

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

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

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

ДОСЛІДЖЕННЯ ЗАВАДОСТІЙКОСТІ ІЄРАРХІЧНОГО МЕТОДУ
СТРУКТУРНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІНФМ-19-2

Сірик Т. О.
(прізвище, ініціали)

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

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Гороховатський В.О.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Кобилін О.А.
(прізвище, ініціали)

2020 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)

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« ____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Сірик Тетяні Олександрівні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження завадостійкості ієрархічного методу структурної класифікації зображень

затверджена наказом по університету від « 23 » жовтня 2020 року № 1428Ст.

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 24 листопада 2020 р.

3. Вихідні дані до роботи Математичні моделі додавання шуму до зображень, методи формування дескрипторів ключових точок зображення, перелік використовуваних програмних засобів: Java, Python, OpenCV, теоретичні відомості про методи побудови ієрархічних структурних описів зображень, програмні засоби формування шуму

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Огляд методів додавання шуму до зображень з заданим рівнем впливу на зображення та аналіз їх властивостей та можливостей

2. Математична модель побудови ієрархічної структури зображення для розпізнавання за множиною дескрипторів ключових точок

3. Аналіз впливу шуму на ймовірність розпізнавання зображення.

4. Аналіз отриманих результатів.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) Актуальність проблеми, методи покращення завадостійкості методу розпізнавання зображень, постановка задачі, еталонні зображення, зображення з доданим шумом, відображення знайдених ключових точок зображення

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 атестаційну роботу	23.10.2020	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	24.10.20-25.10.20	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	26.10.20-01.11.20	
4	Аналіз технічних засобів	02.11.20-02.11.20	
5	Розробка методу	03.11.20-07.11.20	
6	Програмна реалізація	08.11.20-14.11.20	
7	Оформлення пояснювальної записки	15.11.20-23.11.20	
8	Перевірка на плагіат	24.11.20	
9	Рецензування	25.11.20	
10	Підготовка презентації та доповіді	26.11.20	
11	Занесення роботи в електронний архів	06.12.20	
12	Попередній захист атестаційної роботи	07.12.20	

Дата видачі завдання 23 жовтня 2020 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. Гороховатський В.О.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до атестаційної роботи: 64 с., 19 табл., 31 рис., 3 дод., 41 джерело.

КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗР, СТРУКТУРНІ МЕТОДИ, АДИТИВНИЙ ГАУСІВ ШУМ, ІЄРАРХІЧНА СТРУКТУРА ДАНИХ, КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, КЛЮЧОВІ ТОЧКИ, ДЕТЕКТОР ORB.

Метою атестаційної роботи є вивчення завадостійкості ієрархічного методу структурної класифікації зображень, що базується на побудові матриці дескрипторів зображення за допомогою детектору ORB та створенні ієрархічної системи розподілів ознак. Класифікація зображення здійснюється шляхом зіставлення побудованої системи ознак з базою еталонних даних.

Об'єктом дослідження є метод побудови ієрархічної системи ознак та вплив шуму на його результативність з різним ступенем інтенсивності.

Застосовано методи імітаційного моделювання, проведено дослідження завадостійкості методу класифікації у базах даних та аналіз отриманих результатів. Ієрархічний метод структурної класифікації зображень показав достатньо високу завадостійкість в умовах впливу адитивного шуму.

У результаті роботи здійснена програмна реалізація модифікованого методу для класифікації зображення.

COMPUTER VISION, STRUCTURAL METHODS, ADDITIVE GAUSSIAN NOISE, HIERARCHICAL DATA STRUCTURE, CLASSIFICATION OF IMAGES, KEY POINTS, ORB DETECTOR.

The purpose of the certification work is to study the noise immunity of the hierarchical method of images structural classification, which is based on the construction of a matrix of image descriptors using the ORB detector and the creation of a hierarchical system of feature distributions. The image classification is carried out by comparing the constructed system of features with the database of reference data.

The object of research is the method of constructing a hierarchical system of signs and the influence of noise on its effectiveness with varying degrees of intensity.

Methods of simulation modeling are applied, research of noise immunity of a method of classification in databases and the analysis of the received results is carried out. The hierarchical method of structural classification of images showed a sufficiently high noise immunity under the influence of additive noise.

As a result of work the software implementation of the modified method for image classification is carried out.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	6
Вступ	7
1 Аналіз сучасних методів розпізнавання зображень.....	9
1.1 Джерела шумів та завад.....	10
1.2 Моделі типів завад.....	11
1.3 Відношення сигнал-шум	15
1.4 Аналіз структурних описів	16
1.5 Постановка задачі дослідження.....	18
2 Математичні моделі завад на зображенні	19
1.1 Математичні моделі шумів.....	19
2.1.1 Гаусів шум.....	19
2.1.2 Білий шум.....	21
2.1.3 Періодичний випадковий шум	21
2.1.4 Шум Релея.....	22
2.1.5 Шум Ерланга (гамма шум)	24
2.1.6 Імпульсний шум	25
2.2 Оцінка рівня шуму на зображенні	26
2.3 Визначення релевантності зображень за розподілами даних	28
3 Результати комп'ютерного моделювання та дослідження методу класифікації	31
3.1 Обґрунтування вибору програмного середовища	31
3.2 Програмна реалізація.....	33
3.3 Інструкція користувача.....	34
3.4 Тестування розробленої моделі.....	37
Висновки	44
Перелік джерел посилання	45
Додаток А Тестові зображення.....	50
Додаток Б Приклад зображень з накладеним Гаусівським зашумленням.....	52
Додаток В Результат класифікації гербів для різних рівнів ієрархічної структури та рівня зашумленості	56

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

СЕ – структурний елемент

КТ – ключова точка

ХО – характерні ознаки

ORB – Oriented FAST and Rotated BRIEF

СКВ – середнє квадратичне відхилення

ВСТУП

Ряд напрямів науки, техніки і виробництва в значній мірі орієнтуються на розвиток систем, в яких інформація представлена у вигляді зображень. При обробці такої інформації виникає ряд складних наукових, технічних і технологічних проблем. Однією з найважливіших із них на сьогоднішній момент є аналіз та розпізнавання зображень [1-5].

Обробкою зображень називається перетворення цифрових зображень за допомогою програмних засобів. Цифрова обробка зображень включає до себе широкі та різноманітні області застосування. Основне завдання розпізнавання образів – одержання семантичного опису зображених об'єктів. Мета розпізнавання може бути різною: як виділення окремих елементів на зображенні, так і класифікація зображення в цілому [6-8].

Класифікація зображень застосовується при автоматизації, ідентифікації видів, процесах управління (наприклад промисловими роботами), системах розпізнавання тексту, виявленні подій, задачах взаємодії між людиною та комп'ютером, моделюванні, медицині, навігації, організації інформації. Тому на цей час комп'ютерний зір, а також пов'язані з ним технології програмної та апаратної обробки, є одним з перспективніших напрямків в світі комп'ютерних технологій. Постає питання створення алгоритмів, спрямованих на вирішення завдань класифікації, які працюють максимально точно, з мінімумом помилок, з високою швидкістю та завадостійкістю.

Розвиток технологій штучного інтелекту викликає гостру потребу в розробці нових ефективних підходів, пов'язаних зі зростаючою складністю вирішуваних проблем. Розпізнавання зображень на практиці значно ускладнюється дією геометричних перетворень, а також впливом просторових завад, що оточують та затуляють аналізований об'єкт, зовнішнє середовище у вигляді фону і перешкод. Ці фактори призводять до викривлення окремих

частин об'єктів, а також до появи елементів хибних об'єктів з близькими характеристиками [1, 3].

Проблема розпізнавання зображень у плані універсальності ще далека від свого остаточного рішення. Складні задачі розпізнавання, пов'язані з викривленнями частин об'єктів, до цих пір не розв'язано, оскільки існуючі моделі обробки не враховують дії такого типу хибних впливів. Необхідна розробка більш універсальних структурних методів, заснованих на ієрархічному аналізі множини опису частин об'єктів, що забезпечує достовірність рішень за неповним поданням та за наявності хибних структур. Для успішної реалізації такого підходу необхідне розв'язання ряду самостійних задач, від яких суттєво залежить його ефективність. Для побудови структурного подання об'єктів необхідно розробити надійні методи виділення структурного елемента (СЕ), друга задача пов'язана із встановленням їх подібності, третя полягає у виборі способу функціонального інтегрування локальних подібностей у глобальне рішення про клас об'єкта та ін. Розроблювані методи спираються на структурне представлення, характеризуються багатоетапною обробкою та включають ієрархічний аналіз опису.

У даній роботі запропоновано та програмно змодельовано метод структурної класифікації зображень на основі просторової обробки їх структурних описів, досліджено його завадостійкість та дано висновки по результатам його прикладного використання.

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

У зв'язку зі швидким розвитком технологій, зрослим за останні роки інтересом до проблем розпізнавання образів, підвищується результативність і розширюється функціональність сучасних систем. Все це призводить до можливості і необхідності створення більш ефективних методів обробки візуальної інформації. Розвитку цієї області сприяло таки дисципліни, як статистика, лінгвістика, дослідження операцій, обчислювальна математика, біологія, психологія, таксономія, теорія релейних систем, теорія передачі інформації, теорія управління.

Існуючі методи вирішення проблеми аналізу об'єктів в реальних візуальних сценах не дозволяють в достатній мірі вирішити багато важливих завдань розпізнавання. Це пов'язано з спотвореннями структурних частин об'єктів під дією геометричних перетворень і просторових перешкод, тому що традиційні математичні моделі обробки візуальної інформації не враховують зовнішнього впливу таких перешкод.

Існуючі методи не дають можливості достатньою мірою вирішити цю проблему, оскільки модель їх функціонування не враховує перешкоджаючих дій та втрат із-за часткових подавань об'єктів. Тому виникає потреба у розробці складніших та більш універсальних структурних підходів, в основі яких є використання апріорної інформації про властивості перешкод, аналіз сукупності структурних ознак об'єктів і рішення за неповними описами. Ключові положення, на основі яких побудовано ефективне застосування структурно-ієрархічних методів: групова модель перетворень і інваріантність, класи еквівалентності і нормалізація зображень, структурний аналіз і грануляція даних, інтегрально-диференційний аналіз багатовимірних сигналів, кореляція ознак та перетворення Хафа [9].

Здатність приймати рішення в умовах неповної та хибної інформації про аналізовані ситуації є однією з важливих вимог до інтелектуальних систем. Забезпечити ефективність методів та розробляти оптимальні схеми

розпізнавання можна лише шляхом вивчення процесів формування сигналів, максимально точно використовуючи моделі об'єктів та завад.

1.1 Джерела шумів та завад

Завадою називається стороннє обурення, що діє в системі передачі і перешкоджає правильному прийому сигналів. Якщо перешкода регулярна і відома, то боротьба з нею не становить труднощів. Наприклад, фон змінного струму може бути усунутий компенсацією; перешкода від певної радіостанції з модуляційним спектром нормальної ширини усувається відповідним фільтром. Боротьба ж з випадковими перешкодами представляє найбільші проблеми.

Типи завад розділяють за джерелами їхнього виникнення, за енергетичними спектрами, за характеристиками впливів на сигнал, за імовірнісними характеристиками і іншими ознаками.

Джерела перешкод можуть перебувати як зовні, так і всередині самої системи передачі.

Внутрішні шуми можуть бути властиві фізичній природі джерел сигналів, як, наприклад, теплові шуми електронних потоків в електричних ланцюгах або дробові ефекти в електронних приладах, або ті, що виникають у вимірювальних пристроях і системах передачі й обробки сигналів під впливом різних дестабілізуючих факторів – температури, підвищеної вологості, нестабільності джерел живлення, впливу механічних вібрацій на гальванічні з'єднання тощо.

Зовнішні джерела шумів бувають штучного й природного походження. До штучних джерел завад належать індустріальні завади – двигуни, перемикачі, генератори сигналів різної форми.

Природними джерелами завад є блискавки, флуктуації, магнітних полів, сплески сонячної енергії тощо. Електричні й магнітні поля різних

джерел завад внаслідок наявності індуктивних, ємнісних і резистивних зв'язків створюють на різних ділянках і ланцюгах сигнальних систем паразитні різниці потенціалів і струми, що накладаються на корисні сигнали.

Завади підрозділяються на флуктуаційні, імпульсні й періодичні. Флуктуаційні або шумові завади представляють хаотичний і безладний у часі процес у вигляді нерегулярних випадкових сплесків різної амплітуди. Як правило, флуктуаційні завади розподілені за нормальним законом з нульовим середнім і впливають тільки на сигнали низького рівня.

Класифікація сигналів здійснюється на підставі істотних ознак відповідних математичних моделей сигналів. Усі сигнали розділяють на дві великі групи: детерміновані й випадкові [10].

1.2 Моделі типів завад

Обробка та аналіз зображень у системах комп'ютерного зору завжди супроводжується впливом різного типу перешкод (завад, шумів та ін.). Вони пов'язані як із функціонуванням електричних схем датчиків відеоінформації, так і з атмосферним впливом при спостереженні за реальними фізичними об'єктами, а також спеціально організованою протидією. Усе це у якійсь мірі змінює значення функції зображення $B(i, j)$, і таким чином вносить труднощі до процесу прийняття рішень. Терміном «шум» (або завада) в теоретичному аспекті звичайно називають такі дані, із яких неможливо (або невідомо як, або непотрібно) видобути корисну інформацію, решту даних називають сигналом. Можна вважати, що шум – це все, чим не бажають або не можуть користуватися при обробці зображення [11].

Завади підрозділяються на: флуктуаційні, імпульсні, періодичні.

Флуктуаційні або шумові завади представляють хаотичний і безладний у часі процес у вигляді нерегулярних випадкових сплесків різної амплітуди.

Як правило, флуктуаційні завади розподілені за нормальним законом з нульовим середнім і впливають тільки на сигнали низького рівня.

Періодичні завади викликаються силовими електроустановками, періодичними низькочастотними або високочастотними полями ліній електропередач та іншим. Зосередженими завадами їх називають у випадку якщо основна потужність завад зосереджена на окремих ділянках діапазону частот, наприклад, на частоті напруги промислової мережі або кратна цій частоті.

Імпульсні завади багато в чому схожі на шумові завади й проявляються як у вигляді окремих імпульсів, так і у вигляді послідовності імпульсів, форма й параметри яких мають випадковий характер. Причинами імпульсних завад є різкі стрибки струму й напруги в промислових установках, транспортних засобах, а також природні електричні явища.

Залежно від характеру впливу на сигнал завади розділяють на адитивні й мультиплікативні. Адитивні (тобто ті, які накладаються) завади додаються до сигналу, і не залежать від його значень і форми. Мультиплікативні або деформуючі завади можуть змінювати форму інформаційної частини сигналу, залежати від його значень і від певних особливостей у сигналі та тому подібне.

Найбільш поширена модель – це адитивний шум $\xi(x, y)$ з незалежними відліками та нормальним законом розподілу амплітуд. Його вплив на зображення описується у вигляді суми

$$B(x, y) = B_0(x, y) + \xi(x, y), \quad (1.1)$$

де $\xi(x, y)$ – випадкова величина з нормальним розподілом та фіксованими параметрами (середнє значення звичайно приймається рівним нулю, σ^2 – дисперсія);

$B_0(x, y)$ – ідеальне зображення.

Зважаючи на фізичну природу адитивного шуму, який в основному виникає із-за роботи датчиків візуальної інформації та теплових коливань в електричних колах, його відносять до моделі так званого «білого шуму», який при нульовому середньому значенні та нормальному розподілі амплітуди має спектральну інтенсивність (енергію), що не залежить від частоти, тобто має приблизно однакове значення для всіх частот спектру.

Таким чином, при дії шуму в кожній точці до яскравості зображення додається деяке значення шуму ξ . У реальних системах з дискретними координатами та дискретними значеннями функції яскравості, як правило, виконується округлення значень $B(x, y)$ до найближчого цілого. У граничних ситуаціях, коли результуюче значення $B(x, y)$ буде менше 0, встановлюється $B(x, y) = 0$, коли ж воно перевищує максимум сигналу, то значення $B(x, y)$ встановлюється рівним максимуму.

Модель мультиплікативних завад пов'язана насамперед із фізичними властивостями відеоінформації: застосування світлових фільтрів у засобах прийому зображень, вплив частот (зерен) срібла у фотоемульсії чи фізична деградація фотоплівки або матеріалу фотографій. Цей мультиплікативний шум, що при дії на зображення описується у вигляді добутку

$$B(x, y) = B_0(x, y) \cdot \xi(x, y). \quad (1.2)$$

Вплив імпульсного (локального) шуму на зображення описується моделлю Хуанга:

$$B(x, y) = \begin{cases} B_0(x, y), & \text{з ймовірністю } (1 - p), \\ \eta(x, y), & \text{з ймовірністю } p. \end{cases} \quad (1.3)$$

На відміну від адитивного та мультиплікативного шумів, при впливі імпульсного шуму з деякою вірогідністю p значення функції зображення

змінюється на відповідне значення шуму $\eta(x, y)$. Величина $\eta(x, y)$ вважається або константою, або, як правило, має рівномірний розподіл із деякого відомого діапазону значень. Заваду можна розглядати як випадкову функцію від часу при її впливі на сигнал, або як випадкову функцію координат (x, y) при дії на зображення. Для дискретних зображень іноді говорять про випадкову послідовність значень завади.

Інша модель завад – це шумова послідовність, що описується рівномірним законом розподілу на деякому інтервалі $[-h/2 \dots +h/2]$. Такого роду завади виникають при квантуванні та дискретизації неперервних сигналів з фіксованим кроком h . Функцію зображення, на якому присутній об'єкт $O(x, y)$ та діють описані завади ξ, η , можна описати у вигляді моделі:

$$B(x, y) = \Psi[O(x, y), \Phi(x, y), \xi(x, y), \eta(x, y), L(x, y)], \quad (1.4)$$

де $\Phi(x, y)$ – функція фону;

$L(x, y)$ – локальні перекручення об'єкта (локальні завади);

Ψ – функція взаємодії компонентів.

За фізичною природою свого виникнення функції $\Phi(x, y)$ та $L(x, y)$ досить близькі, оскільки вони є результатом впливу сторонніх об'єктів, що входять до складу зображення. Будемо розрізняти їх дію в тому плані, що всі точки зображення, крім точок об'єкта, вважаємо фоном, а просторові елементи завад, що заміняють точки об'єкта на локальних ділянках подібно впливові імпульсного шуму – локальними завадами. Локальні завади виникають із-за взаємного просторового руху об'єкта та фонових утворень, а також з-за появи в полі зору хибних об'єктів [12-14]. Рисунок 1.1 ілюструє дію локальних завад та фону при розпізнаванні об'єктів.

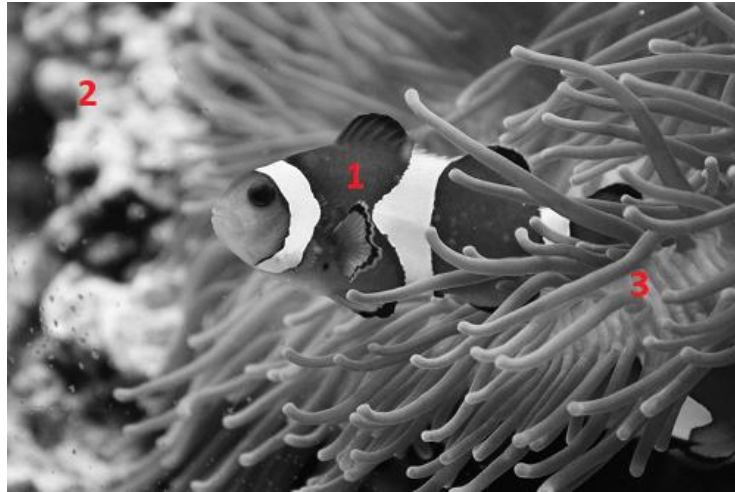


Рисунок 1.1 – Приклад дії фону та локальних завад: 1 – об’єкт (риба), 2 – фон (вода, скеля), 3 – локальна завада (водорості)

1.3 Відношення сигнал-шум

Кількісний вплив завад можна оцінити за допомогою відношення сигнал-шум. Для адитивної завади використовується амплітудне співвідношення у вигляді:

$$\mu_1 = \frac{B_m}{\sigma}, \quad (1.5)$$

де B_m – максимальна або середня яскравість зображення об’єкт;

σ – середньоквадратичне відхилення шуму.

Імпульсна завада η , судячи за її описом, характеризується ймовірністю появи p серед множини точок зображення, а також своїм законом розподілу. Для локальних завад можна розглядати співвідношення сигнал-шум у виді відношення площ неперекрученої та перекрученої частин зображення об’єкта. Якщо m – загальна кількість точок об’єкта, а m_1 – кількість точок локальної завади серед точок об’єкта, то співвідношення сигнал-шум для локальної завади можна визначити як:

$$\mu_2 = \frac{(m - m_1)}{m_1} . \quad (1.6)$$

Величина μ_2 змінюється у межах від 0, що позначає що об'єкт повністю закрито, до ∞ – відсутність завади [11].

1.4 Аналіз структурних описів

У структурних методах розпізнавання зображень, що набули поширення в системах комп'ютерного зору, опис візуального об'єкта представляють множиною характерних ознак (ХО) – векторів, закріплених в координатах ключових точок зображення і інваріантних до геометричних перетворень об'єктів в полі зору [14]. Ця множина однотипних ознак відображає конструкцію образу об'єкта у вигляді списку точок простору векторів. Поглиблене дослідження простору структурних ознак показує, що вплив ХО на результат розпізнавання безпосередньо залежить від їх взаємозв'язків в рамках опису, які характеризуються подібністю усередині зразка і між різноманітністю описів списку еталонів.

Аналіз зображень вимагає великих обчислювальних ресурсів. Головною перевагою уявлення сигнатури в вигляді дескриптора є обчислювальна ефективність. Однак, такий підхід не володіє необхідною для подання складної семантики зображення інформацією. Необхідна розробка більш складних структурно-ієрархічних підходів, заснованих на аналізі сукупності частин об'єктів. Тобто можна використовувати конкатенацію дескрипторів окремих областей. Такий підхід робить можливість поділу зображення на окремі об'єкти, зберігаючи інформацію про просторовий розподіл останніх, більш здійсненою. Тому основне завдання структурного розпізнавання пов'язане з удосконаленням інформаційних технологій

класифікації в просторі описів як множин дескрипторів ключових точок зображень.

Статистичне подання є одним із найбільш популярних інструментів у сучасному інтелектуальному аналізі даних. Воно набуло істотного поширення в багатьох завданнях, в тому числі і при прийнятті класифікаційних рішень у системах комп'ютерного зору [11, 14-18]. Ключовою перевагою є використання для класифікації певної узагальненої інформації про властивості класів розпізнаваних об'єктів, що дає змогу результативніше врахувати особливості об'єктів у просторі ознак.

Розроблено багато варіантів застосування: один із підходів заснований на використанні таких характеристик, як математичне очікування, дисперсія, оцінки медіани. Але більш інформаційним є використання безпосередньо самих значень розподілів, як це робиться в методах інтелектуального аналізу. Як правило, дані у комп'ютерному зорі мають багатовимірний ймовірнісний розподіл. Але іноді їх можна подати у вигляді множини розподілів одновимірних величин, що значно спрощує класифікацію та знижує обчислювальні затрати [19]. Це дає змогу більш чуттєво врахувати відмінності та особливості значень даних, що відображають властивості розпізнаваних класів.

Одним з перспективних шляхів побудови нових підходів і удосконалення традиційних способів зіставлення описів візуальних даних є локально-просторове уявлення зображення [16, 20]. В результаті аналізоване зображення набуває вигляду множини локально заданих функцій або множини локальних ознак, областю визначення яких є підобласті поля зору. Таке уявлення має більшу спільність у порівнянні з цілісним описом, тому що дозволяє аналізувати складові частини об'єкта, зокрема, при їх спотворенні під впливом просторових перешкод, та приводить до результативних рішень і забезпечує потрібну завадостійкість.

Перспективи структурного розпізнавання пов'язані з удосконаленням інформаційних технологій класифікації в просторі описів у вигляді множин

дескрипторів ключових точок зображень, а також необхідністю оцінювання дієвості розпізнавання на прикладних зразках.

1.5 Постановка задачі дослідження

Незважаючи на досягнуті успіхи, забезпечити задовільний результат у випадку спотворень зображень завадами різного типу (геометричних, шумів та подібних) вдається не завжди, тому питання забезпечення результативної завадостійкої класифікації залишається відкритим.

Об'єктом даної роботи є вивчення та застосування математичних моделей різних типів завад на зображенні.

Метою даної практичної роботи є дослідження завадостійкості ієрархічного методу структурної класифікації зображень шляхом використання просторового оброблення структурних описів.

Для цього необхідно виконати наступні завдання:

- дослідити різні типи завад та шляхи їх появи на зображенні;
- розробити програмну модель, що додає шум на зображення для подальшого дослідження роботи алгоритму;
- програмно реалізувати алгоритм побудови ієрархічного представлення множини характерних ознак зображень;
- розробити й програмно реалізувати метод класифікації зображення шляхом обчислення відстані у фіксованій еталонній базі ознак;
- провести аналіз результатів.

Як тестовий матеріал у роботі обрані кольорові зображення гербів відомих університетів, розміром 500×500 пікселів. Приклади тестових зображень наведено в додатку А.

2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ЗАВАД НА ЗОБРАЖЕННІ

1.1 Математичні моделі шумів

Можливість змоделювати шум є ключовим моментом відновлення зображень. Розглянемо два типи моделей шумів: шум в просторовій області (характеризується функцією щільності ймовірності) і шум у частотній області, який описується характеристиками Фур'є перетворення. Скрізь ми вважаємо, що шум не залежить від координат пікселя зображення.

Шум в просторовій області ми представляємо як деякі випадкові коливання в яскравості зображення, тобто деякі випадкові добавки до яскравості кожного пікселя зображення, які можна трактувати як додаткове зображення. Значення яскравості пікселів цього «випадкового» зображення можна розглядати як випадкові величини, характеризуються щільністю розподілу ймовірностей і функцією розподілу [11].

2.1.1 Гаусів шум

Серед всіх випадкових процесів особливе місце займає процес з нормальним розподілом (гаусів процес). Справа в тому, що велика кількість дійсних випадкових процесів є гаусівським. Ця обставина знаходить собі пояснення в відомій теоремі Ляпунова, згідно з якою розподіл суми незалежних випадкових величин (при деяких досить широких умовах) сходиться до нормального, незалежно від характеру розподілу доданків. Гаусів шум використовується в якості наближення в тих випадках, коли детектори зображення працюють на порозі чутливості [21-23].

Гаусів шум, або гаусів випадковий процес, виникає при підсумовуванні статистично незалежних білих шумів. Він переважає в практичних завданнях. Випадковий процес $x(t)$ називається гаусівським, якщо для будь-якого набору

фіксованих моментів часу t_n випадкові величини x_n підкоряються нормальному розподілу. Щільність ймовірностей миттєвих значень $x(t)$ гаусівського процесу визначається виразом:

$$w(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.1)$$

де μ – середнє значення;

σ^2 – стандартне (середньоквадратичне) відхилення.

Середнє значення для гаусівського розподілу дорівнює математичному сподіванню:

$$\mu = \int_{-\infty}^{+\infty} xw(x)dx. \quad (2.2)$$

Стандартне (середньоквадратичне) відхилення дорівнює:

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 w(x)dx. \quad (2.3)$$

Залежність форми розподілу Гаусса від середньоквадратичного відхилення показано на рисунку 2.1.

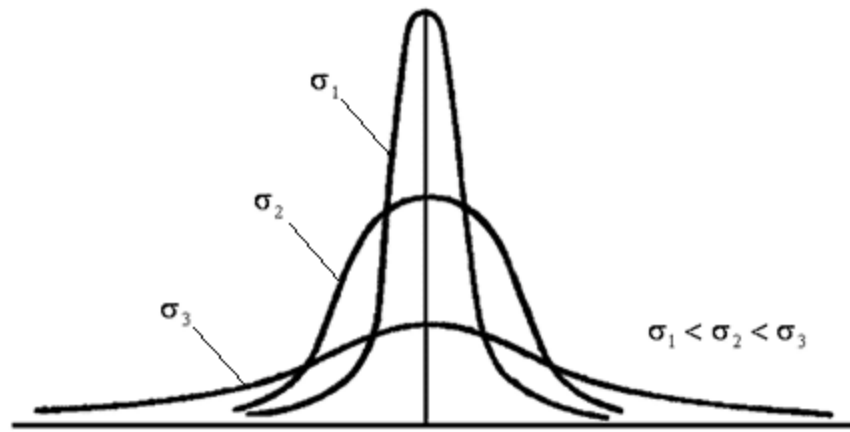


Рисунок 2.1 – Залежність форми розподілу Гаусса від середньоквадратичного відхилення

2.1.2 Білий шум

Білий шум – постійний шум, спектральні складові якого рівномірно розподілені по всьому діапазону частот. У природі й техніці ідеальний білий шум не зустрічається, оскільки такий сигнал мав би нескінченну потужність, проте білим шумом можна вважати будь-який шум, спектральна щільність якого однакова (або майже однакова) у даному діапазоні частот.

Завада, що представляє випадковий процес з рівномірним спектром, тобто $A(f) = A_0 = \text{const}$.

2.1.3 Періодичний випадковий шум

Періодичний випадковий шум являє собою результат підсумовування синусоїд з однаковими амплітудами і випадковими фазами. Шум містить всі частоти, які можуть бути представлені цілим числом періодів на певному числі вибірок. Розподіл періодичного шуму при великій кількості вибірок прагне до гаусівського шуму [23].

Часто періодичний шум розглядають як вибірку гаусівського шуму, обмежену за величиною наступними значеннями:

$$\begin{cases} A(\frac{N}{2} - 1), & N = 2k, \quad k = 1, 2, \dots, \\ A(\frac{N-1}{2}), & N = 2k - 1, \quad k = 1, 2, \dots, \end{cases} \quad (2.4)$$

де A – задана амплітуда спектра;

N – вибірка.

Таким чином, періодичний випадковий шум має імпульсний характер, а отже дискретну частотну характеристику (рис. 2.2).

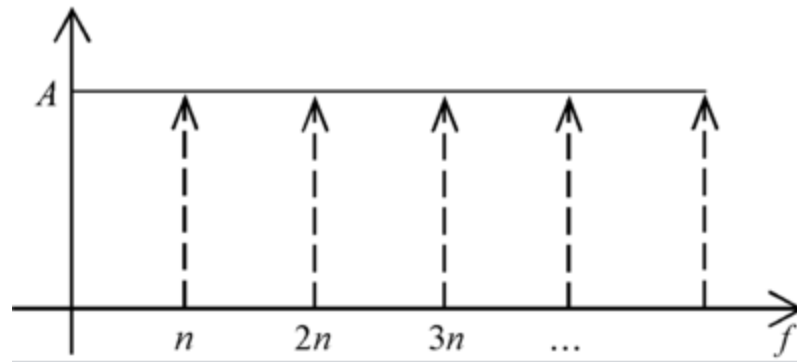


Рисунок 2.2 – Частотна характеристика періодичного випадкового шуму

2.1.4 Шум Релея

Шум Релея є одним з важливих і часто зустрічаються на практиці розподілів. Щільність розподілу ймовірностей шуму Релея задається наступним виразом, де z – значення яскравості:

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-\frac{(z-a)^2}{b}}, & z \geq a, \\ 0, & z < a. \end{cases} \quad (2.5)$$

Графік щільності розподілу ймовірностей шуму Релея представлений на рисунку 2.3.

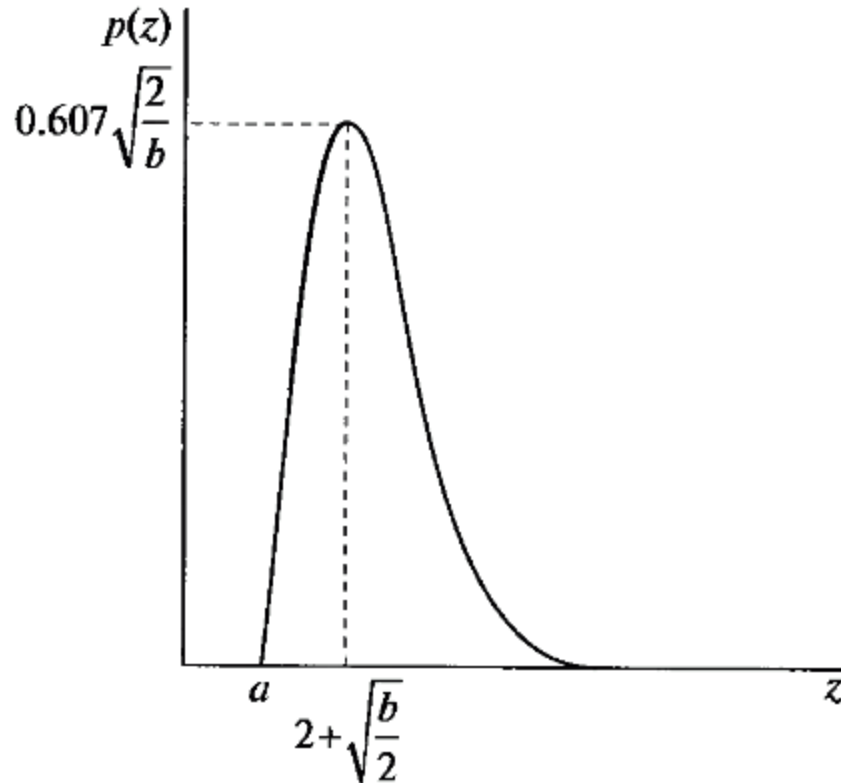


Рисунок 2.3 – Графік щільності розподілу ймовірностей шуму Релея

2.1.5 Шум Ерланга (гамма шум)

Функція щільності розподілу ймовірності шуму Ерланга задається виразом

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az}, & \text{при } z \geq 0, \\ 0, & \text{при } z < 0, \end{cases} \quad (2.6)$$

де $a > 0$;

$b > 0$ визначають статистичні характеристики розподілу.

Графік щільності розподілу показаний на рисунку 2.4. Шум Ерланга можна спостерігати на знімках, отриманих за допомогою засобів лазерної та радіолокаційної розвідки.

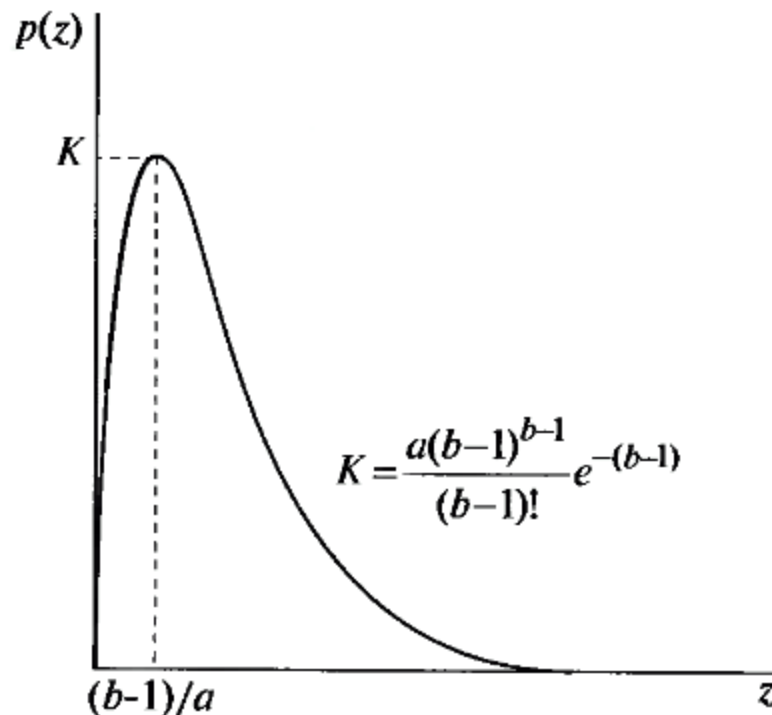


Рисунок 2.4 – Графік щільності розподілу ймовірностей шуму Ерлага

2.1.6 Імпульсний шум

Для імпульсного шуму процес додавання шуму полягає в тому, що значення яскравості кожної точки зображення з ймовірністю $P_s = P_a + P_b \leq 1$ замінюється на значення шуму. При цьому яскравість пікселів визначається двома позитивними числами P_a та P_b . Яскравість кожного пікселя з ймовірністю P_a замінюється на значення a , з ймовірністю P_b – на значення b і з ймовірністю $1 - P_a - P_b$ залишається незмінною. Щільність розподілу ймовірності може бути записана з використанням дельта функції Дірака у вигляді:

$$p(z) = P_a \delta(z - a) + P_b \delta(z - b). \quad (2.7)$$

Якщо $b > a$, то піксель з яскравістю b виглядає як світла точка на зображенні. Піксель з яскравістю a виглядає, навпаки, як темна крапка. Якщо одне з значень ймовірності P_a або P_b дорівнює нулю, то імпульсний шум називається уніполярним. Якщо жодна з ймовірностей не дорівнює нулю, імпульсний шум походить на крупичі солі і перцю, розсипані по зображенню. Тому, такий шум часто називають шумом типу «сіль та перець».

При оцифруванні зображення зазвичай відбувається обмеження значень яскравості. Тому зазвичай вважають, що значення a і b рівні мінімального і максимальному значенням, які в принципі можуть бути присутніми в оцифрованому зображенні. Для 8 – бітових зображень це означає, що $a = 0$ (чорне, перець), $b = 255$ (біле, сіль) [22-24]. Графік розподілу ймовірності значень імпульсного шуму представлений на рисунку 2.5.

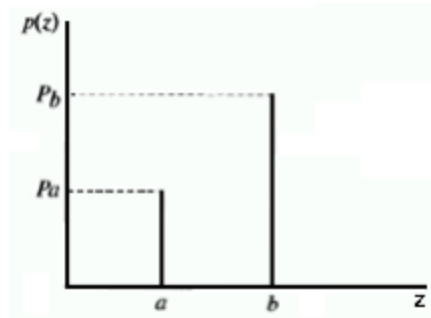


Рисунок 2.5 – Розподілу ймовірності значень імпульсного шуму

2.2 Оцінка рівня шуму на зображенні

На експериментальних цифрових зображеннях у більшості випадків є шум. Рівень шуму є важливим параметром для поширених прикладних задач цифрового оброблення зображень: видалення шуму, сегментації, класифікації, розпізнавання та інше. Багато сучасних алгоритмів цифрового оброблення зображень передбачають, що параметри шуму відомі, при цьому ефективність таких алгоритмів залежить від точності визначення рівня шуму.

Використовують декілька основних методів оцінювання рівня шуму на зображеннях.

- метод аналізу гістограм розподілу інтенсивності (яскравості) для виділеної області зображення, на якій в основному наявний шум. Виділена область називається також областю інтересу [22]. Перевага метода – його простота. Проте висока точність обчислення рівня шуму забезпечується тільки тоді, коли у виділеній області зображення СКВ шуму значно перевищує СКВ корисного сигналу;

- засновані на фільтрації методи, в яких зображення з шумом обробляється високочастотними та низькочастотними фільтрами [21]. Рівень шуму обчислюється на основі фільтрованого зображення. Головна проблема цих методів в тому, що результат фільтрації залежить не тільки від шуму, але й від корисного сигналу, особливо для зображень з чіткими контурами і яскраво вираженими текстурами;

- кускові або блокові методи, в яких на зображеннях виділяється множина однорідних блоків (областей) [24]. В межах блоків зміна яскравості зображення спричинюється в основному шумом, а рівень шуму обчислюється, наприклад, за методом головних компонент. Недолік блокових методів – залежність обчисленого рівня шуму від корисного сигналу;

- статистичні методи, засновані на фільтрації зображень і аналізі значення ексцесу для розподілу інтенсивності зображення залежно від рівня шуму [21]. Точність методів значно залежить від частотного спектру конкретного зображення;

- методи, засновані на аналізі Фур'є спектрів, які враховують різницю між спектрами корисного сигналу і шуму [24-27]. Точність таких методів значно знижується при обробленні зображень, для яких спектри корисного сигналу і шуму подібні;

- методи, засновані на використанні вейвлетних перетворень, які передбачають аналіз вейвлетних коефіцієнтів із певним порогом. Однією з проблем таких методів є оптимальний вибір значення порогу [22].

У разі просторового шуму параметри щільності розподілу ймовірності часто визначають за допомогою аналізу простих тестових зображень. Завдання полягає в оцінюванні середнього значення і дисперсії за тестовими зразками, які можна потім використовувати для визначення параметрів рівнянь.

Нехай z_i – дискретна випадкова величина, значеннями якої є рівні яскравості зображення. Позначимо через $p(z_i), i = 1, 2, \dots, L - 1$ відповідну нормовану гістограму, де L – число можливих значень яскравості. Тоді число $p(z_i)$ наближає ймовірність появи величини яскравості z_i на зображенні.

Нормовану гістограму можна розглядати як наближення щільності розподілу для яскравості. Тоді середнє значення яскравості визначиться за формулою:

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i). \quad (2.8)$$

Дисперсія випадкової величини z (яскравості) визначиться за формулою:

$$D = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i). \quad (2.9)$$

2.3 Визначення релевантності зображень за розподілами даних

Бітовий вид дескрипторів КТ у просторі B^n бінарних векторів, де n – ступінь двійки, дає можливість запровадити оброблення дескриптора як кортежу послідовних елементів, діапазон значень яких відомий. Для фіксованого числа n опис об'єкту подамо бінарною матрицею $D = \{\{d_{i,j}\}_{i=1}^s\}_{j=1}^n$, сформовану послідовністю отриманих детектором s дескрипторів КТ. Для спрощення аналізу вважаємо значення s однаковим для всіх еталонів. Кожний рядок матриці D , що є дескриптором КТ, подамо у виді m непересічних фрагментів, що послідовно слідують один за одним [28].

Отримаємо новий простір даних, перевагою якого є можливість аналізувати внутрішню структуру та статистичні властивості опису, на основі чого його можна буде віднести до одного із еталонних класів. Застосуємо мережу блоків як основу для класифікації об'єкту. Такий спосіб формування ознак надає додаткову гнучкість при обробленні [29, 30].

Після розбиття $\forall z_v \in Z$ на m непересічних блоків для кожного дескриптора z_v отримуємо фіксовану структуру $z_v = z_v^1 \& z_v^2 \& \dots \& z_v^m$

«зчеплених» в ланцюжок елементів, де z_v^k – k -й блок дескриптора z_v . Кожний із дескрипторів тепер складається із m однотипних бінарних даних, значення яких у послідовності можна записати кортежем цілих чисел. У результаті опис z набуває виду матриці D із s рядків по m елементів у рядку.

Для кожного із m фрагментів побудуємо розподіл $q = \{q_1, \dots, q_w\}$, величина w визначена діапазоном значень даних для фрагмента.

Загалом опис z під дією відображення Ω трансформується у матрицю $Q = \{\{q_{i,v}\}_{i=1}^w\}_{v=1}^m$, що містить розподіли. Кожне значення підраховується як кількість потрапляння відповідного значення фрагменту серед множини усіх дескрипторів.

На основі однобітових розподілів побудуємо інтегровану в межах окремих фрагментів систему ознак. Для матриці D опису обчислимо значення сум вздовж стовпців (1-бітовий фрагмент), отримаємо вектор $t = (t_1, \dots, t_j, \dots, t_n)$, де $t_j = \sum_{i=1}^s d_{i,j}$, $j = \overline{1, n}$. Це і будуть ознаки найнижчого рівня, що у повній мірі зберігають інваріантні властивості множини дескрипторів Z [31-33].

На базі ознак t_j обчислимо ознаки вищого рівня u_k для блоків як сукупностей стовпців

$$u_k = \sum_{j=k}^{k+b-1} t_j, \quad (2.10)$$

де $b = n / m$ – розмір;

$k = 1, b+1, 2b+1, \dots, n-b+1$ – номер фрагмента.

На основі подання (2.10) може бути застосовано також ієрархічний спосіб розпізнавання, що використовує для зіставлення з еталонами систему ознак u_k з різним ступенем інтегрування даних, що визначається розміром блока.

Подання та аналіз даних у вигляді множини фрагментів отримали значне поширення у теорії комп'ютерного зору. Воно забезпечує можливість прийняття рішень за окремими елементами візуальних об'єктів, але визначення порогів на кількість та подібність фрагментів, виконується користувачем.

Важливим завданням є також оцінювання еквівалентності об'єктів по їх структурним описами. Треба відмитити, що наявність геометричних перетворень об'єктів значно ускладнює аналіз відповідностей ХО. Доводиться вирішувати проблему інваріантності, яка актуальна як на локальному рівні формування ХО, так і на етапі зіставлення описів.

Таким чином, встановлення відповідності описів об'єктів, представлених у вигляді множин ХО, в загальному плані зводиться до оцінки ступеня еквівалентності множин. У спрощеному випадку завдання можна вирішити на основі еквівалентності векторів [34-38].

Релевантність r описів a та b визначимо на підставі зіставлення розподілів на підставі нормованої манхеттенської відстані між векторами $u(a)$, $u(b)$:

$$r[u(a), u(b)] = \frac{\sum_{i=1}^m |u_i(a) - u_i(b)|}{r^*}, \quad (2.11)$$

де r^* – максимально можлива відстань між розподілами.

3 РЕЗУЛЬТАТИ КОМП'ЮТЕРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ КЛАСИФІКАЦІЇ

3.1 Обґрунтування вибору програмного середовища

У рамках атестаційної роботи було розроблено та досліджено на завадостійкість алгоритм класифікації зображень за допомогою пошуку відстані між вхідним зображенням та даними бази еталонів.

Для реалізації обране середовище IntelliJ IDEA 2018 та IDLE. Це обумовлено тим, що IntelliJ IDEA надає зручне середовище, інструменти для продуктивної роботи з JAVA. У процесі написання програми програмістом вона займається побудовою синтаксичного дерева, визначенням особливостей розміщених посилань, аналізом можливих шляхів виконання операторів і передачі даних. IDLE у свою чергу є комплексним інтегрованим середовищем розробки та навчання мовою Python. Основними його перевагами є крос-платформенність та зручні інструменти для роботи з кодом.

Для етапу підготовки зображення для дослідження завадостійкості обраного методу обрано мову Python з декількох причин. Однією з них є зручність: багато бібліотек та модулів Python не тільки надають ефективні можливості матричних обчислень, але також і зручну взаємодію з іншими бібліотеками, які обробляють читання або запис зображень.

Але одним з недоліків Python є порівняно невисока швидкість виконання Python-програми, що обумовлено її інтерпретованістю. Тому для другого етапу дослідження, а саме реалізації власне метода класифікації зображень з використанням просторового оброблення структурних описів обрано мову програмування Java. По перше – це забезпечує швидкодію оброблення. Код компілюється в байт код, а не вимагає повної інтерпретації як наприклад Ruby і Python, що прискорює роботу. А завдяки оптимізації JIT компілятора може наближатися за швидкістю до нативного коду. Байт-код

Java завжди оптимізований для архітектури процесора, на якому він працює. У сучасному світі з такою кількістю різних пристроїв це може бути дійсно значним. Віртуальна машина Java (JVM) збирає дані про виконання програми та час від часу намагається переписати код таким чином, щоб він оптимізувався для цього конкретного виконання. Також Java бере на себе всю допоміжну роботу GDI.

В мові Java є два основних пакети для створення графічних інтерфейсів (GUI). Це Abstract Windows Toolkit (AWT) та Swing. AWT використовує віджети операційної системи, тому ця бібліотека трохи швидше. Swing – це набір для створення багатого графічного інтерфейсу користувача. У порівнянні з AWT, бібліотека має ряд переваг. Вона містить зручний набір елементів для користувача інтерфейсу, менше залежить від платформи, забезпечує однакове сприйняття кінцевими користувачами додатків з GUI на різних платформах. Так як бібліотека swing має більше можливостей для створення GUI, в роботі була використана саме вона.

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) – це бібліотека комп'ютерного зору, яка поставляється з відкритим вихідним програмним кодом. Вона надає широкий спектр можливостей, легкий у використанні інтерфейс, який допоможе полегшити використання технологій комп'ютерного зору в досить складних додатках. У ній зібрано велику кількість алгоритмів для використання технологій комп'ютерного зору. Так, бібліотека надає доступ до більш ніж 2500 оптимізованих алгоритмів, які включають в себе повний набір класичних і сучасних алгоритмів комп'ютерного зору і машинного навчання. Ці алгоритми можуть використовуватися для виявлення і розпізнавання осіб, ідентифікації об'єктів, класифікації дій людини в відео, відстеження руху камери, відстеження рухомих об'єктів, вилучення 3D-моделей об'єктів, створення 3D-хмар точок з стерео-камер, зшивання зображень разом для отримання високого дозволу зображення всієї сцени, пошуку схожих зображень з бази

даних зображень, розпізнавати декорації і встановлювати маркери, щоб накладати їх на доповнену реальність та інше [39].

Функціоналу бібліотеки досить для вирішення досить складних задач в області комп'ютерного зору. Однак є такі завдання, для вирішення яких функціоналу бібліотеки недостатньо. У зв'язку з цим, можна на основі компонентів бібліотеки створити власне рішення задачі майже будь-якої складності. Після створення проекту можна знайти слабкі місця і виправити. Отримане рішення можна використовувати в якості еталонного і застосовувати в подальшому.

Основною перевагою OpenCV є підвищення продуктивності, тобто ефективності обчислень в задачах реального часу і використовує переваги команд MMX і SSE. Цей параметр перевищує продуктивність таких бібліотек комп'ютерного зору як VXL і LTI.

OpenCV реалізована на багатьох мовах програмування C / C ++, має шаблонний інтерфейс, який працює без проблем з контейнерами STL, добре оптимізована и може використовувати переваги багатоядерних процесорів. Бібліотека має кілька обгортки на інших мовах програмування, у тому числі JAVA та Python, з підтримкою Windows, Linux, Android та Mac OS [39].

3.2 Програмна реалізація

Розроблена для дослідження задачі розпізнавання зображень програмна система реалізує наступні основні функції:

- а) отримання ієрархічного представлення для 5-ти еталонів;
- б) додавання на вхідне зображення адитивного гаусівського шуму з заданою інтенсивністю;
- в) пошук ключових точок за допомогою алгоритму ORB [40];
- г) побудова матриці дескрипторів ключових точок;

д) побудова розподілу на базі матриці дескрипторів для різної кількості дескрипторів та виведення його на екран;

е) побудова ієрархічної системи ознак для бітових розподілів;

є) розпізнавання шляхом застосування манхеттенської відстані між елементами розподілів двох зображень.

До додаткових функцій можна віднести наступні:

а) відкриття користувальницького зображення;

б) рисування ключових точок, які були знайдені;

в) збереження результатів пошуку ключових точок;

г) збереження зашумленого зображення.

Інтерфейс розробленої програми представлений на рисунках 3.1 – 3.3.

3.3 Інструкція користувача

На рисунку 3.1 зображено основне вікно програми. На формі додатка розташовуються три вікна, призначені для виводу на екран обраного користувачем для розпізнавання зображення, його ключових точок та для ілюстрування еталону, якому відповідає вхідне зображення. Також у додатку програмно можна задати порогове значення при якому зображення відноситься до певного еталону.

Також користувач має можливість бачити нормовану відстань між вхідними зображеннями та еталонами для кожного рівня ієрархічної структури ознак. А також час, який був на це затрачений. Для цього досить натиснути на відповідну кнопку. Функції завантаження зображення та збереження результатів реалізовані по натисненню кнопки «Открыть».

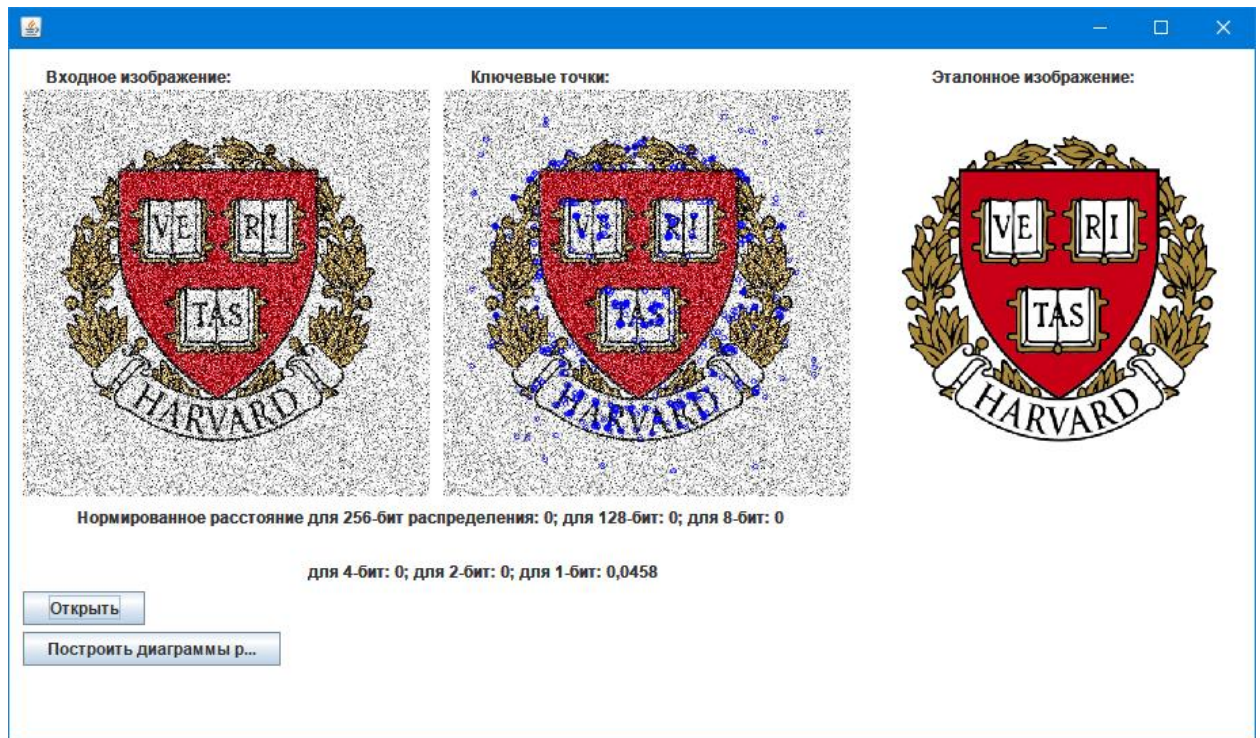


Рисунок 3.1 – Интерфейс розробленої програми

На рисунку 3.2 наведено приклад одного з трьох додаткових вікон програми, на яких наглядно ілюструється побудовані розподіли для 100, 300 та 500 дескрипторів вхідного зображення.

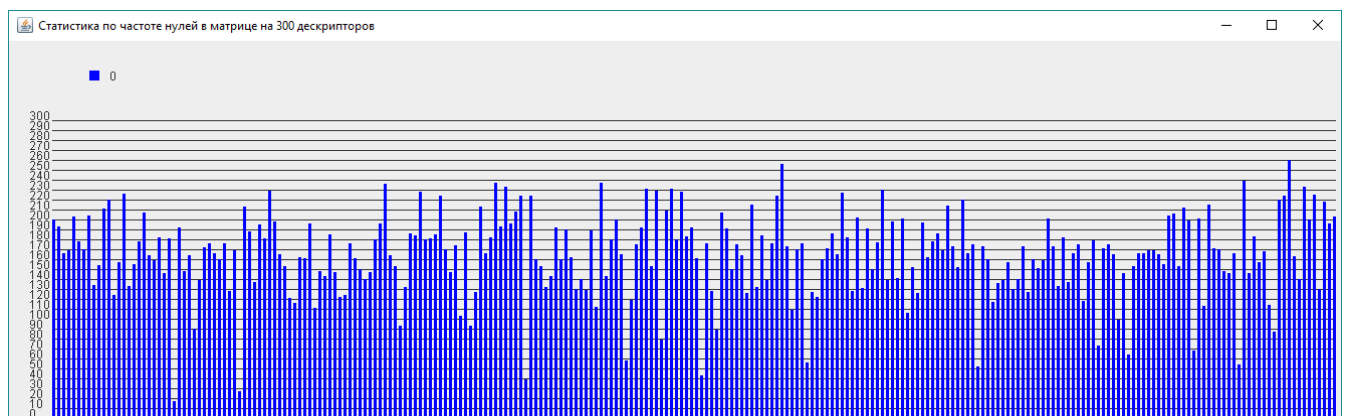


Рисунок 3.2 – Вікно, що ілюструє 1-бітовий розподіл для 300 дескрипторів

На рисунку 3.3 наведено приклад того, як виглядає вихідне вікно програми, що додає гаусівський шум до зображення.

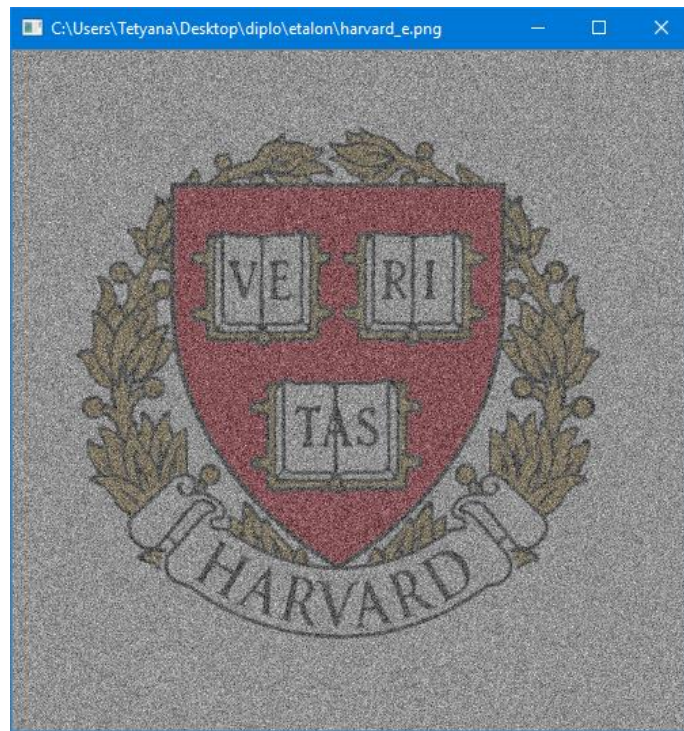


Рисунок 3.3 – Герб Гарварду з доданим зашумленням

На рисунку 3.4 показано приклад того, як рисуються ключові точки на вхідному зображенні при використанні алгоритму ORB.

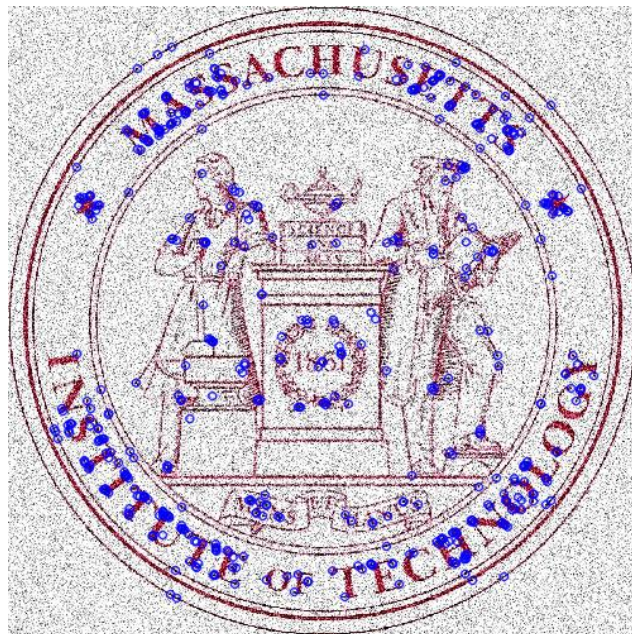


Рисунок 3.4 – Синтезовані 500 КТ на зображенні герба Массачусетського університету

При роботі з додатком користувачеві, у першу чергу, необхідно завантажити зображення на форму, скориставшись кнопкою «Открыть». Далі розпізнавання буде проведено автоматично. У процесі роботи із програмою користувач може експериментувати з різними рівнями ієрархічної структури та порогами.

3.4 Тестування розробленої моделі

Розроблену модель побудови ієрархічних ознак застосовано на прикладі зображень гербів університетів Оксфорду, Гарварду, Пекіну та Массачусетса. Розмір зображень складає 500×500 пікселів. Базу еталонів можна подивитись у додатку А.

Вхідне зображення було зашумлено за допомогою гаусівського шуму (2.1) з рівнем $\sigma = 10, 20, \dots, 100$. Приклад зображень з доданим гаусівським шумом наведено у додатку Б.

Для моделювання застосовано дескриптори ORB, довжина яких складає 256 біт. Усього обчислювалось 500 дескрипторів.

На першому етапі було досліджено можливість розпізнавати самого себе на прикладі Оксфордського та Гарвардського гербів. Результати дослідження наведено у таблицях 3.1, 3.2. Нормована відстань між зображеннями знаходиться за формулою 2.11.

Проведені експерименти показали доцільність формування ієрархічної системи ознак при розпізнаванні зашумлених зображень. Результати показали, що зі збільшенням рівню шуму відстань між розподілами збільшується.

Таблиця 3.1 – Нормовані відстані між розподілами для 500 дескрипторів для еталонного та зашумленого гербів Оксфордського університету

	Оксфорд зашумлений	Рівень зашумленості σ									
		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Еталон Оксфорд. герба	256-біт розподіл	0,03208	0,03483	0,03795	0,03952	0,03870	0,04312	0,04256	0,04210	0,04373	0,04252
	128-біт розподіл	0,03208	0,03483	0,03795	0,03952	0,03870	0,04312	0,04256	0,04210	0,04373	0,04252
	8-біт розподіл	0,03208	0,03483	0,03795	0,03952	0,03870	0,04312	0,04256	0,04221	0,04373	0,04289
	4-біт розподіл	0,03219	0,03513	0,03817	0,03952	0,03924	0,04352	0,04372	0,04382	0,04608	0,04559
	2-біт розподіл	0,03288	0,03613	0,03958	0,04123	0,04145	0,04640	0,04672	0,04980	0,05131	0,05319
	1-біт розподіл	0,03473	0,03933	0,04358	0,04730	0,04810	0,05359	0,05561	0,06499	0,06228	0,06552

Таблиця 3.2 – Нормовані відстані між розподілами для 500 дескрипторів для еталонного та зашумленого гербів Гарвардського університету

	Гарвард зашумлений	Рівень зашумленості σ									
		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Еталон Гарвард. герба	256-біт розподіл	0,02414	0,02855	0,03353	0,03502	0,03503	0,03262	0,02834	0,03555	0,02268	0,02913
	128-біт розподіл	0,02414	0,02855	0,03353	0,03502	0,03503	0,03262	0,02834	0,03555	0,02268	0,02913
	8-біт розподіл	0,02414	0,02855	0,03353	0,03502	0,03503	0,03321	0,02866	0,03605	0,02618	0,02927
	4-біт розподіл	0,02436	0,02874	0,03377	0,03523	0,03533	0,03482	0,03019	0,03616	0,02959	0,03117
	2-біт розподіл	0,02533	0,03013	0,03473	0,03874	0,03702	0,03788	0,03480	0,03820	0,03826	0,03773
	1-біт розподіл	0,02834	0,03435	0,03870	0,04316	0,04123	0,04523	0,04192	0,04368	0,04854	0,04695

На другому етапі було проведено порівняння відстані між розподілами для Оксфордського та Гарвардського гербів. Результати експерименту наведено у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Відстані між розподілами для 500 дескрипторів для гербів Гарвардського та зашумленого гербу Оксфордського університетів

	Оксфорд зашумлений	Рівень зашумленості σ				
		10	20	30	40	50
Еталон Гарвард. герб	256-біт розподіл	0,01460	0,01748	0,02023	0,02335	0,02491
	128-біт розподіл	0,01460	0,01748	0,02023	0,02335	0,02491
	8-біт розподіл	0,03946	0,04180	0,04184	0,04424	0,04388
	4-біт розподіл	0,05177	0,05349	0,05277	0,05305	0,05349
	2-біт розподіл	0,07546	0,07634	0,07570	0,07629	0,07477
	1-біт розподіл	0,10760	0,10182	0,10118	0,10098	0,09823

Продовження таблиці 3.3

	Оксфорд зашумлений	Рівень зашумленості σ				
		60	70	80	90	100
Еталон Гарвард. герб	256-біт розподіл	0,02852	0,02796	0,02750	0,02913	0,02791
	128-біт розподіл	0,02852	0,02796	0,02750	0,02913	0,02791
	8-біт розподіл	0,04397	0,04202	0,03930	0,03927	0,04007
	4-біт розподіл	0,05142	0,05120	0,04806	0,04598	0,04721
	2-біт розподіл	0,07234	0,07345	0,06739	0,06451	0,06429
	1-біт розподіл	0,09775	0,09441	0,08925	0,08513	0,08363

Результати експерименту показали, що на самому високому рівні ієрархічної структури відстань між еталонами невелика: для 256-бітового розподілу відстань дорівнює від 0,0146 до 0,0279 в залежності від рівню шуму. Тому з великою ймовірністю зображення не буде розпізнано вірно. З переходом на більш низький рівень ієрархічної структури збільшується відстань між розподілами. Очевидно, що 1-бітовий розподіл забезпечує достатньо велику відстань навіть при зашумленні $\sigma = 100$. Аналізуючи результати таблиці 3.3 видно, що даний метод дає можливість впевнено розпізнавати зображення на рівні 1-бітового та 2-бітового розподілу. З підвищенням рівня ієрархічної структури результати класифікації погіршуються. Для інших типів зображень або кількості розпізнаваних еталонів ці значення можуть відрізнятись.

Проведемо експеримент з класифікації:

1. Отримуємо ієрархічне представлення для 5-ти еталонів.

За результатами проведених експериментів було побудовано криву залежності ймовірності правильного розпізнавання від рівня шуму для різних ступенів ієрархії. Результати представлені на рисунках 3.5–3.9:

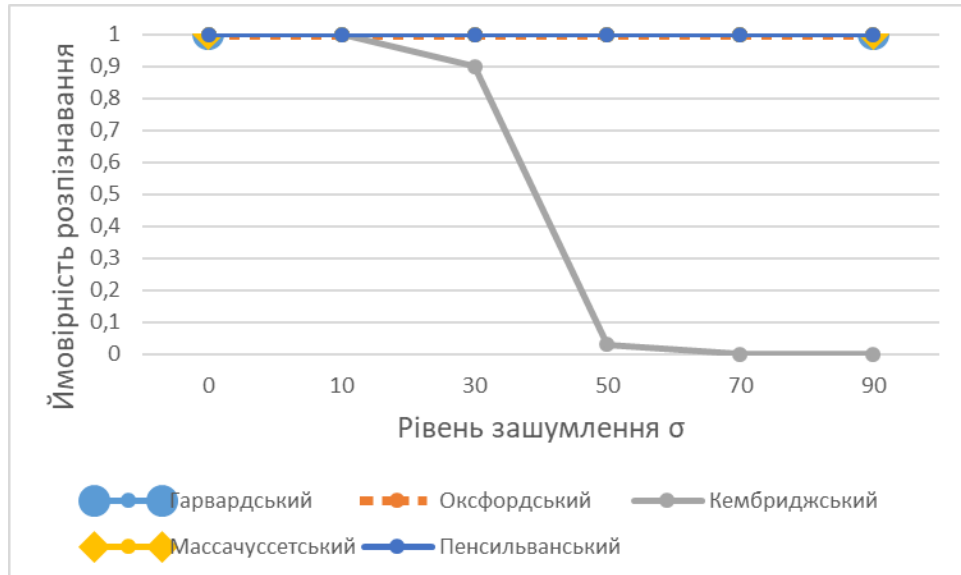


Рисунок 3.5 – Розпізнавання з шумом по матриці відстаней для 1-бітового розподілу

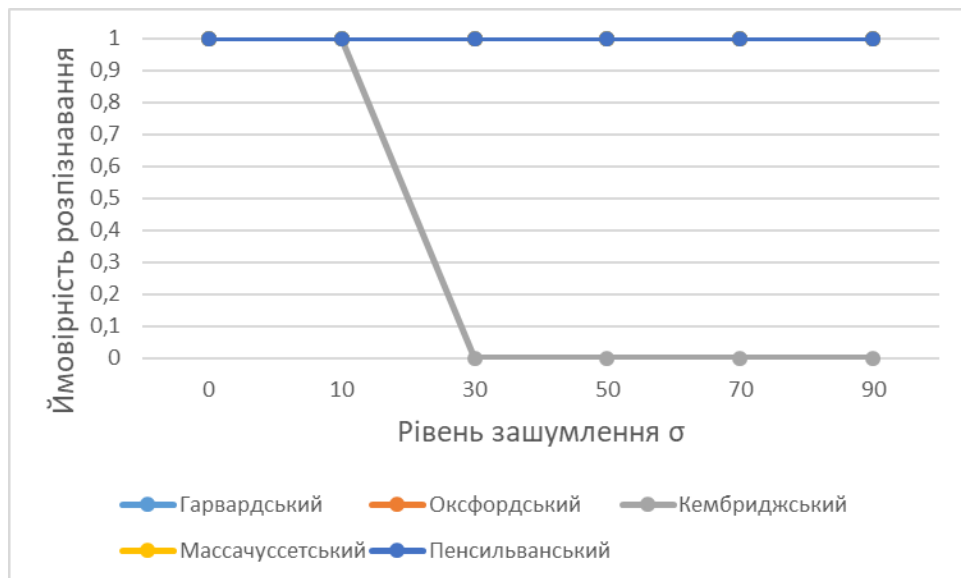


Рисунок 3.6 – Розпізнавання з шумом по матриці відстаней для 2-бітового розподілу

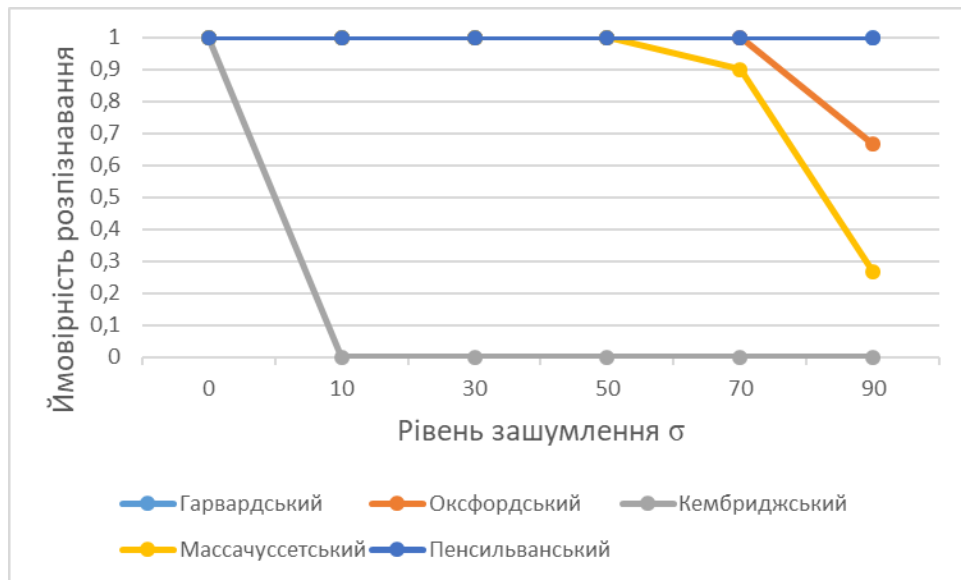


Рисунок 3.7 – Розпізнавання з шумом по матриці відстаней для 4-бітового розподілу

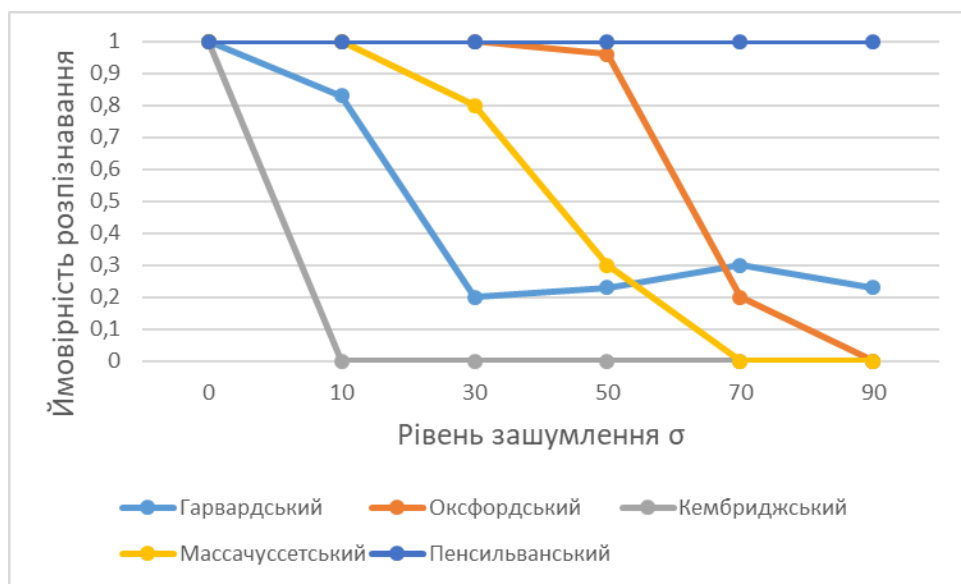


Рисунок 3.8 – Розпізнавання з шумом по матриці відстаней для 8-бітового розподілу

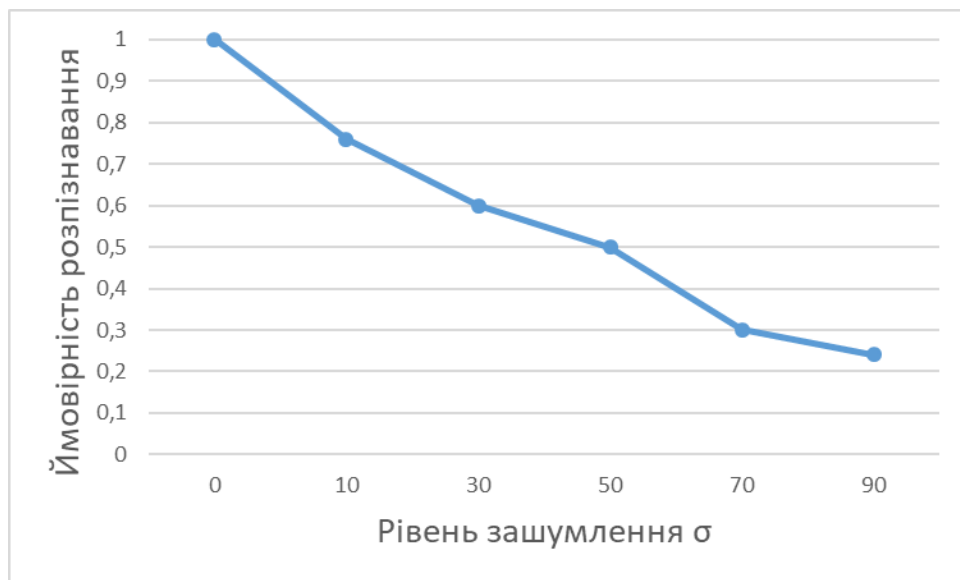


Рисунок 3.9 – Середня ймовірність розпізнавання зображень з шумом для 8-бітового розподілу

Як видно з результатів експериментів, для розподілів 1,2,4-бітових розподілів зображення впевнено розпізнаються для усіх рівней зашумленості. Для 8-бітового розподілу результат розпізнавання вже погіршується. Для 128-бітового та 256-бітового розподілу зображення не класифікуються вірно.

За результатами дослідження оптимальним рівнем ієрархічності ознак для впевненої класифікації зображень з низьким ступнем зашумованості ($\sigma = 0,1, \dots, 30$) є 8-бітовий розподіл. При збільшенні рівня зашумованості має сенс використовувати 4-бітовий розподіл, як оптимальний з точки зору якості класифікації та швидкодії.

Зважаючи на те, що час обчислення релевантності за розподілами приблизно у 1000 разів менший, ніж для традиційної процедури голосування [18], бачимо, що за допомогою впровадження системи ієрархічних ознак можна добитися подальшого скорочення часу обчислень, забезпечуючи при цьому достатньо високу результативність розпізнавання.

ВИСНОВКИ

У рамках атестаційної роботи було досліджено завадостійкість ієрархічного методу структурної класифікації зображень. Трансформація ймовірнісних розподілів для фрагментів дескрипторів опису і зіставлення образів у просторі ієрархічних ознак забезпечують необхідну результативність розпізнавання. Таке оброблення реалізується значно швидше, ніж у просторі розподілів та у процедурах голосування.

Оброблення за значеннями згрупованих значень розподілів формує ієрархічну структуру даних зі змінюваним параметром деталізації та значимими властивостями опису. Достатньо високі результати класифікації демонструють розподіли для 1-, 2-, 4-бітів при будь-якому вивченому рівні зашумленості. 8-бітовий розподіл дає високі результати для низького рівня зашумленості зображення. Розпізнавання за 128-бітовим та 256-бітовим розподілом не є достатньо ефективним. Оптимальним рівнем ієрархічності ознак з точки зору якості класифікації та швидкодії є 4-бітовий розподіл.

Практичні рекомендації із проведеного дослідження полягають у результативному застосуванні інтегрованих ознак для груп бітів як ефективного з точки зору швидкодії обчислень.

Практична значущість роботи – визначення доцільності використання розробленого методу класифікації зображень на підставі просторового оброблення ознак дескрипторів у структурних описах для зображень, на яких вплинули перешкоди. Перевага методу полягає у суттєвій швидкодії класифікації. Підтверджено результативність та завадостійкість застосування запропонованих ієрархічних ознак на прикладах зображень, отримання прикладних програмних моделей для дослідження та впровадження методів класифікації у системах комп'ютерного зору.

Результати даного дослідження апробовано на 23-му та 24-му Міжнародному молодіжному форумі «Радіoeлектроніка та молодь у XXI столітті» [31, 41] та у двох статтях [28, 30].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Гороховатський В.О., Гадецька С.В. (2020) Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія), Харків, ФОП Панов А.Н., 128 с., DOI: 10.30837/978-617-7859-69-6
2. Гонсалес, Р., & Вудс, Р. (2012). Гонсалес, Р Цифровая обработка изображений.
3. Берестовский, А. Е., Власенко, А. Н., & Гороховатский, В. А. (2015). Нейросетевые технологии самообучения в системах структурного распознавания визуальных объектов. *Реєстрація, зберігання і обробка даних*.
4. Гороховатский, В. А. (2008). Иерархия пространственных отношений структурных признаков в задачах сопоставления визуальных объектов. Системи управління, навігації та зв'язку.—К.: Центральний наук.-досл. інститут навігації і управління, 85-89.
5. Верес, О. М., Кісь, Я. П., Кугівчак, В. А., & Рішняк, І. В. (2018). Вибір методів для пошуку однакових або схожих зображень. *Вісник Національного університету Львівська політехніка. Інформаційні системи та мережі*, (887), 43-50.
6. Tuytelaars, T., & Mikolajczyk, K. (2008). *Local invariant feature detectors: a survey*. Now Publishers Inc.
7. Шапиро, Л., & Стокман, Д. (2006). Компьютерное зрение.
8. Гаганов, В. (2009). Инвариантные алгоритмы сопоставления точечных особенностей на изображениях. *Компьютерная графика и мультимедиа—2009. Выпуск*, (7), 1.
9. Гороховатський В. О. Структурно-ієрархічні методи аналізу та розпізнавання зображень в умовах впливу просторових завад : автореф. дис. д-ра техн. наук: 05.13.23 "Системи та засоби штучного інтелекту" / Гороховатський Володимир Олексійович; Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2010. – 33 с.

10. Бабак, В. П., Бабак, С. В., Єременко, В. С., Куц, Ю. В., & Щербак, Л. М. (2017). Теоретичні основи інформаційно-вимірювальних систем.
11. Гороховатский, В. А. (2014). Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении.
12. Liu, X., Tanaka, M., & Okutomi, M. (2013). Single-image noise level estimation for blind denoising. *IEEE transactions on image processing*, 22(12), 5226-5237.
13. Pyatykh, S., Hesser, J., & Zheng, L. (2012). Image noise level estimation by principal component analysis. *IEEE transactions on image processing*, 22(2), 687-699.
14. Гороховатский, В. А., Гороховатский, А. В., & Берестовский, А. Е. (2016). Структурное распознавание изображений с применением моделей интеллектуальной обработки и самоорганизации признаков. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, (3 (38)).
15. Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
16. Путятин, Е. П. Обработка изображений в робототехнике./Путятин ЕП, Аверин СИ. М.: *Машиностроение*, –1990.–320 с.
17. Gorokhovatskyi V.A. Employment of Intelligent Technologies in Multiparametric Control Systems / V.A. Gorokhovatskyi, A.A. Zamula // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2016, Vol. 75, No 19. – pp. 1775–1785.
18. Гороховатський, В. О., Гадецька, С. В., & Пономаренко, Р. П. (2019). Статистичні розподіли та ланцюжкове подання даних при визначенні релевантності структурних описів візуальних об'єктів
19. Gorokhovatskyi, V. A. (2018). Image classification methods in the space of descriptions in the form of a set of the key point descriptors. *Telecommunications and Radio Engineering*, 77(9).

20. Gorokhovatskiy, V. A., & Putyatin, Y. P. (2009). Image Likelihood Measures on the Basis of the Set of Conformities. *Telecommunications and Radio Engineering*, 68(9).
21. Zoran, D., & Weiss, Y. (2009, September). Scale invariance and noise in natural images. In *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision* (pp. 2209-2216). IEEE.
22. Bovik, A. C. (Ed.). (2009). *The essential guide to image processing*. Academic Press.
23. Колмогоров, А. Н. (1974). *Основные понятия теории вероятностей*. Наука.
24. Жаровський, Р. О., Марченко, Б., & Марченко, Н. (2007). Моделювання білого шуму з дискретним часом. *Вісник Тернопільського державного технічного університету*, 12(4), 152-157.
25. Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (2012). *Pattern classification*. John Wiley & Sons.
26. Gadetska, S. V., & Gorokhovatskyi, V. O. (2018). Statistical measures for computation of the image relevance of visual objects in the structural image classification methods. *Telecommunications and Radio Engineering*, 77(12).
27. Фу, К. (1977). *Структурные методы в распознавании образов*. Мир.
28. Гороховатський, В. О., Руденко, Д. О., & Сірик, Т. О. (2019). Дослідження системи ієрархічних ознак при блочному поданні опису у складі множини ключових точок зображення.
29. Gorokhovatskyi, V. O., & Gadetska, S. V. (2019). Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions. *Telecommunications and Radio Engineering*, 78(3).
30. Гороховатський, В. О., Запорожченко, А. П., Сірик, Т. О., & Тарасенко, О. П. (2020). Дослідження результативності застосування ознак розподілів даних для обчислення релевантності описів зображень.

31. Сірик Т. О. Структурна класифікація зображень з використанням просторового оброблення описів: Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті: 23 міжнародний молодіжний форум. (Харків 16-18 квітня 2019 р.) Харків 2019. С 154.

32. Гороховатский, В. А., & Путятин, Е. П. (2008). Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек. *Реєстрація, зберігання і обробка даних*.

33. Гороховатский, В. А. (2003). Распознавание изображений в условиях неполной информации. Харьков: ХНУРЭ.

34. Гороховатский, В. А., Ереско, Ю. Н., Путятин, Е. П., & Стрельченко, В. И. (1990). Локализация объектов на изображениях визуальных сцен. *Автометрия*, (6), 3-7.

35. Гороховатский, В. А., & Передрий, Е. О. (2009). Корреляционные методы распознавания изображений путем голосования систем фрагментов. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, (1 (20)).

36. Гороховатський, О. В., Пупченко, Д. В., & Солодченко, К. Г. (2018). Аналіз властивостей, характеристик та результатів застосування новітніх детекторів для визначення особливих точок зображення.

37. Tvoroshenko, I.S., Gorokhovatsky, V.O. (2019) INTELLIGENT CLASSIFICATION OF BIOPHYSICAL SYSTEM STATES USING FUZZY INTERVAL LOGIC. *Telecommunications and Radio Engineering*, **78** (14), pp. 1303-1315. – doi: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i14.80.

38. Adelson, E. H., Anderson, C. H., Bergen, J. R., Burt, P. J., & Ogden, J. M. (1984). Pyramid methods in image processing. *RCA engineer*, 29(6), 33-41.

39. Прохоренок, Н. А. (2018). *OpenCV и Java. Обработка изображений и компьютерное зрение*. БХВ-Петербург.

40. Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., & Bradski, G. (2011, November). ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF. In *2011 International conference on computer vision* (pp. 2564-2571). Ieee.

41. Сірик Т. О. Вивчення результативності системи ієрархічних ознак для класифікації зображень: Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті: 24 міжнародний молодіжний форум. (Харків 7-9 квітня 2020 р.) Харків 2020. С 36.