. Y. (2022). ШВИДКА НЕЧІТКА ПРАВДОПОДІБНА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ПІКІВ ЩІЛЬНОСТІ РОЗПОДІЛУ ДАНИХ. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, (1), 76-76.
25. Шафроненко, А. Ю., & Бодяньський, Є. В. (2023). Нечітка достовірна кластеризація великих масивів даних з гіпереліпсоїдальними класами з довільною орієнтацією осей. *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*, (1 (50)), 93-99.
26. Bodyanskiy, Y., Shafronenko, A., & Volkova, V. (2012). Adaptive fuzzy probabilistic clustering of incomplete data. *INFORMATION MODELS & ANALYSES*, 112.
27. Bodyanskiy, Y. V., Shafronenko, A., & Klymova, I. (2021, April). Adaptive Recovery of Distorted Data Based on Credibilistic Fuzzy Clustering Approach. In *COLINS* (pp. 6-15).
28. Що нового в Python 3.10. URL: <https://docs.python.org/uk/3/whatsnew/3.10.html> (дата звернення 10.11.2024).
29. Гвідо ван Россум матеріал з вікіпедії. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Гвідо_ван_Россум (дата звернення 11.11.2024).
30. TIOBE Index for November 2024. URL: <https://www.tiobe.com/tiobe-index/> (дата звернення 12.11.2024).

31. PYPL Popularity of Programming Language. URL: <https://pypl.github.io/PYPL.html> (дата звернення 12.11.2024).
32. Переваги і недолік мови Python. URL: <https://blog.ithillel.ua/articles/perevagi-i-nedoliki-movi-python> (дата звернення 12.11.2024).
33. Веб-фреймворк Django (Python). URL: <https://developer.mozilla.org/ru/docs/Learn/Server-side/Django> (дата звернення 13.11.2024).
34. Flask (Веб-фреймворк). URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Flask_\(веб-фреймворк\)](https://ru.wikipedia.org/wiki/Flask_(веб-фреймворк)) (дата звернення 13.11.2024).
35. Чому я обираю FastAPI: основні можливості та переваги фреймворку. URL: <https://dou.ua/forums/topic/37547/> (дата звернення 13.11.2024).
36. Understanding Python's Global Interpreter Lock (GIL) and Its Impact on Concurrency. URL: <https://dev.to/adityabhuyan/understanding-pythons-global-interpreter-lock-gil-and-its-impact-on-concurrency-2da6> (дата звернення 12.11.2024).
37. tkinter – Python interface to Tcl/Tk. URL: <https://docs.python.org/uk/3/library/tkinter.html> (дата звернення 14.11.2024).
38. Pillow. URL: <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/> (дата звернення 15.11.2024).
39. NumPy Documentation. URL: <https://numpy.org/doc/> (дата звернення 15.11.2024).
40. Threading – Thread-based parallelism. URL: <https://docs.python.org/uk/3/library/threading.html> (дата звернення 16.11.2024).
41. Магніцький, Є.Д. (2024). Нечітка сегментація зображень на основі теорії достовірності. *Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті. Т. 7: Конференція «Комп'ютерний зір, системний аналіз та математичне моделювання»*: матеріали 28-го Міжнар. молодіж. форуму, 16–18 квіт. 2024 р., с. 78-79.