

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра прикладної математики
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Застосування методів фільтрації шуму для обробки зображень
(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи САУМ-19-1
Самохін Ю.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 124 Системний аналіз
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системний аналіз і управління
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Кіріченко Л.О
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ПМ

_____ (підпис)

Тевяшев А.Д.
(прізвище, ініціали)

2020 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту

Кафедра прикладної математики

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 124 Системний аналіз

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системний аналіз і управління

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри ПМ _____

(підпис)

“ _____ ” _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ
НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Самохіну Юрію Вікторовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Застосування методів фільтрації шуму для обробки зображень

затверджена наказом по університету від 23 жовтня 2020 р. № 1420 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10 грудня 2020 р.

3. Вихідні дані до роботи Методи класифікації зображення, усунення шуму та завад, мова програмування Java, відкрита бібліотека OpenCV, придушення шуму, видалення локальних завад

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Системний аналіз проблеми застосування методів фільтрації шуму для обробки зображень.

2. Вибір і обґрунтування методу розв'язання

3. Програмна реалізація

4. Результати обчислювального експерименту

5. Аналіз можливих застосувань

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій _____

1. Актуальність теми роботи _____

2. Постановка задачі _____

3. Системний аналіз проблеми _____

4. Метод чисельного аналізу _____

5. Результати обчислювального експерименту _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір та вивчення технічної літератури за темою роботи	вересень 2020 р.	виконано
2	Вибір та обґрунтування методу	жовтень – листопад 2020 р.	виконано
3	Розробка алгоритму і програми	листопад – грудень 2020 р.	виконано
4	Проведення аналітичних досліджень та розрахунків	листопад – грудень 2020 р.	виконано
5	Робота над текстом пояснювальної записки	грудень 2020 р.	виконано
6	Представлення роботи на рецензію в ЕК	грудень 2020 р.	виконано

Дата видачі завдання 1 вересня 2020 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. Кіріченко Л.О _____
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 67 с., 7 табл., 23 рис., 1 дод., 18 джерела.

ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, ФІЛЬТР, ЯСКРАВІСТЬ, ШУМ, ПІКСЕЛ,
OPENCV, GDI, RGB, НОРМАЛІЗАЦІЯ.

Об'єкт дослідження – шум на зображеннях.

Мета роботи – розробка методу фільтрації гауссовського шуму.

Методи дослідження – фільтрація методом Гаусса.

Робота виконана із застосуванням мови програмування Java на платформі IntelliJ IDEA. Метою даної роботи є набуття практичних навичок розробки додатків для обробки зображень в середовищі візуального програмування IntelliJ IDEA. Для реалізації даної задачі розроблена програма, яка надає користувачу змогу використовувати різноманітні алгоритми обробки та фільтрації зображень.

ABSTRACT

Introductory note: 67 pages, 7 tables, 23 figures, 1 appendixes, 18 sources.

IMAGE PROCESSING, FILTER, BRIGHTNESS, SHOOM, PIXEL, OPENCV, GDI, RGB, NORMALIZATION.

Object of research – is the noise of halftone images.

Purpose of work – is to develop a method of filtering Gaussian noise.

Methods of research – Gaussian filtration.

The work is done using the Java programming language on the IntelliJ IDEA platform. The purpose of this work is to acquire practical skills for developing applications for image processing in the visual programming environment IntelliJ IDEA. To implement this task, a program has been developed that enables the user to use a variety of image processing and filtering algorithms.

ЗМІСТ

	С.
Вступ	9
1 Системний аналіз проблеми застосування методів фільтрації шуму для обробки зображень та постановка задач дослідження	9
1.1 Системний аналіз проблеми фільтрації шуму для обробки зображень	9
1.1.1 Вербальна модель системи	9
1.1.2 Морфологічний опис системи	9
1.1.3 Функціональна модель системи	10
1.1.4 Інформаційна модель системи	12
1.2 Аналіз сценаріїв вирішення проблеми фільтрації шуму для обробки зображень	13
1.2.1 Модель аналізу проблеми	13
1.2.2 Оцінювання вектора пріоритетів незадоволеностей методом аналізу ієрархій	15
1.2.3 Модель вирішення проблеми	15
1.3 Змістовна та формальна постановка задачі	21
1.3.1 Змістовна постановка задачі	21
1.3.2 Формальна постановка задачі	23
1.4 Постановка задач дослідження	23
2 Вибір та обґрунтування методу розв’язання	25
2.1 Обробка та аналіз зображень	25
2.2 Основи задачі фільтрації	31
2.3 Піраміда зображення.....	47
3 Програмна реалізація	56
3.1 Огляд можливостей OpenCV	56
3.2 Обґрунтування вибору середовища програмної реалізації	56
4 Результати обчислювального експерименту	63
5 Аналіз можливих застосувань	65

	7
Висновки	66
Перелік джерел посилання	67

ВСТУП

Комп'ютерна графіка розділяється за трьома основними напрямками: візуалізація, обробка зображень і розпізнавання образів.

Візуалізація – це створення зображення на основі якогось опису (моделі). Приміром, це може бути відображення графіку, схеми, імітація тривимірної віртуальної реальності в комп'ютерних іграх, у системах архітектурного проектування й та інші.

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. У якомусь сенсі завдання розпізнавання є зворотним стосовно завдання візуалізації. Области застосування – системи розпізнавання текстів, створення тривимірних моделей людини по фотографіях та інші.

Обробка зображень – будь-яка форма обробки інформації, для якої вхідні дані представлені зображенням, наприклад, фотографіями або відеокадрами. Обробляння зображень може здійснюватися як для отримання зображення на виході (наприклад, підготовка до поліграфічного тиражування, до телетрансляції), так і для отримання іншої інформації (наприклад, розпізнання тексту, підрахунок числа і типу клітин в полі мікроскопа.). Крім статичних двомірних зображень, обробляти потрібно також зображення, що змінюються з часом, наприклад відео.

1 СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ ШУМУ ДЛЯ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Системний аналіз проблеми фільтрації шуму для обробки зображень

1.1.1 Вербальна модель системи

Об'єкт аналізу – «Методи фільтрації шуму для обробки зображень».

Предмет аналізу – «Фільтрація шуму».

Точка зору: дослідник.

Ціль: обробка шуму на зображеннях.

Головний вихід системи – оброблене зображення після фільтрації шуму.

Робота виконана із застосуванням мови програмування Java на платформі IntelliJ IDEA. Метою даної роботи є набуття практичних навичок розробки додатків для обробки зображень в середовищі візуального програмування IntelliJ IDEA. Для реалізації даної задачі розроблена програма, яка надає користувачу змогу використовувати різноманітні алгоритми обробки та фільтрації зображень.

1.1.2 Морфологічний опис системи

Досліджувана система – фільтрація шуму для обробки зображень за допомогою метода Гауса.

Призначенням моделі є її подальше використання задля обробки зображення та також для виконання подальших наукових розробок у цій сфері.

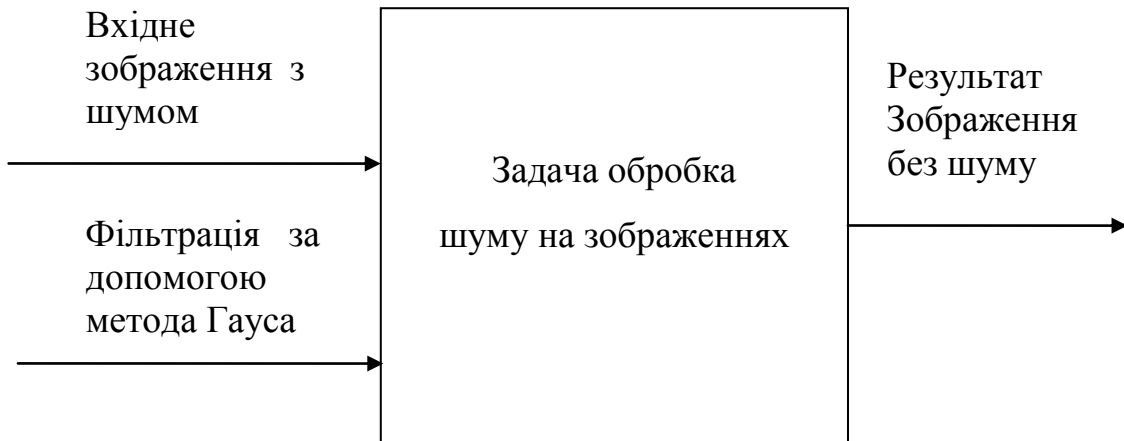


Рисунок 1.1 – Модель системи типу «чорний ящик»

Модель «чорний ящик» – модель досліджуваної системи, що зосереджена на дослідженні реакції системи, як цілого, на зміни зовнішнього середовища (рис. 1.1). Система є максимально простою і відображає входи та виходи досліджуваного явища. Цей метод дослідження системи найбільш підходить при виявленні реакції системи на її входи. І хоча цей «ящик» є відокремленим, але він не є повністю ізольованим. Система пов'язана з навколишнім середовищем та за допомогою цих зв'язків впливає на середовище. Зв'язки, що направлені від системи до середовища називають виходами системи, а навпаки, із середовища до системи – входами. Тому для побудови такої моделі необхідно вказати лише входи та виходи.

Назва «чорний ящик» повністю підкреслює повну відсутність інформації про внутрішню складову системи. Така модель, що на перший погляд здається достатньо простою, часто є дуже корисною. Але ж і тривіальною задачею її назвати складно, тому що не завжди зрозуміло у якій кількості та які саме параметри необхідно включати в модель.

1.1.3 Функціональна модель системи

Функціональна модель системи може бути представлена графічно за допомогою контекстної діаграми IDEF0. У такому випадку система постає у вигляді взаємодіючих функцій, або, інакше кажучи, функціональних блоків.

Спочатку проводиться загальний опис системи. Після опису системи в цілому проводиться розбиття її на великі фрагменти. Цей процес називається функціональної декомпозицією, а діаграми, які описують кожен фрагмент і взаємодія фрагментів, називаються діаграмами декомпозиції.

Після декомпозиції контекстної діаграми проводиться декомпозиція кожного великого фрагмента системи на більш дрібні і так далі, до досягнення потрібного рівня деталізації опису.

Для нових систем застосування IDEF0 має за ціль визначення вимог та функцій для подальшої розробки системи, що відповідає вимогам та реалізує виділені функції. Стосовно існуючих систем IDEF0 може бути застосована для аналізу функцій, які виконує система, та відображення механізмів, за допомогою яких ці функції виконуються. В рамках методології IDEF0 процес представляється у вигляді набору елементів, які взаємодіють між собою, а також показуються ресурси, що споживаються кожною роботою.

Перша діаграма в ієрархії діаграм IDEF0 являє собою саме загальний опис системи та її взаємодії із зовнішнім середовищем. Такі діаграми називають контекстними. Контекстна діаграма зображує функціонування системи в цілому. Після опису системи в цілому проводиться декомпозицією її на великі фрагменти. Після декомпозиції контекстної діаграми проводиться декомпозиція кожного великого фрагмента системи на більш дрібні і так далі, до досягнення потрібного рівня деталізації опису. Діаграма IDEF0 представлена на рис. 1.2.



Рисунок 1.2 – Діаграма IDEF0

IDEF3 – це метод, який має основною метою дати можливість аналітикам описати ситуацію, коли процеси виконуються в певній послідовності, а також описати об'єкти, які беруть участь спільно в одному процесі. IDEF3 широко застосовується при розробці інформаційних систем. При цьому використовується інструмент візуального моделювання бізнес-процесів. Діаграма IDEF3 представлена на рис. 1.5.

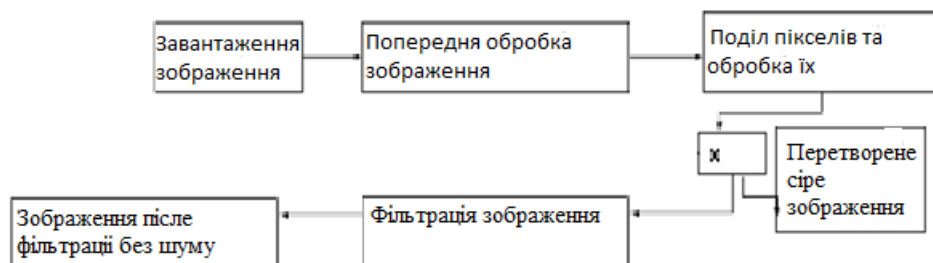


Рисунок 1.3 – Діаграма IDEF3

1.1.4 Інформаційна модель

Інформаційна модель системи відображає зв'язки між елементами системи у вигляді структур даних, акцентуючи увагу дослідника на склад та взаємозв'язках потоків даних. Діаграми потоків даних (Data Flow Diagramming, DFD) використовуються для опису документообігу та обробки інформації.

Подібно до IDEF0, DFD є модельною системою. Діаграма DFD представлена на рис. 1.4.



Рисунок 1.4 – Діаграма DFD

1.1 Аналіз сценаріїв вирішення проблеми фільтрації шуму для обробки зображень

1.2.1 Модель аналізу проблеми

Об'єкт дослідження – фільтрація шуму для обробки шуму на зображеннях.

Мета дослідження – Обробка шуму на зображеннях різними методами та обрати найкращий.

Для проведення дослідження необхідно обрати критерії, які впливають на результат найбільше. Такими критеріями є:

- ефективність (K1);
- швидкість роботи (K2);
- якість зображення (K3).

– складність алгоритму (K4).

Множина, з якої буде прийняте рішення, складається із наступних методів:

- фільтр Гаусса розмірністю 5 x 5 (A1);
- фільтр Гаусса розмірністю 10 x 10 (A2);
- фільтр Гаусса розмірністю 15 x 15 (A3).
- фільтр Гаусса розмірністю 20 x 20 (A4).

Необхідно розглянути всі ці критерії та більш детально їх описати. Порівнюючи ефективність, ми маємо на увазі наскільки добре фільтр очистив від шуму зображень.

Критерій швидкодії буде порівнювати проміжки часу фільтрації шуму на зображенні.

Порівнюючи якість, ми маємо на увазі наскільки погіршив фільтр якість зображення після обробки.

Складність реалізації буде порівнювати наскільки важко було реалізувати методи та час втрачений на його виконання. На рисунку 1.7 зображена ієрархічна модель фільтрації шуму на зображеннях.

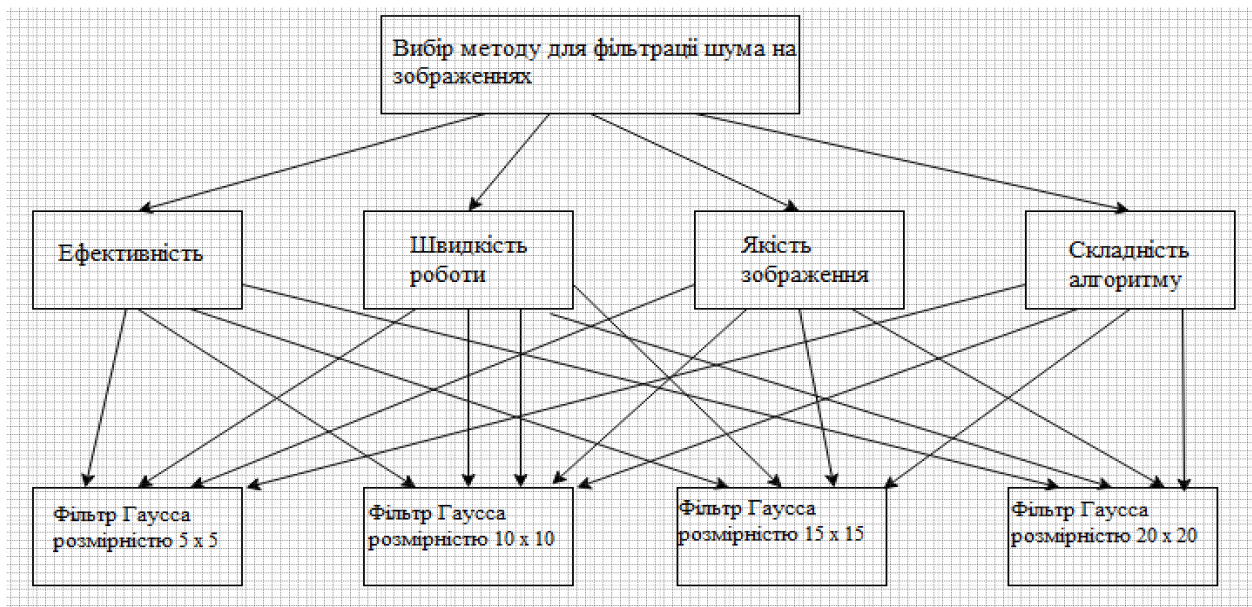


Рисунок 1.5 – Ієрархічна модель процесу фільтрації шуму на зображеннях

1.2.2 Оцінювання вектора пріоритетів незадоволеностей методом аналізу ієрархій

Ідея методу аналізу ієрархій полягає в структуризації задач прийняття рішень шляхом побудови багаторівневої ієрархії, що об'єднує усі компоненти задачі. Таким чином, стає можливим отримання чисельних оцінок інтенсивності взаємовпливу елементів ієрархії, на основі яких оцінюються ступені переваги альтернатив відносно головної мети.

На першому рівні аналізу проблеми побудуємо матрицю попарних порівнянь критеріїв. Результати наведені в таблиці 1.1. Для встановлення відносної важливості критеріїв використана шкала відношень Сааті.

Таблиця 1.1 – Матриця попарних порівнянь критеріїв

	K1	K2	K3	K4	Вектор пріоритетів
K1	1	4	1/3	5	0,280
K2	1/4	1	1/5	3	0,110
K3	3	5	1	7	0,560
K4	1/5	1/3	1/7	1	0,054

Для знаходження індексу узгодженості знаходимо суми елементів матриці за стовбцями:

$$y_1 = 1 + 1/4 + 3 + 1/5 = 4,45,$$

$$y_2 = 4 + 1 + 5 + 1/3 = 10,3,$$

$$y_3 = 1/3 + 1/5 + 1 + 1/7 = 1,68,$$

$$y_4 = 5 + 3 + 7 + 1 = 16.$$

Тоді

$$\lambda_{\max} \approx 4,17.$$

Індекс узгодженості дорівнює

$$CI^k = \frac{4,1697 - 4}{4 - 1} = 0,057.$$

Оскільки матриця попарних порівнянь критеріїв – це матриця четвертого порядку, то відношення узгодженості:

$$CR^k = \frac{CI^k}{0,9} = 0,062.$$

Оскільки відношення узгодженості є близьким до 0,1, то вважатимемо, що матриця попарних порівнянь критеріїв побудована правильно. Формуємо матриці за кожним критерієм з метою порівняння методів між собою за кожним критерієм окремо.

Таблиця 1.2 – Матриця порівнянь за критерієм К1

K1	A1	A2	A3	A4	Вектор пріоритетів
A1	1	1/4	1/5	1/6	0,056
A2	4	1	1/3	1/3	0,142
A3	5	3	1	1/2	0,309
A4	6	4	2	1	0,492

Для знаходження індексу узгодженості знаходимо суми елементів матриці за стовбцями:

$$y_1 = 1 + 4 + 5 + 6 = 16,$$

$$y_2 = 1/4 + 1 + 3 + 4 = 8,25,$$

$$y_3 = 1/5 + 1/3 + 1 + 2 = 3,53,$$

$$y_4 = 1/6 + 1/4 + 1/2 + 1 = 1,917.$$

Тоді

$$\lambda_{\max} \approx 4,112$$

та індекс узгодженості

$$CI_{K1}^A = 0,037.$$

Оскільки матриця попарних порівнянь альтернатив – це матриця четвертого порядку, то відношення узгодженості:

$$CR_{K1}^A = \frac{CI^k}{0,9} = 0,0415.$$

Таблиця 1.3 – Матриця порівнянь за критерієм К2

К2	A1	A2	A3	A4	Вектор пріоритетів
A1	1	2	3	4	0,454
A2	1/2	1	3	4	0,330
A3	1/3	1/3	1	2	0,14
A4	1/4	1/4	1/2	1	0,087

Для знаходження індексу узгодженості знаходимо суми елементів матриці за стовбцями:

$$y_1 = 1 + 1/2 + 1/3 + 1/4 = 2,08,$$

$$y_2 = 2 + 1 + 1/3 + 1/4 = 3,58,$$

$$y_3 = 3 + 3 + 1 + 1/2 = 7,5,$$

$$y_4 = 4 + 4 + 2 + 1 = 11.$$

Тоді

$$\lambda_{\max} \approx 4,092$$

індекс узгодженості буде

$$CI_{K2}^A = 0,309.$$

Відношення узгодженості:

$$CR_{K2}^A = \frac{CI^k}{0,58} = 0,034.$$

Таблиця 1.4 – Матриця порівнянь за критерієм К3

К3	A1	A2	A3	A4	Вектор пріоритетів
A1	1	3	6	8	0,570
A2	1/3	1	4	6	0,277
A3	1/6	1/4	1	5	0,11
A4	1/8	1/6	1/5	1	0,042

Для знаходження індексу узгодженості знаходимо суми елементів матриці за стовбцями:

$$y_1 = 1 + 1/3 + 1/6 + 1/8 = 1,62,$$

$$y_2 = 3 + 1 + 1/4 + 1/6 = 4,416,$$

$$y_3 = 6 + 4 + 1 + 1/5 = 11,2$$

$$y_4 = 8 + 6 + 5 + 1 = 20.$$

Тоді

$$\lambda_{\max} \approx 4,231$$

та індекс узгодженості

$$CI_{K3}^A = 0,770.$$

Відношення узгодженості:

$$CR_{K3}^A = \frac{CI^k}{0,58} = 0,085$$

Таблиця 1.5 – Матриця порівнянь за критерієм К4

К4	A1	A2	A3	A4	Вектор пріоритетів
A1	1	1/3	1/4	1/8	0,05140
A2	3	1	1/2	1/7	0,10947
A3	4	2	1	1/5	0,18096
A4	8	7	5	1	0,65817

Для знаходження індексу узгодженості знаходимо суми елементів матриці за стовбцями:

$$y_1 = 1 + 3 + 4 + 8 = 16,$$

$$y_2 = 1/3 + 1 + 2 + 7 = 10,33,$$

$$y_3 = 1/4 + 1/2 + 1 + 5 = 6,75$$

$$y_4 = 1/8 + 1/7 + 1/5 + 1 = 1,47.$$

Тоді

$$\lambda_{\max} \approx 4,142$$

індекс узгодженості буде

$$CI_{K4}^A = 0,047.$$

Відношення узгодженості:

$$CR_{K4}^A = \frac{CI^k}{0,58} = 0,052.$$

Розрахуємо вектор глобальних пріоритетів альтернатив. Для цього знаходимо добуток

$$\vec{p} = \begin{bmatrix} 0,385 \\ 0,235 \\ 0,174 \\ 0,206 \end{bmatrix}.$$

Розрахуємо індекс узгодженості та відношення узгодженості для всієї ієрархії:

$$CI = 0,532,$$

$$RI = 0,90 + 0,90 = 1,8,$$

$$CR = \frac{CI}{RI} = 0,295,$$

що теж можна вважати доброю узгодженістю.

Виходячи з результатів проведеного аналізу, будемо використовувати фільтр Гаусса розмірністю 5 x 5.

1.3 Змістовна та формальна постановка задачі

1.3.1 Змістовна постановка задачі

Метою даної роботи є дослідження основних методів фільтрації зображень та розробка адаптивного алгоритму фільтрації гістологічних та цитологічних зображень з використанням бібліотеки комп'ютерного зору OpenCV.

Методи комп'ютерного зору спричинили великий вплив на розвиток досліджень в галузі медицини. Більшість зображень піддається впливу різного роду шумів в процесі передачі їх по каналах зв'язку, а також на етапі формування. Тому, першим етапом обробки зображень є фільтрація. Наявність шумів на зображенні може причинити неточності та спотворення на етапі сегментації та розпізнавання. Наприклад, система може сприйняти шуми за окремі об'єкти, що може негативно вплинути на подальші дослідження.

В результаті досліджень можна виділити такі основні види шумів: аддитивний Гауссовий та імпульсний. Аддитивний Гауссовий шум характеризується додаванням до кожного пікселя зображення значень з відповідного нормального розподілу з нульовим середнім значенням. Такий шум з'являється в пристроях формування цифрових зображень. Імпульсний шум характеризується заміною частини пікселів значеннями фіксованої або випадкової величини. Та-

кий шум пов'язаний з втратами при передачі зображень по каналах зв'язку. Зазвичай, в одному зображенні можна зустріти обидва види шумів, такі шуми називають комбінованими.

Всі види фільтрів можна розділити на такі класи: частотні, лінійні, нелінійні, комбіновані. У класі частотних фільтрів обробці підлягають коефіцієнти розкладання зашумленого сигналу по базису Фур'є або інших базисах, зокрема, вейвлет-базису. Перетворення Фур'є особливо важливе для лінійних фільтрів, оскільки множення в Фур'є-області для частотних методів - це операція згортки для вихідного зображення. У цифровій обробці сигналів широко використовуються методи лінійної фільтрації. Однак, лінійна фільтрація дає хороші результати лише в разі наявності гауссова адитивного шуму. У випадку імпульсного шуму ефективніше працюють методи нелінійної фільтрації, зокрема медіанна та рангова фільтрація. У випадку комбінованого шуму можна послідовно застосовувати лінійні і нелінійні фільтри або компонувати ці фільтри так, щоб посилити їх сильні сторони і послабити недоліки, це відбувається при використанні гібридних фільтрів. Лінійні фільтри ще називають згладжуючими або усереднюючими, тому що відповідь лінійного фільтра усереднює значення пікселів, що містяться в апертурі, і таким чином згладжує зображення. Фільтр Гауса усереднює по закону Гауса пікселі довкола точки.

У процесі дослідження та налаштування систем обробки зображень потрібно оцінювати ступінь якості одержуваного графічного зображення. Зазвичай алгоритми оцінки якості цифрових зображень ділять на дві групи: еталонні і нееталонні.

Перша група заснована на порівнянні досліджуваного зображення з еталонним по заданих параметрах. Такі алгоритми зручно застосовувати при налаштуванні окремих елементів системи обробки зображення, коли відомі вхідний і оброблене зображення. Наприклад, під час налаштування фільтрів і кодеків зображення.

Друга група алгоритмів заснована на кількісній оцінці таких параметрів цифрових зображень, як контрастність, яскравість, чіткість і рівень шуму. Для

обчислення перших трьох параметрів розроблено багато раціональних алгоритмів [9], а ось завдання нееталонної оцінки рівня шуму на зображенні вирішена не остаточно. Однак даний параметр важливий, так як його значення потрібно при оцінці як візуальної якості зображення, так і для його аналізу в системах машинного зору.

Зокрема, значення рівня шуму потрібно при виборі порога чутливості в системах ідентифікації контурів об'єктів або при вимірюванні глибини різкості зображення як в цілях оцінки відстаней до об'єктів, так і при аналізі чіткості зображення [9].

Одним із завдань цього розділу є вибір і тестування компетентного алгоритму кількісної оцінки рівня шуму цифрового зображення. Обраний алгоритм буде застосований для комплексної оцінки якості та ефективності алгоритмів подавлення шуму в зображеннях.

1.3.2 Формальна постановка задачі

Задачу фільтрацію шуму на зображенні будемо розглядати за допомогою методу Гауса. Це найбільш частий у використанні фільтр розмиття. Прикладом такого фільтра є гаусіан, у якого в центрі вагові коефіцієнти пікселів істотно більше, ніж на його границях. Коефіцієнти матриці дискретного ядра або маски гаусіана визначаються за формулою

$$h_{ij} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{((i-k-1)^2 + (j-k-1)^2)}{2\sigma^2}\right),$$

де h_{ij} – значення елемента матриці з координатами i, j (верхній лівий елемент матриці h),

σ – середньоквадратичне відхилення гаусіана (в пікселях),

k – радіус апертури,

При обчисленні вагових коефіцієнтів матриці ядра гаусіана по (2.5) необхідно правильно підібрати співвідношення між σ і k , а також провести масштабування отриманих коефіцієнтів. Якщо σ менше ніж один піксель, то ефект згладжування буде незначним, тому що вагові коефіцієнти всіх пікселів крім центральних будуть дуже малими. Якщо ж σ велике, то k також має бути великим, інакше не буде зменшення розмивання на краю апертури.

Масштабування ядра виконується так, щоб всі коефіцієнти можна було округлити до цілих чисел без істотних втрат в точності. Нормуючий множник згортки дорівнює зворотному значенню до суми коефіцієнтів, що дозволяє зберегти без змін області з постійною яскравістю. Нижче наведені приклади масок гаусіанів розміром 3×3 ($\sigma = 1$) і нижні праві чверті масок 7×7 ($\sigma = 2$) і 11×11 ($\sigma = 2$):

$$H_G = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}; \begin{bmatrix} 90 & 70 & 33 & 9 \\ 70 & 55 & 26 & 7 \\ 33 & 26 & 12 & 3 \\ 9 & 7 & 3 & 1 \end{bmatrix}; \begin{bmatrix} 119 & 105 & 72 & 39 & 16 & 7 \\ 105 & 93 & 64 & 34 & 14 & 5 \\ 72 & 64 & 44 & 24 & 10 & 3 \\ 39 & 34 & 24 & 13 & 5 & 2 \\ 16 & 14 & 10 & 5 & 2 & 1 \\ 7 & 5 & 3 & 2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

1.4 Постановка задач дослідження

Метою дослідження є застосування методів фільтрації шуму та обробка зображення. Сформулюємо задачі для дослідження в рамках даної дипломної роботи:

- вивчити методи фільтрації;
- ознайомитися з типами зображень;
- розробити програмну реалізацію для фільтрації шуму на зображеннях;
- обробити зображення;
- на основі отриманих даних зробити висновок про проведену роботу.

2 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДУ РОЗВ'ЯЗАННЯ

2.1 Обробка та аналіз зображень

Обробка та аналіз зображень у технічних системах 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 $V(i, j)$, і таким чином вносить труднощі у процес 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. У цілому можна вважати, що шум – це все, чим не бажають або не можуть користуватися при обробці зображення.

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

$$V(x, y) = V_0(x, y) + \xi(x, y), \quad (2.1)$$

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

$V_0(x, y)$ – ідеальне 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 координа-

тами та дискретними значеннями функції яскравості, як правило, виконується округлення значень $V(x, y)$ до найближчого цілого.

Наступна модель 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. Це мультиплікативний шум, що при дії на зображення описується у вигляді добутку

$$V(x, y) = V_0(x, y) \cdot \xi(x, y). \quad (2.2)$$

Вплив імпульсного (локального) шуму на зображення описується моделлю Хуана

$$V(x, y) = \begin{cases} V_0(x, y) & \text{з вірогідністю } (1 - p), \\ \eta(x, y) & \text{з вірогідністю } p. \end{cases} \quad (2.3)$$

Як бачимо, 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 має, як правило, рівномірний розподіл із деякого відомого діапазону значень.

Заваду можна розглядати як випадкову функцію від часу при її впливі на електричний сигнал, або як випадкову функцію координат (x, y) при дії на зображення. Для дискретних зображень іноді говорять про випадкову

Ще одна модель завади, з якою приходиться мати справу на практиці – це шумова послідовність, що описується рівномірним законом розподілу на деякому інтервалі $[-h/2 \dots + h/2]$. Завади такого роду виникають при квантуванні та дискретизації неперервних сигналів з фіксованим кроком h .

Теорема відліків (теорема Найквіста-Котельникова) встановлює граничне значення для величини кроку дискретизації, при якому можливе повне відновлення неперервного зображення за його дискретним представленням. Завади, пов'язані з грубими (недостатніми) квантуванням та дискретизацією, носять назву „муар-ефекти”. Він проявляється у вигляді хвилястих ліній, плям та нерізких контурів, у результаті чого зображення становиться практично неприйнятним. Під квантуванням розуміють формування дискретних відліків сигналу функції яскравості зображення. Дискретизація - це процес отримання дискретних відліків зображення по осям координат (x, y) . Для усунення таких завад, як правило, треба підвищувати ступінь квантування та дискретизації (рис 2.1).

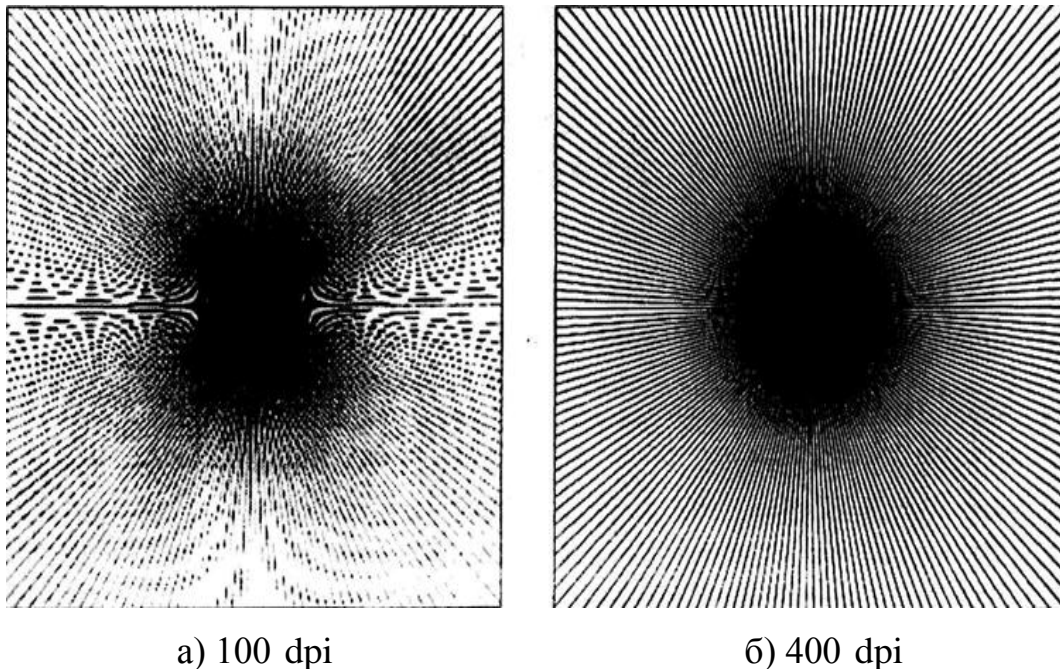


Рисунок 2.1 – Вплив розрешення сканера на муар-ефект
а) при 100 dpi б) при 400 dpi

Зображення кола було проскановано сканером з розрешенням 100 dpi (точок на дюйм) рис 2.1 а). Як бачимо, при таких характеристиках сканера не тільки пропадають дрібні деталі, але й виникає також паразитний узор, якого раніше не було на зображенні. Справа на рис 2.1 б) показано теж саме зображення кола вже з достатнім розрешенням у 400 dpi. Як доводять математичні викладки, для видалення муар-ефекту розмір елемента у цифрованому зобра-

женні не повинен перевищувати половини від ширини найтоншої деталі, що містить це зображення і яку треба аналізувати .

У загальному вигляді функцію зображення, на якому присутній шуканий об'єкт $O(x,y)$ та діють описані завади ξ, η , можна описати у вигляді моделі

$$B(x, y) = \psi[O(x, y), \Phi(x, y), \zeta(x, y), \eta(x, y), L(x, y)], \quad (2.3),$$

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 аналізованого 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 участках подібно впливові імпульсного шуму, - локальними завадами. Конкретно локальні завади виникають із-за взаємного просторового руху об'єкта та фонових утворень, а також із-за попадання в поле зору хибних об'єктів та спеціально організованих завад [2]. Рис. 2.2 ілюструє дію локальних завад і фону при розпізнаванні об'єктів.



1-об'єкт (автомобіль), 2-фон (асфальт, сонце, хмари), 3-локальна завада

Рисунок 2.2 – Приклад дії фону та локальних завад

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

$$\mu_1 = B_m / \sigma, \quad (2.4)$$

де B_m – максимальна або середня яскравість зображення об'єкта,

σ - середньоквадратичне відхилення шуму.

Імпульсна завада η , судячи за її описом, характеризується вірогідністю 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

$$\mu_2 = (m - m_1) / m_1. \quad (2.5)$$

Величина μ_2 змінюється у межах від 0 (об'єкт повністю закрито) до ∞ (відсутність завади).

Серед інших типів можна відмітити завади, що виникають при передачі кольорів різноманітними пристроями формування зображень: монітором, сканером, пристроями друку та фотоплівкою. рис 2.3 ілюструє цю тезу. По координатним осям на рис 2.3 позначено координати кольору у міжнародній системі кольорів. Найбільша із замкнених кривих на малюнку відповідає властивостям людського ока по сприйняттю кольорового зображення. Замкнені криві менших розмірів характеризують властивості передачі кольорів різними пристроями, що, як видно із малюнка, значно звужує існуючий простір кольорів. Темна заповнена крива відповідає принтерові (вона найменша за розміром). Це говорить

про те, що принтер має найгірші властивості з передачі кольорів зображення серед проаналізованих пристроїв.

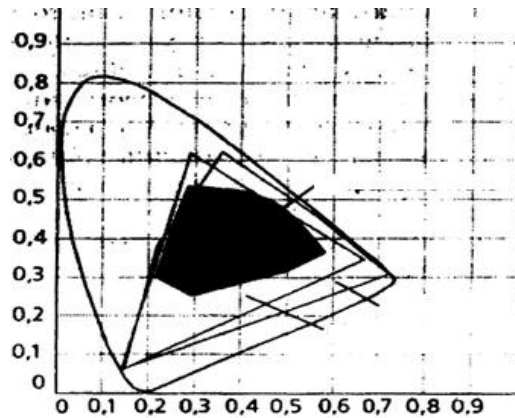


Рисунок 2.3 - Ілюстрація властивостей різних пристроїв з передачі кольорів [1]

Звернемо увагу також на інтегральні фонові перекручення, що часто зустрічаються на практиці. До них відносяться, наприклад, надто темні або підсвічені з одного боку зображення. Для покращення якості зображення у цьому випадку застосовують так названу гамма-корекцію, коли результуюче зображення отримують шляхом цілеспрямованої зміни гістограми початкового зображення відповідно до вибраної гамма-функції (див., наприклад, систему Photoshop). Така операція визначена як для чорно-білих зображень (особливо часто застосовується для підвищення якості рентгенівських зображень), так і для кольорових (по окремих каналах). У літературі для цієї операції поширений термін еквалізація гістограм.

Описані види завад та перешкод не перекривають всієї різноманітності сторонніх впливів у процесі розпізнавання об'єктів на зображеннях. Крім того, вплив одного і того ж фізичного об'єкта або природного явища, що заважають аналізу, може бути віднесено до різних типів розглянутих завад. Приведена класифікація формує тільки напрямки для створення відповідних методів боротьби із завадами. Методи компенсації дії завад у реальних системах успішно розвиваються [1, 2] разом із розвитком самих систем и уже в теперішній час

дають сприятливі для технічних застосувань результати.

2.2 Основи задачі фільтрації

Основним завданням фільтрації є виділення корисного сигналу з суміші сигнал / шум. У цифровій обробці зображень, фільтрація використовується для перетворення зображення і / або поліпшення його якості, для підкреслення або видалення деяких деталей зображення.

Фільтрація – це операція над сусідніми елементами (neighborhood operation), тобто значення будь-якого отриманого пікселя вихідного зображення визначається значеннями пікселів, сусідніх відповідного вхідного пікселя. Лінійна фільтрація характерна тим, що значення вихідного пікселя визначається лінійною комбінацією відповідних вхідних пікселів. Лінійна фільтрація зображення виконується за допомогою операції згортки. При виконанні цієї операції, значення вихідного пікселя обчислюється як зважена сума сусідніх пікселів. Матриця ваг називається ядром згортки (ця матриця також називається фільтром).

Кореляція є дією, тісно пов'язаним зі сверткою – при кореляції значення вихідного пікселя також обчислюється як зважена сума сусідніх елементів. Відмінність полягає в тому, що матриця ваг називається ядром кореляції і в алгоритмі застосування матриці ваг: при виконанні згортки, матриця ваг спочатку повертається на 180° і лише після цього обчислюється лінійна комбінація пікселів. При обчисленні кореляції, поворот не відбувається.

Якщо фільтр складається з одних і тих же значень, то він називається усереднюються (сглаживающим) фільтром.

Поняття згладжування зображень має двоякий сенс. При корекції спотворень сигналу, внесених системою, згладжування – це усунення перешкод, пов'язаних з недосконалістю системи: адитивних, флуктуаційних, імпульсних і ін. При препаруванні зображень згладжування - це усунення деталей (зазвичай ма-

лорозмірних), що заважають сприйняттю корисних об'єктів на зображеннях (так звана генералізація зображення).

При корекції спотворень, викликаних системою, згладжування піддається зображення на виході системи. При препаруванні згладжування може застосовуватися до зображення на будь-якій стадії препарування як один з його етапів.

Поняття згладжування завжди має на увазі деяке уявлення про "ідеально гладкому" сигналі. Такий сигнал – мета згладжування.

Для зображень таким "ідеально гладким" можна вважати сигнал, що описується кусково-постійною моделлю, тобто "Клаптеві" зображення з плямами-деталлями, що мають постійне значення сигналу в межах кожної плями. Дійсно, уявлення зображення у вигляді кусочно-постійної моделі є не що інше, як сегментація зображень, що є кінцевою метою аналізу зображень для побудови їх опису. На перший погляд може здатися, що воно може бути застосовано тільки до "детальних" зображень. Але це справедливо і для "текстурних" зображень, тільки в цьому випадку воно відноситься не до первинного відеосигналу, а до його ознакою, що характеризує текстуру.

Зображення, сформовані різними оптико-електронними системами і зареєстровані за допомогою різноманітних приймачів спотворюються впливом перешкод різного характеру. Спотворення зображення вносяться усіма компонентами зображує приладу, починаючи з освітлювальною системою (наприклад, нерівномірність освітленості предмета). Спотворення, які вносить оптична система, відомі ще на етапі її проектування і називаються аберації. Спотворення, які вносять електронні приймачі випромінювання, наприклад ПЗС-матриці, називаються електронний шум. Перешкоди ускладнює візуальний аналіз зображення і його автоматичну обробку.

Ослаблення дії перешкод досягається фільтрацією. При фільтрації яскравість (сигнал) кожної точки вихідного зображення, спотвореного перешкодою, замінюється деяким іншим значенням яскравості, яке визнається в найменшій мірі спотвореним перешкодою. Для виконання фільтрації необхідно виробити принципи таких перетворень, які ґрунтуються на тому, що інтенсив-

ність зображення змінюється по просторовим координатам повільніше, ніж функція перешкод. В інших випадках, навпаки, ознакою корисного сигналу є різкі перепади яскравості.

У методах фільтрації при оцінці реального сигналу в деякій точці кадру беруть до уваги деяке безліч (околиця) сусідніх точок, скориставшись певною схожістю сигналу в цих точках. Поняття околиці є досить умовним. Околиця може бути утворена лише найближчими по кадру сусідами, але можуть бути околиці, містять досить багато і досить сильно віддалених точок кадру. В цьому випадку, ступінь впливу (вага) далеких і близьких точок на рішення, що приймаються фільтром в даній точці кадру, буде абсолютно різною. Таким чином, ідеологія фільтрації ґрунтується на раціональному використанні даних як з робочої точки, так і з її околиці.

При вирішенні завдань фільтрації використовують імовірнісні моделі зображення і перешкоди, і застосовують статистичні критерії оптимальності. Це пов'язано з випадковим характером перешкоди і прагненням отримати мінімальне в середньому відміну результату обробки від ідеального сигналу. Різноманіття методів і алгоритмів фільтрації пов'язане з великою різноманітністю математичних моделей сигналів і перешкод, а також різними критеріями оптимальності.

Фільтр Гаусса – фільтр розмиття зображення, який використовує нормальний розподіл (також зване гауссовим розподілом) для обчислення перетворення, що застосовується до кожного пікселя зображення. Кожному елементу зображення відповідає число, зване ваговим множником. Сукупність усіх вагових множників становить вагову функцію. Для однозначного визначення центрального елемента, розмір вікна повинен бути непарним. Ядро згортки дозволяє посилити або послабити компоненти зображення. Матриця переміщається по зображенню, при цьому вагова функція в процесі переміщення залишається незмінною. У кожній точці вагова функція поелементно множиться на обсяг пропонованих пікселів вихідного зображення і твори підсумовуються. Отримана сума присвоюється тому пікселя нового зображення, який відповідає

положенню центру вікна. Результат записується в тимчасову матрицю, щоб виключити вплив оброблених пікселів на необроблені. У крайніх пікселів зображення завжди відсутні деякі сусідні пікселі, отже, немає даних для повних обчислень. Це обходиться або застосуванням фільтра тільки до частини зображення, при цьому кордону залишаються необробленими, або доповненням даними.

Розроблено різноманітні методи боротьби з шумами. Якщо відома спектральна характеристика шуму, то оптимальними є вінеровські фільтри та їх модифікації. У більшості ситуацій точна модель та параметри шуму не завжди відомі, тому в системах технічного зору застосовують порівняно прості методи, засновані на обчисленні середніх значень та різноманітних логічних процедурах.

Так метод згладжування (фільтрація низької частоти) базується на припущенні, що у спектрі шуму переважають високі частоти. Для згладжування вибирають деяку маску і отримують згладжене зображення у вигляді згортки з цією маскою.

На відміну від масок для контрастування, маски згладжування складаються виключно із додатних елементів, наприклад,

$$\frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad \frac{1}{10} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Три маски згладжуючих фільтрів по околиці 3×3 . Постійний множник перед кожною з масок дорівнює одиниці, поділений на суму значень коефіцієнтів, як це необхідно для нормування. Перший з них дає звичайне середнє значення по масці. Крім того, звернемо увагу, що центральний елемент кожної маски - не менше кожного із решти елементів, а загальна сума елементів маски (з урахуванням коефіцієнта для нормування) дорівнює 1.

При згладжуванні зображень розміри маски 3×3 теж найбільш популяр-

ні. Використання масок більших вимірів вимагає або суттєвого збільшення часу обробки, або ускладнює апаратну реалізацію. Суттєвим недоліком сгладжування вважають необхідність його застосування для кожної точки растру. Тому перспективним є підхід, при якому паралельно (одночасно) виконуються сегментація та згладжування.

Згладжування може бути реалізовано різними шляхами. По-перше, це безпосереднє обчислення згортки з маскою

$$\tilde{B}(i, j) = (B * H)_{i, j}, \quad (2.6)$$

де B та \tilde{B} - початкове та згладжене зображення відповідно,

H - маска згладжування.

Часто при наявності відповідних обчислювачів згортки реалізують за допомогою швидкого перетворення Фур'є. З метою скорочення обчислень можна застосувати також фільтрацію через „ковзання”, коли на кожному кроці формування \tilde{B} використовуються значення цієї функції, що вже отримані на попередніх кроках.

Нехай на кроці з номером k значення \tilde{B} вже обчислено у k точках растру, що створюють множину $L_k \subset D$. Розглянемо зображення

$$B^k(i, j) = \begin{cases} \tilde{B}(i, j) & \text{при } (i, j) \in L_k, \\ B(i, j) & \text{при } (i, j) \notin L_k. \end{cases} \quad (2.7)$$

На $(k + 1)$ -му кроці значення \tilde{B} у черговій $(k + 1)$ -й точці обчислюється по правилу $\tilde{B}(m, n) = (B^k * H)_{m, n}$. Це і є правило „ковзання”.

Проаналізуємо ще один алгоритм боротьби із шумами, націлений на ліквідацію випадкових викидів (різких змін) функції яскравості в окремих точках, як правило, не пов'язаних між собою. Ці викиди усуваються за допомогою про-

стого правила заміни даного елемента зображення середньою яскравістю сусідніх елементів. Для цієї мети вибирається вікно O з центром в (i, j) , після чого обчислюється середня яскравість \bar{V} точок вікна без врахування точки (i, j) . Якщо значення $|\bar{V} - V(i, j)|$ перевищує зазначений поріг T , то аналізована яскравість в точці (i, j) замінюється на \bar{V} . Цей підхід називають заміною яскравості центрального елемента.

Для ілюстрації особливостей методів низькочастотної фільтрації розглянемо одномірне зображення з випадковим викидом (рис 2.4), де фон має значення 10, а викид – 50.

Результати застосування вищезгаданих алгоритмів в деякій мірі „розмазують” викид (перекручені елементи підкреслено). При реалізації ковзанням (Рис 2.4, в, д спостерігається більше "розмазування", чим для звичайної реалізації (Рис 2.4, б, г). Жоден із алгоритмів не усуває викид цілком.

Ефективність алгоритмів шумового придушення значно вище, якщо більшість елементів зображення знаходиться під дією шуму, але ця дія є незначною.

```

10 10 10 10 50 10 10 10 10 10 10 10 10  а)
10 10 10 23 23 23 10 10 10 10 10 10 10  б)
10 10 10 23 28 16 12 11 10 10 10 10 10  в)
10 10 10 30 10 30 10 10 30 10 10 10 10  г)
10 0 10 10 30 20 16 12 11 10 10 10 10 10  д)

```

а)- зображення; б), в) - результати простої і ковзної фільтрації
вікном(1,1,1);

г), д) - використання алгоритму заміни середньою яскравістю в звичайному і
ковзному варіанті

Рисунок 2.4 – Методи шумового придушення у застосуванні

Ще один недолік алгоритмів такого шумового придушення полягає в тому, що вони згладжують границі зображення, де в більшості випадків зберігається важлива інформація. Розглянемо як приклад одномірне зображення, що складається з однорідного фону яскравості 50 і однорідного об'єкта з яскравістю 10 (рис 2.5, а).

Застосовуємо вищезгадані алгоритми до цього одновимірного вхідного зображення. Аналіз результуючих зображень показує, що і в цьому випадку кожна реалізація нічим не краща, ніж звичайна. При ковзній реалізації зображення більше змінюється права границя об'єкта.

а) 50 50 50 50 50 50 50 10 10 10 10 50 50 50 50 50 50 50 50
 б) 50 50 50 50 50 50 37 23 10 10 23 37 50 50 50 50 50 50 50
 в) 50 50 50 50 50 50 30 19 13 11 24 37 46 49 50 50 50 50 50
 г) 50 50 50 50 50 50 30 30 10 10 30 30 50 50 50 50 50 50 50
 д) 50 50 50 50 50 50 30 20 15 12 31 40 45 47 48 49 50 50 50

а - вхідне зображення; б, в – результати простої і ковзної фільтрації вікном (1,1,1); г, д – результати використання алгоритму заміни середньою яскравістю в простій та ковзній реалізації

Рисунок 2.5 – Фільтрація вхідного зображення (область об'єкта обведено)

У цілому, дослідження, проведені з реальними зображеннями, підтверджують спостереження, отримані в результаті аналізу ідеальних одномірних сигналів. Алгоритми низькочастотної фільтрації та заміни центрального елемента, як правило, виявляються найбільш надійними.

Варто підкреслити, що у найбільш ефективних алгоритмах шумове придушення та сегментація виконуються одночасно. Пропонуються навіть спеціальні маски, що дозволяють паралельно згладжувати зображення і виявляти об'єкт із фону. Ці маски мають одночасно як диференційні, так і інтегральні властивості, і побудовані більш складніше, чим класичні згладжування та контрастування.

Одномірна фільтрація також може бути застосована до реальних двомірних зображень. Якість шумового згладжування, коли двомірна фільтрація замінена одномірною, стає, природно, гіршою, однак у випадку простих зображень це може бути прийнятно. До таких зображень, наприклад, можна віднести зображення електронних плат з електричними елементами (об'єктами), коли грані об'єктів паралельні сторонам растру.

Якість одномірної фільтрації можна покращити, якщо це зробити двічі в ортогональних напрямках - спочатку по рядках, а потім – по стовпцях отриманого зображення.

Крім того, обробка зображення у ортогональних напрямках може бути використана для реалізації кінцевої мети – аналізу властивостей та розпізнаванню необхідних об'єктів на зображенні.

Локальний шум на зображенні по своїй природі дещо відрізняється від випадкового. Він пов'язаний з невеликими плямами, цятками, осколками або забрудненнями і показує себе на зображенні у вигляді цілого з'єднання (області) точок растру або кількох таких областей, що дуже нагадують області фону. Крім того, локальні шуми, як правило, проявляються у комбінації з випадковим шумом.

Відзначимо, що випадковий викид на зображенні може бути розцінений також як локальний шум. Раніше ми вже зазначали, що в результаті шумового придушення випадковий викид переміщується і в деякій мірі згладжується, але не видаляється. Подібні результати також мають місце і при застосуванні низькочастотної фільтрації, застосованої до зображень з локальною шумовою областю з декількох елементів.

Застосувавши фільтрацію з вікном 3×3 до зображення, що складається із фону (яскравість 30), завади на фоні (10) і об'єкта (15), будемо мати зображення, де локальна завада вже не так різко виділяється, але і перепад яскравості об'єкт-фон у результаті згладжується.

Для боротьби з локальними завадами цілеспрямовано використовують радикально інший спосіб фільтрації - за допомогою медіанного фільтра, що від-

носитися до нелінійних методів.

Для медіанної фільтрації вибирається вікно $(2k+1) \times (2k+1)$, і в кожній точці (i, j) растра яскравість перераховується відповідно до наступного правила. Розглянемо елементи вікна, центр якого збігається з точкою (i, j) , та розмістимо значення яскравості $(2k+1)^2$ елементів вікна у порядку їх зростання $b_1 \leq b_2 \leq \dots \leq b_1$. Набір b_1, \dots, b_1 може містити однакові значення яскравості, можливо, з різними індексами.

Медіаною упорядкованого зростаючого набору b_1, \dots, b_1 називається його середній елемент b_m , що має індекс $m = \frac{(1+1)}{2}$ серед 1 його значень. Медіанна фільтрація полягає в заміні значення центрального елемента вікна на значення медіани набору яскравостей, що попали у вікно. Наприклад, для розподілу яскравостей у вікні 3×3

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ 5 & 10 & 5 \\ 8 & 5 & 7 \end{pmatrix} \quad \text{та} \quad \begin{pmatrix} 5 & 8 & 10 \\ 7 & 2 & 9 \\ 11 & 14 & 15 \end{pmatrix}$$

медіана дорівнює 5 і 9 відповідно.

Медіанні фільтри по-різному реагують на форму вхідних сигналів [1]. Найбільш цікаві властивості цих фільтрів проявляють себе у випадку локального шуму. Локальні завади, вимір яких відповідає параметрові фільтра k (розмір сторони вікна), подавляються повністю. Наприклад, у одномірному випадку медіанний фільтр із вікном із семи елементів цілком подавляє заваду з трьох елементів і не змінює при цьому завади та області об'єкта більшого розміру.

Для одномірного випадку можна стверджувати, що для зображень із однорідного фону, локальних завод та об'єктів, коли завади досить розкидані (розсіяні), то медіанна фільтрація з вікном $(2k+1)$ повністю подавляє локальні завади розміром $1 \leq k$ пікселів і не змінює елементи розміром $1 > k$. Крім того, у ре-

зультаті медіанної фільтрації яскравість у точках фону залишається незмінною.

Дійсно, якщо центр вікна знаходиться в точці завади з яскравістю a_1 (для визначеності нехай $a > a_1$, де a - яскравість фону), то не зростаюча послідовність елементів вікна буде мати вигляд $a, \dots, a, a_1, \dots, a_1$. Якщо в ній яскравість a повторюється t_1 раз, а яскравість a_1 - t_2 раз, то при заваді із $1 \leq k$ елементів виконується умова $t_2 \leq 1 \leq k$, і медіана послідовності дорівнює a , тобто заваду цілком подавлено. Якщо ж шум складається з $l > k$ елементів, то всі елементи вікна, розташовані справа від центрального елемента, відповідають шумові. У цьому випадку медіана дорівнює a_1 , і шум залишається незмінним.

Також можна показати, що яскравість не є незмінною в жодній з точок фону. Якщо припустити, що розміщення завад є досить розрізненим, то вікно не може пересікатися з більше чим одною завадою. Таким чином, вся права або вся ліва половина вікна складається з точок фону, а значення медіани у вікні в результаті дорівнює яскравості фону.

У всіх вище приведених міркуваннях термін "локальна завада або локальний шум" можна замінити на термін "об'єкт". Тому можна сформулювати таке твердження про чудову властивість медіанної фільтрації: медіанний фільтр із вікном $(2k+1)$ цілком подавляє шум з виміром, що є менше або рівним k , не змінюючи при цьому яскравість точок фону та об'єкта з виміром, що перевищує k , тільки якщо відстань між об'єктами і шумом більше чим $(2k+1)$.

У цьому полягає відповідність фільтра з апіорною інформацією щодо властивостей вхідних зображень.

У випадку двомірних зображень ми маємо до деякої міри іншу ситуацію. Справа в тому, що медіанна фільтрація може усунути частину об'єкта, вимір якого значно більше чим величина k параметра вікна. Однак зрівнюється з фоном тільки частина точок об'єкта поблизу його границі (Рис 2.6). Медіанна фільтрація з вікном 3×3 змінює яскравість тільки в п'ятох обведених точках границі області об'єкта.

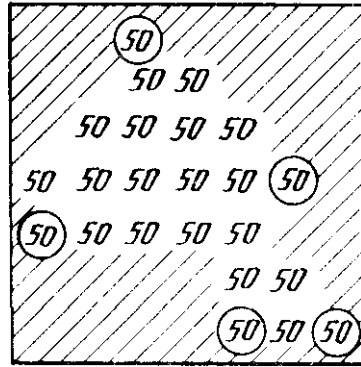


Рисунок 2.6 – Медіанна фільтрація з вікном 3x3:

50 – яскравість об'єкта, у заштрихованій області фона яскравість дорівнює 0 [3]

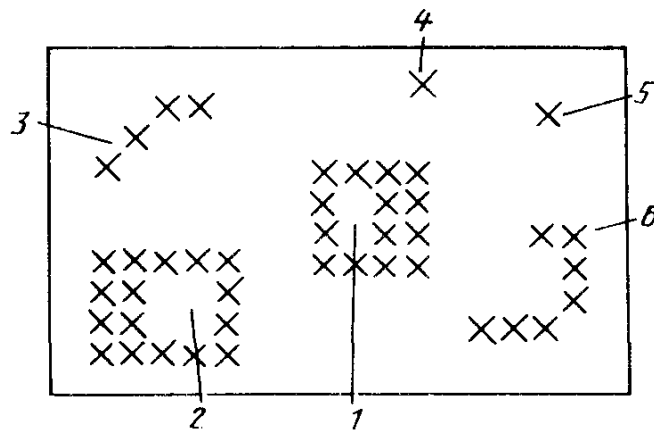
Разом з тим у випадку, коли шум складається з $1 \leq \frac{1}{2}(2k+1)^2$ точок (тобто його площа не перевищує половину площі вікна), він все ж таки усувається. Більш детальний аналіз дозволяє сформулювати наступні твердження, що відносяться до випадку однорідного фону, об'єктів і локального шуму за умови, що жодне з вікон $(2k+1) \times (2k+1)$ не може містити точки різних об'єктів або шуму.

У результаті медіанної фільтрації усуваються завади (або об'єкти) із r точок при $r \leq 2(k^2 + k)$, а також ті, котрі пересікаються не більш ніж з k рядками і k стовпцями растра. Без змін залишається яскравість усіх точок (i, j) об'єктів (шуму), для яких у вікні є не менше ніж $2k^2 + 2k + 1$ точок, що відповідають об'єктові (шуму).

Метод медіанної фільтрації не тільки видаляє локальний шум, але також має властивість придушення випадкового шуму. Ефект фільтрації при випадковому шумі не такий сильний, чим це є у фільтрів згладжування. Послідовне використання спочатку фільтра згладжування, а потім медіанного приводить, на жаль, до зменшення переваг останнього.

Застосування двох якісно різних фільтрів виправдано лише у випадку великої кількості локальних завод наряду з високим рівнем випадкового шуму.

У задачах робототехніки актуальними є алгоритми придушення завад для бінарних зображень, оскільки часто вхідні зображення перетворюються в бінарні з двома рівнями квантування. Елементи об'єкта у цьому випадку можна вважати „чорними”, а елементи фону – „білими”. Шум на вхідному зображенні викликає відповідний шум на бінарному зображенні, який завжди можна розцінювати (без втрати спільності) як локальний. Він проявляється як на фоні, так і на об'єкті (рис 2.8).



1, 2 - область об'єкта; 3-6 – область фону; x - чорні елементи (білі не позначені)

Рисунок 2.7 – Шум на бінарному зображенні

Для побудови алгоритмів придушення локальних завад бажано ввести наступні показники. Нехай (i, j) – деяка точка растру. Через $d_4(i, j)$ визначимо число його „чорних” сусідів у термінах 4-х зв'язності, а через $d_8(i, j)$ - відносно 8-ми зв'язності.

Медіанний алгоритм фільтрації з вікном 3×3 для бінарних зображень може мати такий вигляд.

Якщо $d_8(i, j) \geq 5$, тоді незважаючи на початкову яскравість у точці (i, j) нове значення яскравості буде дорівнювати 1 (домовимося, що 1 відповідає чорним елементам і 0 - білим);

Якщо $d_8(i, j) \leq 3$, то точно так само нова яскравість буде дорівнює 0;

Якщо $d_8(i, j) = 4$, то яскравість в точці (i, j) залишається незмінною.

Цей алгоритм для бінарних зображень усуває невеликі за площею локальні завади. З точки зору простоти в реалізації більш зручними є алгоритми, засновані на 4-х зв'язності, ніж на 8-ми зв'язності. Найбільш простим є алгоритм відсічення по з'єднанню: якщо $d_4(i, j) < 4$, а елемент (i, j) - чорний, то в перетвореному зображенні він буде білим. Цей алгоритм простий у реалізації, і його ціль полягає у видаленні шуму на фоні.

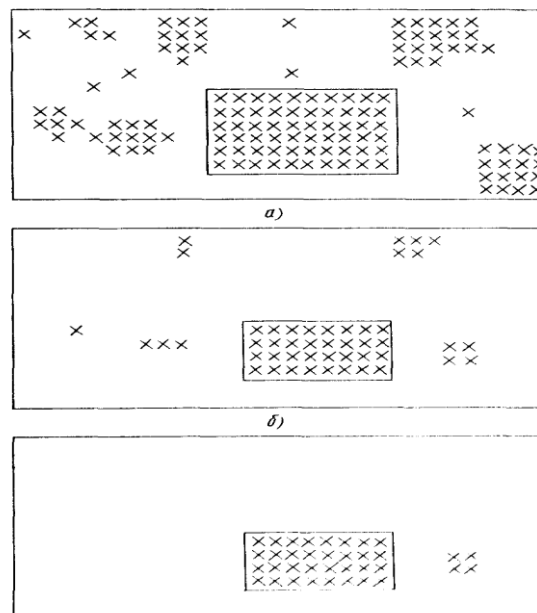
У той же час алгоритм відсічення за зв'язністю значно сильніше, чим медіанна фільтрація, спотворює округу границь об'єкта. Зокрема його дія зменшує розміри об'єкта. Невеликі об'єкти в результаті можуть цілком "зникнути". Щоб зберегти принаймні один чорний елемент об'єкта, досить, щоб із частини його елементів можна було б скласти квадрат розміром 3×3 . У випадку прямокутних об'єктів розміром $l_1 \times l_2$ повністю стираються тільки ті, для яких виконується $l_1 < 3$ або $l_2 < 3$.

Локальні завади можуть також містити квадрат зі стороною із трьох елементів зображення. У цьому випадку вони повністю не подавляються. Можна було б застосувати алгоритм відсічення за зв'язністю двічі, але при цьому суттєво зменшуються і виміри об'єкта (наприклад квадрат 5×5 перетворюється в одну точку). Експерименти, проведені з реальними зображеннями, показують, що на другому етапі краще використати "ослаблений" алгоритм відсічення: чорний елемент (i, j) змінюється на білий при умові $d_4(i, j) < 3$. Послідовне застосування вищезгаданого алгоритму та "ослабленого" алгоритму відсічення називають як алгоритм подвійного відсічення. Цей алгоритм дає приблизно ті ж самі результати перекручування корисних об'єктів, як і у випадку простого алгоритму відсічення, однак локальний шум тут подавляється більш ефективно.

Алгоритми відсічення за зв'язністю так само, як і алгоритми медіанної фільтрації, є узгодженими. Щоб не „стирати” об'єкти, треба пам'ятати, що алгоритм простого відсічення є застосовним тільки у випадку, якщо лінійні виміри об'єкта - не менше ніж три елементи, а подвійного відсічення - якщо вони не менше ніж чотири елементи (для прямокутних об'єктів). Для об'єктів, які не є

прямокутниками, вимога полягає в тому, щоб у області об'єкта можна було розмістити прямокутник із вищезгаданими вимірами. Крім того, ці алгоритми не спроможні стирати із зображення локальні завади великих розмірів.

Розглянемо приклад використання розглянутих алгоритмів (2.9). При використанні алгоритму простого відсічення (Рис 2.9, б) стирається частина точок об'єкта, у результаті перетворена область об'єкта має розміри 8×4 . Це супроводжується також видаленням ряду локальних завад, і залишаються лише частини найбільш значних за розмірами завад.



а – початкове зображення; б, в – реалізація простого і подвійного відсічення; х – чорні елементи (білі не позначені)

Рисунок 2.9 – Застосування алгоритмів відсічення за зв'язністю

При використанні алгоритму подвійного відсічення (див. рис 2.9, в), перетворення об'єкта аналогічні, зате локальний шум повністю подавлений, крім однієї компоненти. Остання має початковий розмір 4×4 , і у відповідності до вищезгаданого цілком не подавлюється. Інша завада, ще більша за площею (19 зв'язаних елементів), цілком вилучається, так як в неї повністю вписується квадрат розміром 4×4 .

У задачах комп'ютерного зору з метою фільтрації шумів та виділення ло-

кальних ознак об'єктів застосовують операцію згортки зображення з ядром деякого фільтра у вигляді

$$R_{ij} = \sum_{u,v} H_{i-u,j-v} B_{uv}, \quad (2.8)$$

де R_{ij} - результуюче зображення,

H - матриця ядра згортки.

Так, заміна кожного пікселя на середнє значення, розраховане для деякої фіксованої області з центром у цьому пікселі, рівнозначна згортці з ядром, яке представляє собою блок одиниць, помножених на константу.

Часто використовується симетричне гаусове ядро як формальна модель згортки для „розмивання” зображень у вигляді

$$H_G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right), \quad (2.9)$$

де σ - середньоквадратичне відхилення гаусиану, що вимірюється у відстанях між пікселями. Така назва ядра пояснюється тим, що аналогічний вигляд має щільність вірогідності для двовимірної випадкової змінної з нормальним (гаусовим) розподілом амплітуди.

Для дискретного випадку ядро згладжування має вигляд масиву розміром $(2k+1) \times (2k+1)$, значення елемента (i, j) якого дорівнює

$$H_{ij} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{((i-k-1)^2 + (j-k-1)^2)}{2\sigma^2}\right), \quad (2.10)$$

Таке ядро згладжування створює зважене середнє, для якого у центрі ядра вагові коефіцієнти пікселів набагато більші, ніж на границях. Якісний аналіз фільтра гаусиану приводить до наступних важливих висновків.

Якщо середньоквадратичне відхилення гаусіану σ невелике (наприклад, менше ніж один піксел), то згладжування дає незначний результат, так як вагові коефіцієнти центральних пікселів дуже малі.

Для більшого значення середньоквадратичного відхилення у сусідніх пікселів вагові коефіцієнти будуть більші, а значить, середнє значення буде прагнути до узгодження із сусідами – це буде хороша оцінка значення піксела, а за рахунок розмиття щезне більша частина шуму.

Ядро із великим значенням середньоквадратичного відхилення σ приводить до того, що разом із шумом щезне і більша частина елементів зображення.

Ці властивості загалом подібні до властивостей багатьох фільтрів і говорять про те, що існує деяке оптимальне значення σ , коли і шум у достатній мірі подавлюється, і зображення у той же час зберігається без перекручень.

Похідні різних порядків для визначення ознак зображення також обчислюються за допомогою відповідних згорток. Виявляється, що такі фільтри являють собою природній механізм пошуку простих шаблонів, так як сильніше всього ці фільтри реагують на сукупність елементів, схожу на сам фільтр. Наприклад, фільтри згладжування похідних дають сильну реакцію у точках, де похідна досить велика. У цих точках ядро фільтра схоже на той об'єкт, який фільтр і повинен визначати. Дуже часто фільтри, які сильно реагують на задані шаблони, самі мають вигляд цих шаблонів.

2.3 Піраміда зображення

Піраміда зображення – це набір багаторівневих представлень зображення. Як правило, кожний наступний шар піраміди у два рази менший за висотою та шириною, ніж попередній. У комп'ютерному зорі використовуються різні види пірамід для обробки зображень. Наприклад, у гаусовій піраміді кожний шар (рівень) згладжується симетричним гаусовим ядром та підлягає повторній

дискретизації, щоб отримати наступний шар. Піраміди зручніше усього будувати, коли розмір зображення кратний двом. Найкращий, найбільш повний рівень представлення – це початкове зображення, із якого формуються всі наступні рівні. Саме менше зображення верхніх рівнів згладжувати складніше усього.

Сучасний підхід до розв'язання задачі просторового пошуку об'єктів на зображенні – це шукати відповідність фрагментів по більш згладженому та повторно дискретизованому зображенню, а потім удосконалювати його, вивчаючи більш детальні варіанти зображення на низьких рівнях. Наприклад, можна зменшити зображення розміром 1024×1024 аж до 4×4 , підібрати до нього відповідність, а потім розглянути варіант 8×8 (так як уже відома приблизна відповідність, її неважко уточнити), і т.д. Такий метод пошуку конкретних об'єктів дуже ефективний, так як крок у один піксел у версії 4×4 дорівнює крокові у 256 пікселів у версії 1024×1024 .

Прості фільтри для обчислення похідних з метою виділення контурів основані на кінцевих різницях, тому мають сильну реакцію на шум. Один із способів пом'якшення цієї проблеми полягає у тому, щоб згладити зображення, а потім диференціювати його (хоча можна також згладжувати і похідні). Згладжування зображення з послідуочим диференціюванням аналогічне його згортці з похідною ядра згладжування. Це безпосередньо впливає із асоціативних властивостей згортки. Якщо функцією, що застосовується для згладжування, є гаусіан, то для обчислення похідної можна записати наступний вираз

$$\frac{\partial(H_G ** B)}{\partial x} = \left(\frac{\partial H_G}{\partial x}\right) ** B, \quad (2.11)$$

де $**$ – символ згортки.

Це показує, що необхідна тільки згортка із похідною гаусіану, а не згортка із наступним диференціюванням.

Є також практичні сфери застосування уже згладженого шуму. Справа у

тому, що візуально згладжений шум нагадує деяку природну текстуру, тому згладжені шуми часто використовуються у комп'ютерній графіці в якості необмеженого джерела текстур.

Вибір параметра σ гаусіану для оцінки похідної часто називають вибором масштабу згладжування. Реакція фільтра похідної сильно залежить від цього масштабу. Наприклад, при $\sigma = 1$ на фільтрованому зображенні залишаються навіть маленькі деталі, при $\sigma = 3$ щезають більш крупні і т.д. У цілому згладжування при масштабі меншому, ніж ширина заданої лінії, означає, що можна буде розрізнити початок та кінець цієї лінії. Якщо ширина фільтра набагато більша, то лінія згладжується до рівня фону і фільтр на неї вже не реагує. Зрозуміло, що фільтр у цілому треба підбирати під конкретні властивості зображення.

Хоча гаусіан не є єдиною можливим ядром розмивання, він зручний, тому що має ряд важливих особливостей. По-перше, якщо виконати згортку гаусіана із гаусіаном, отримаємо ще один гаусіан

$$H_{G(\sigma_1)} ** H_{G(\sigma_2)} = H_{G(\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2})}, \quad (2.12)$$

Тобто, можна отримати сильніше згладжене зображення, повторно згладжуючи уже згладжене зображення. Ця властивість важлива, так як часто бувають потрібні варіанти зображення із різними степенями згладжування.

Хоча теоретично гаусове ядро має ненульові значення на всій нескінченній області, більшу частину цієї області заповнюють (із-за експоненціальної форми значень гаусіану) дуже малі значення. Для $\sigma = 1$ точки за межами цілочисельної решітки 5×5 з центром у початку координат мають значення менші, ніж $e^{-4} = 0,0184$, а точки за межами цілочисельної решітки 7×7 з центром у початку координат мають значення менші, ніж $e^{-9} = 0,0001234$. Це означає, що вкладом цих точок можна зневажати і представити дискретний гаусіан як невеликий масив (5×5 або 7×7 , в залежності від бажання і відповідно до кілько-

сті бітів, яким описується ядро).

Однак якщо $\sigma = 10$, може знадобитися вже масив 50×50 . Якщо підрахувати необхідну кількість операцій, можна побачити її суттєву величину. Альтернатива – повторна згортка із набагато меншим ядром – значно ефективніша, так як не треба запам'ятовувати проміжні значення пікселів. Це пояснюється тим, що згладжене зображення у деякій мірі вже має надлишок інформації (більшість його пікселів мають немалу частину значень своїх сусідів). Як наслідок, деякими пікселами можна зневажити. Таким чином, маємо досить ефективну стратегію для реалізації суттєвого згладжування: згладжування, підвибірка, згладжування, підвибірка і т.д. У результаті отримаємо зображення, яке містить ту ж саму інформацію, що і сильно згладжене (з великою маскою), але при цьому воно набагато менше, і його значно легше отримати.

Гаусиан має ще одну важливу особливість: якщо вибирати різноманітні ядра згладжування і багатократно застосувати їх до зображення, то результат буде таким же, якщо б зображення згладжували за допомогою деякого гаусиану. Ця властивість теоретично пояснюється центральною граничною теоремою із теорії ймовірностей.

Нарешті, ізотропний (з однаковими дисперсіями) гаусиан можна факторизувати наступним способом

$$\begin{aligned} H_G(x, y, \sigma) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) * \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right); \end{aligned}$$

І в результаті замість нього отримати еквівалент у вигляді добутку двох одновимірних гаусианів. У загальному випадку, функція $f(x, y)$, яка розкладається у вигляді $f(x, y) = f_1(x)f_2(y)$, називається тензорним добутком, а ядра фільтрів, які є тензорними добутками, називають ядрами, що розділяються. Згортка з ядром фільтра еквівалентна згортці з двома одновимірними ядрами – по на-

прямку x та по напрямку y . Ця властивість часто використовується при формуванні різноманітних фільтрів.

Багато з фільтрів можна вигідно апроксимувати сумою ядер. Ця стратегія особливо приваблива тоді, коли треба згорнути зображення із багатьма різноманітними фільтрами. Кожне із ядер фільтрів подають у вигляді тензорного добутку невеликої кількості базових елементів. Так формують зважені суми фільтрів.

Часто гаусіан використовується також у задачах визначення границь об'єктів. Для пошуку значних перепадів треба шукати місця, де друга похідна дорівнює нулеві. Аналогом другої похідної, інваріантним до поворотів, є лапласіан. Лапласіан двовимірної функції $f(x, y)$ – це величина

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}. \quad (2.14)$$

Лапласіан – лінійний оператор, його дія рівносильна згортці зображення з деяким ядром H_{∇^2} . Із асоціативності згортки слідує, що

$$H_{\nabla^2} ** (H_G ** B) = (H_{\nabla^2} ** H_G) ** B = (\nabla^2 H_G) ** B. \quad (2.15)$$

Таким чином, згладжування з наступним застосуванням лапласіану рівнозначне згортці зображення з лапласіаном ядра, що використовувалось при згладжуванні. На цьому засновано один із найпоширеніших і ефективних методів визначення границь. У ньому проводиться згортка зображення з лапласіаном гаусіану і відмічаються точки, у яких ця функція дорівнює нулю – переходи через нуль. Далі треба перевірити, чи дійсно у цих точках градієнт достатньо великий. Вигляд функції лапласіану гаусіану приведено на рис. 5.10.

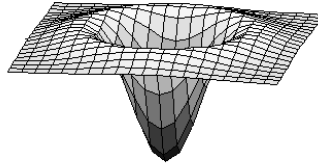


Рисунок. 2.8 – Функція „лапласиан гаусиану”

У детекторах границь на основі градієнтів оцінюється значення градієнту, і ця оцінка використовується для визначення «точок інтересу». Існує також множина спеціальних детекторів у „кутах” об’єкта, у яких шукаються області зображення із значними коливаннями. Існує класифікація фрагментів зображення у залежності від поведінки градієнту. Так матриця

$$H = \sum (\nabla B)(\nabla B)^T = \left\{ \begin{array}{cc} \left(\frac{\partial H_G ** B}{\partial x} \right)^2 & \left(\frac{\partial H_G ** B}{\partial x} \right) \left(\frac{\partial H_G ** B}{\partial y} \right) \\ \left(\frac{\partial H_G ** B}{\partial x} \right) \left(\frac{\partial H_G ** B}{\partial y} \right) & \left(\frac{\partial H_G ** B}{\partial y} \right)^2 \end{array} \right\} \quad (2.16)$$

якісно описує поведінку зображення у вікні. У залежності від власних значень цієї матриці можна, наприклад, приймати рішення про наявність або відсутність таких ознак, як кути, перепади та інші локальні особливості.

Як бачимо, фільтри на основі гаусиану, зважаючи на їх особливі властивості у плані використання та реалізації, знаходять широке застосування у різноманітних задачах комп’ютерного зору.

Дискретна апроксимація лапласиану гаусиану для розміру маски 5×5 має вид:

$$\begin{array}{ccccc} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0. \end{array}$$

Для згладжування використовується гаусіан виду

$$G_{\sigma}(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.17)$$

Розглянемо згортку зображення з гаусовим ядром σ в один піксель. Хоча гаусове ядро має відмінні від нуля значення по всій нескінченній площині, більшу частину заповнюють (із-за експоненціальної форми) дуже малі значення. Для σ в один піксель точки за межами решітки 5×5 з центром у початку координат (таблиця 2.1) мають значення менші, ніж $e^{-4} = 0,0184$, а точки за межами вікна 7×7 (таблиця 2.2) мають значення менші, ніж $e^{-9} = 0,0001234$. Це значить, що вкладом цих точок можна зневажати та представити дискретний гаусіан як невеликий масив (5×5 або 7×7).

Таблиця 2.1 – Дискретизація гаусіану для вікна 5×5 , $\sigma = 1$

0.0029	0.0131	0.0215	0.0131	0.0029
0.0131	0.0585	0.0965	0.0585	0.0131
0.0215	0.0965	0.1592	0.0965	0.0215
0.0131	0.0585	0.0965	0.0585	0.0131
0.0029	0.0131	0.0215	0.0131	0.0029

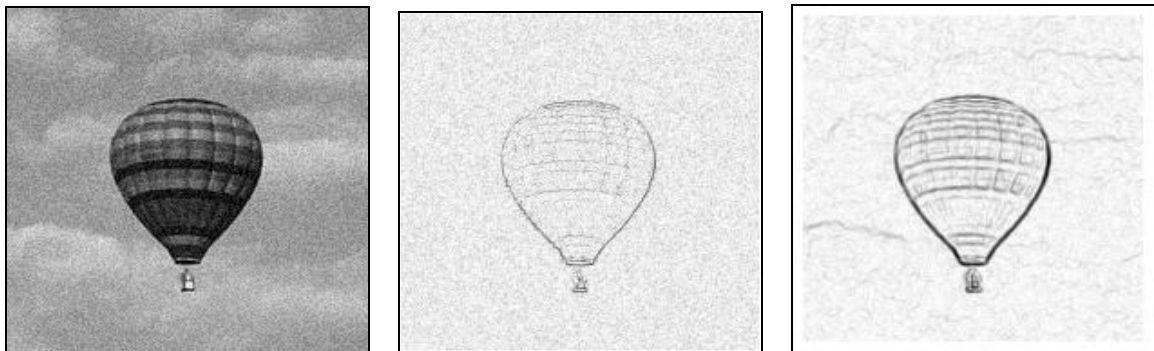
Таблиця 2.2 – Дискретизація гаусіану для вікна 7×7 , $\sigma = 1$

0.0000	0.0002	0.0011	0.0018	0.0011	0.0002	0.0000
0.0002	0.0029	0.0131	0.0215	0.0131	0.0029	0.0002
0.0011	0.0131	0.0585	0.0965	0.0585	0.0131	0.0011
0.0018	0.0215	0.0965	0.1592	0.0965	0.0215	0.0018
0.0011	0.0131	0.0585	0.0965	0.0585	0.0131	0.0011
0.0002	0.0029	0.0131	0.0215	0.0131	0.0029	0.0002
0.0000	0.0002	0.0011	0.0018	0.0011	0.0002	0.0000

Якщо функцією згладжування є гаусиан G , то

$$\frac{\partial(G_\sigma * I)}{\partial x} = \frac{\partial G_\sigma}{\partial x} * I. \quad (2.18)$$

Таким чином, згладжування зображення с послідуочим диференціюванням аналогічне його згортці з похідною ядра згладжування, тобто необхідна тільки згортка з похідною гаусиану, а не згортка з послідуочим диференціюванням. Результат згладжування набагато менше реагує на шум, чим оцінка похідних. Наприклад, на рисунку 5.3 приведенне порівняння обчислення модуля градієнту зображення зі згладжуванням та без нього.



а

б

в

а – зображення; б – градієнт без згладжування; в – градієнт на основі згортки з похідною гаусиану

Рисунок 2.9 – Градієнт зображення

Для обчислення похідної по x виконується згортка з матрицею, обчисленою на основі похідної від гаусиану

$$g_x(x, y) = -x \cdot \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.19)$$

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

3.1 Огляд можливостей OpenCV

OpenCV – це відкрита бібліотека для обробки зображень, що містить загальні числові алгоритми машинного зору з відкритим для користувачів кодом. Загалом бібліотека сприяє забезпеченню загального механізму для програм технічного зору.

Бібліотека має приблизно майже 3000 алгоритмів, спрямованих на вирішення таких завдань: ідентифікація об'єктів та тексту, усунення спотворень, розкриття подібності і форми сутностей, стеження за переміщенням об'єкта, розпізнавання рухів, жестів та багато іншого яке працює в реальному часі.

OpenCV підтримує різноманітні мови, деякі з них: C++, Python та Java. Перша реліз версія бібліотеки вийшла 17 років тому – в червні 2000 року. Спочатку розроблявся корпорацією Intel, а пізніше підтримувався дослідною лабораторією робототехніки «Willow Garage». Нині, завдяки BSD ліцензії, є можливість застосовувати код OpenCV в комерційних цілях і дослідницьких цілях.

У бібліотеці OpenCV реалізовані наступні детектори: FAST, STAR, SIFT, SURF, ORB, MSER, GoodFeaturesToTrack, Harris, Dense, Simple blob .

3.2 Обґрунтування вибору середовища програмної реалізації

У рамках атестаційної роботи був розроблений алгоритм для фільтрації зображень за допомогою високочастотних фільтрів. Для реалізації було обране середовище IntelliJ Idea

Операційна система Windows надає розроблювачам додатків потужні засоби Інтерфейсу Графічних Пристроїв GDI (Graphics Device Interface) для побудови графічних зображень незалежно від типу використовуваного пристрою висновку. На жаль, GDI обтяжує програмістів безліччю додаткових дій (зокрема, по керуванню системними ресурсами), які відволікають розроблювача від його ос-

новного завдання – створення графіки.

OpenCV (від англ. Open Source Computer Vision Library) - це бібліотека алгоритмів комп'ютерного зору з відкритим вихідним кодом. Бібліотека розповсюджується за ліцензією BSD, отже, вона може вільно використовуватися в академічних і комерційних цілях. За довгий час свого існування бібліотека придбала велику аудиторію користувачів і на сьогоднішній день OpenCV є стандартом в області комп'ютерного зору. Бібліотека написана на мовах C / C ++, має прив'язки до мов Python, Java, Matlab і ін. В цій книзі ми розглянемо прив'язку OpenCV до мови програмування Java SE (SE, Standard Edition) стосовно до операційної системи Windows. Що ж таке комп'ютерний зір? Комп'ютерне зір - це теорія і технологія отримання інформації з зображень. Причому зображення може бути як окремою фотографією, так і послідовністю кадрів відео, отриманої з відеофайлу або з відеокамери (наприклад, з камери зовнішнього спостереження, з веб-камери або зі стереокамери) в режимі реального часу. Типовими завданнями комп'ютерного зору є виявлення, відстеження і класифікація об'єктів. Мета виявлення - знайти на зображенні об'єкт. Для цього ми можемо використовувати кордону (контури), особливі точки (наприклад, кути), інформацію про колір і т. Д. Відстеження застосовується в роботі з камерами зовнішнього спостереження. При цьому також можна скористатися контурами, особливими точками та інформацією про колір, а можна і відняти фон з поточного кадру (за умови, що камера статична). Щоб виконати класифікацію, потрібно розпізнати виявлений об'єкт. Для розпізнавання можна виконати попіксельне порівняння з шаблоном, порівняти контури або особливі точки, здійснити пошук по навченому класифікатором (наприклад, за допомогою каскадів Хаара) і ін. Останнім часом для розпізнавання об'єктів все частіше використовуються глибокі згорткові нейронні мережі. Підтримка таких мереж була додана в OpenCV в версії 3.3.0.

За допомогою функцій бібліотеки OpenCV, було знайдено контури об'єктів, з яких було обчислено моменти зображення. Функція з пакету `Imgproc.moments()` дозволяє нам отримати різноманітні види моментів, які не-

обхідні для подальшої роботи – просторові, центральні, нормалізовані центральні – m , m_i , n_i відповідно. Бібліотека також поставляє засоби для виведення результатів обробки за допомогою функцій *circle()* та *rectangle()*, до яких необхідно передати обчислену отриману інформацію.

Перетворення зображення у відтінки сірого.

```
int width = img.getWidth();
int height = img.getHeight();
//convert to grayscale
for(int y = 0; y < height; y++){
    for(int x = 0; x < width; x++){
        int p = img.getRGB(x,y);

        int a = (p>>24)&0xff;
        int r = (p>>16)&0xff;
        int g = (p>>8)&0xff;
        int b = p&0xff;
        int avg = (r+g+b)/3;
        p = (a<<24) | (avg<<16) | (avg<<8) | avg;
        img.setRGB(x, y, p);
    }
}
```

Рисунок 3.1 – Перетворення зображення у відтінки сірого.

Відтінки сірого (градації сірого, шкала сірого кольору, англ. Grayscale) - колірний режим зображень, які відображаються у відтінках сірого кольору, розміщені у вигляді таблиці в якості еталонів яскравості білого кольору. Найчастіше використовують ступеневу зображення рівномірного ряду оптичної щільності нейтрально-сірих полів. Широко застосовується в кольорознавства і колористиці, для оцінки і вимірів якості тонопередачі при фотографічній зйомці, скануванні, при копіювальних і друкованих процесах (поліграфія).

Знаходження контурів об'єктів.

```
Mat edges = new Mat();
Imgproc.Canny(grey, edges, threshold1: 80, threshold2: 200);
Mat edgesClone = edges.clone();
ArrayList<MatOfPoint> countours = new ArrayList<MatOfPoint>();
Imgproc.findContours(edgesClone, countours, new Mat(), Imgproc.RETR_EXTERNAL, Imgproc.CHAIN_APPROX_SIMPLE);
```

Рисунок 3.2 – Знаходження контурів зображення.

Виявлення контурів (англ. edge detection) — це назва набору математичних методів, спрямованих на виявлення точок цифрового зображення, в яких яскравість зображення змінюється різко, або, формальніше, має розриви. Точки, в яких яскравість зображення змінюється різко, зазвичай утворюють набір відрізків кривих ліній, що називаються контурами (англ. edge). Аналогічна задача знаходження розривів в одномірних сигналах відома як виявлення сходинок, а задача знаходження розривів сигналу в часі відома як виявлення змін. Виявлення контурів є основним інструментом в обробці зображень, машинному зорі та комп'ютерному зорі, особливо в областях виявлення ознак та виділення ознак.

Метою виявлення різких змін яскравості зображення є фіксування важливих подій та змін у властивостях світу. Може бути показано, що за досить загальних припущень стосовно моделі формування зображення, розриви яскравості зображення, ймовірно, відповідають:

- розривам в глибині;
- розривам в орієнтації поверхні;
- змінам у властивостях матеріалу ;
- відхиленням в освітленні сцени.

В ідеальному випадку, результатом застосування до зображення детектора контурів може бути набір з'єднаних кривих, що позначають межі об'єктів, межі забарвлення поверхонь, а також усі криві, що відповідають розривам в орієнтації поверхонь. Таким чином, застосування алгоритму виявлення контурів до зображення може значно зменшувати кількість даних, що підлягають обробці, відфільтровуючи інформацію, яка може розглядатися як менш значуща, але зберігаючи важливі структурні властивості зображення. Якщо крок виявлення контурів є успішним, то подальшу задачу інтерпретування інформаційного вмісту первісного зображення може бути істотно спрощено. Проте не завжди можливо отримувати такі ідеальні контури в картинах реального світу середньої складності.

Контури, виділені з нетривіальних зображень, часто пошкоджено фрагментацією, що означає, що криві контурів не є з'єднаними, відсутні відрізки контурів, а також є хибні контури, що не відповідають досліджуваному явищу в зображенні — ускладнюючи таким чином подальшу задачу інтерпретування даних зображення.

Виявлення контурів є одним з основних кроків в обробці зображень, аналізі зображень, розпізнаванню образів у зображеннях, та в методиках комп'ютерного бачення.

Використання методу Гаусового фільтру.

```

Mat modifiedMat = new Mat();
Imgproc.GaussianBlur(sourceMat, modifiedMat, new Size( width: 3, height: 3), sigmaX: 0);
BufferedImage modifiedImage = Mat2BufferedImage(modifiedMat);
Image result = modifiedImage;
showImage(sourceImage, frameName: "Исходное изображение");
showImage(result, frameName: "Первая операция сглаживания");
Imgproc.GaussianBlur(modifiedMat, modifiedMat, new Size( width: 3, height: 3), sigmaX: 0);
BufferedImage modifiedImage2 = Mat2BufferedImage(modifiedMat);
Image result3 = modifiedImage2;
showImage(result3, frameName: "Вторая операция сглаживания");

```

Рисунок 3.3 – Використання методу Гаусового фільтру

```

Mat pyrMat = new Mat();
Imgproc.pyrDown(sourceMat, pyrMat, new Size( width: sourceMat.width() / 2, height: sourceMat.height() / 2));
BufferedImage pyrDownImage = Mat2BufferedImage(pyrMat);
Image down = pyrDownImage;
showImage(down, frameName: "Pyramid Down Method");

Mat pyrMat2 = new Mat();
Imgproc.pyrUp(sourceMat, pyrMat2, new Size( width: sourceMat.width() * 2, height: sourceMat.height() * 2));
BufferedImage pyrUpImage = Mat2BufferedImage(pyrMat2);
Image up = pyrUpImage;
showImage(up, frameName: "Pyramid Up Method");

```

Рисунок 3.4 – Моделювання створення гаусової піраміди

Гаусів фільтр має ядро нескінченного розміру. Однак значення ядра фільтра дуже швидко убуває до нуля при видаленні від точки $(0, 0)$, і тому на практиці можна обмежитися згорткою з вікном невеликого розміру навколо $(0, 0)$, наприклад, взявши радіус вікна рівним $12\ 3\sigma$. Гаусова фільтрація також є згладжуючою. Однак, на відміну від прямокутного фільтра, зображенням точки при

гаусом фільтрації буде симетрична розмита пляма, з спадання яскравості від середини до країв. Ступінь розмиття зображення визначаються параметром σ .

Фільтр Гаусса зазвичай використовується в цифровому вигляді для обробки двовимірних сигналів з метою зниження рівня шуму. Візуально даних ефект являє собою легке розмиття, як при спостереженні через каламутне скло. Варто відзначити досить обмежену швидкість фільтра Гаусса при реалізації за допомогою явного методу, особливо помітну на великих обсягах даних

Піраміда зображення – це набір багаторівневих представлень зображення. Як правило, кожний наступний шар піраміди у два рази менший за висотою та шириною, ніж попередній. У комп'ютерному зорі використовуються різні види пірамід для обробки зображень. Наприклад, у гаусовій піраміді кожний шар (рівень) згладжується симетричним гаусовим ядром та підлягає повторній дискретизації, щоб отримати наступний шар. Піраміди зручніше усього будувати, коли розмір зображення кратний двом. Найкращий, найбільш повний рівень представлення – це початкове зображення, із якого формуються всі наступні рівні. Саме менше зображення верхніх рівнів згладжувати складніше усього.

Гаусові піраміди дуже ефективні, так як вони дають можливість отримувати та аналізувати представлення різних типів структури зображення. Розглянемо деякі приклади застосування пірамід.

Наприклад, багато об'єктів можна представити, як маленькі моделі зображень. У задачах розпізнавання людських облич при грубому представленні на високих рівнях піраміди всі людські обличчя будуть схожі одне на одного, і цей момент може бути використано для розпізнавання довільних облич. Аналогічно можна шукати об'єкти типу „пляма” (навіть із заданою формою), а потім на більш низьких рівнях піраміди виявити остаточно, що це за об'єкти, які на високих рівнях схожі на пляму.

4 РЕЗУЛЬТАТИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ

Для використання можливостей, запропонованих програмою, завантажуюмо зображення.

Програма надає можливості виконувати найпростіші перетворення над зображенням – змінювати його колір на сірий, визначати на зображенні центр тяжіння, геометричний, оптичний центри, нормалізувати перетворення зміщення, проводити розпізнавання зображень шляхом попередньої нормалізації.

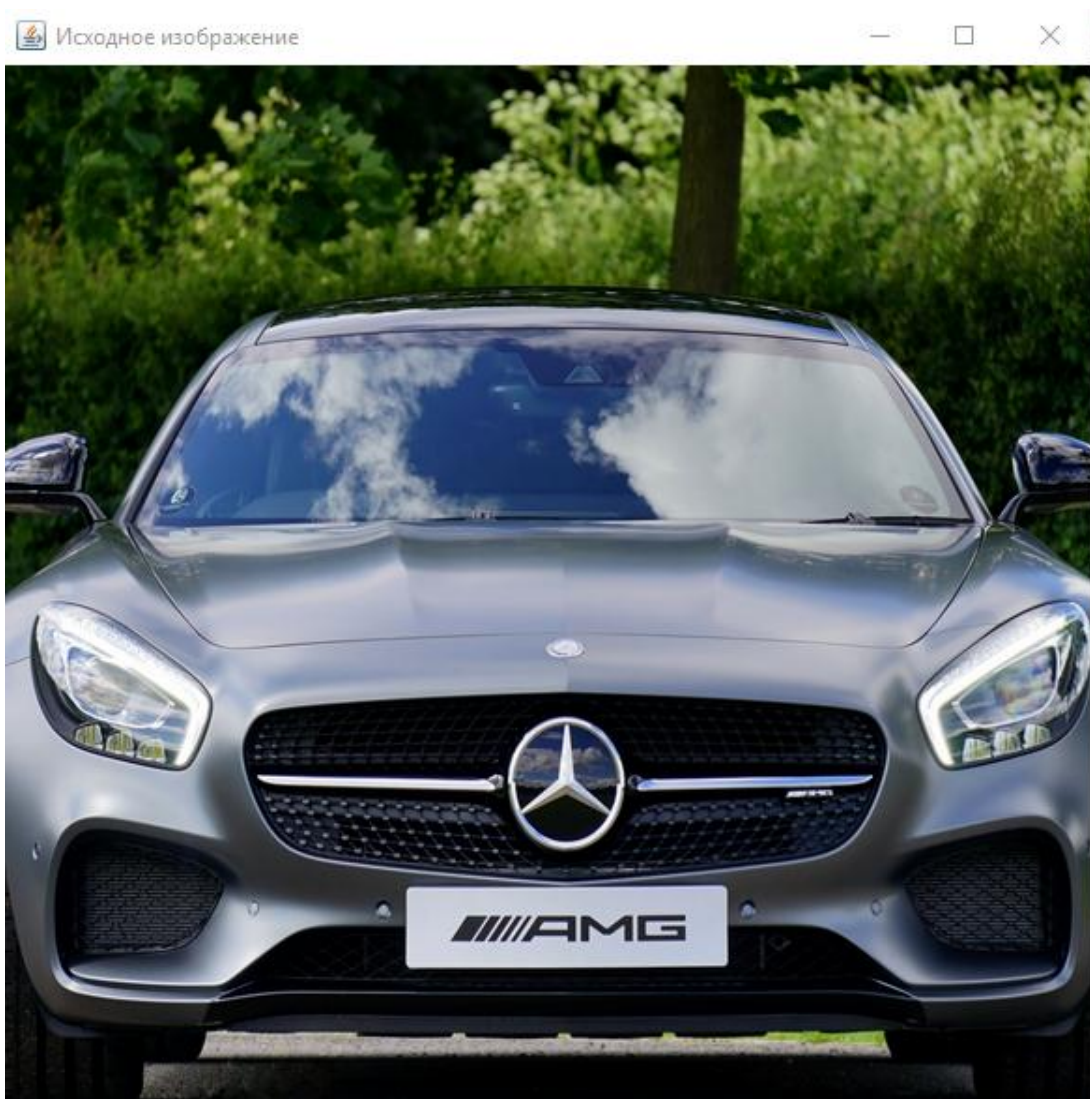


Рисунок 4.1 – Вхідне зображення

Користувач завантажує вихідне зображення в програму. Після чого зображення буде готове до роботи.

Після натискання на кнопку "To Gray" кольорове зображення буде змінено на чорне-біле. Результат ви зможете побачити на рис. 4.2.

Ми бачимо як кольорове зображення перетворилось на сіре. Після перетворення кольорового зображення в сіре, нам буде вже легше робити інші перетворення і операції над зображенням

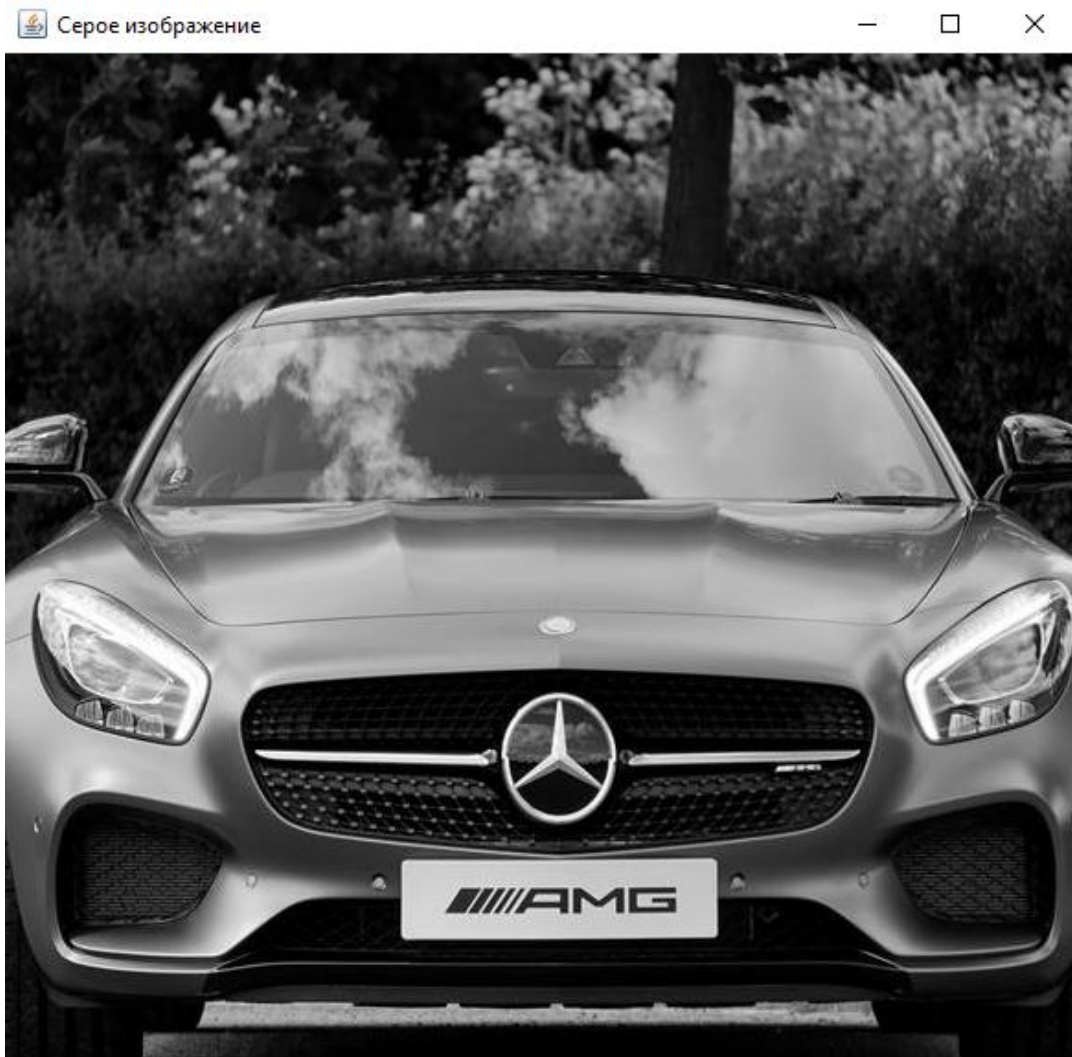


Рисунок 4.2 – Перетворене сіре зображення.

Фільтр розмиття по Гауса (gaussian blur) досить часто застосовується сам по собі або як частина інших алгоритмів обробки зображень. Далі буде описаний метод, що дозволяє отримувати розмиття зі швидкістю, що не залежить від радіусу розмиття, використовуючи фільтри з нескінченною імпульсною характеристикою.

Перше прискорення дає властивість сепарабельном гауссова розмиття. Тобто, можна провести фільтрацію по осі x для кожного рядка, отримане зображення відфільтрувати по y по кожному колонку і отримати той же результат зі складністю $O(r)$ операцій на піксель. Це властивість ми теж будемо використовувати, тому далі всі міркування будуть для одновимірного випадку, де потрібно отримати $y(n)$ маючи $x(n)$.

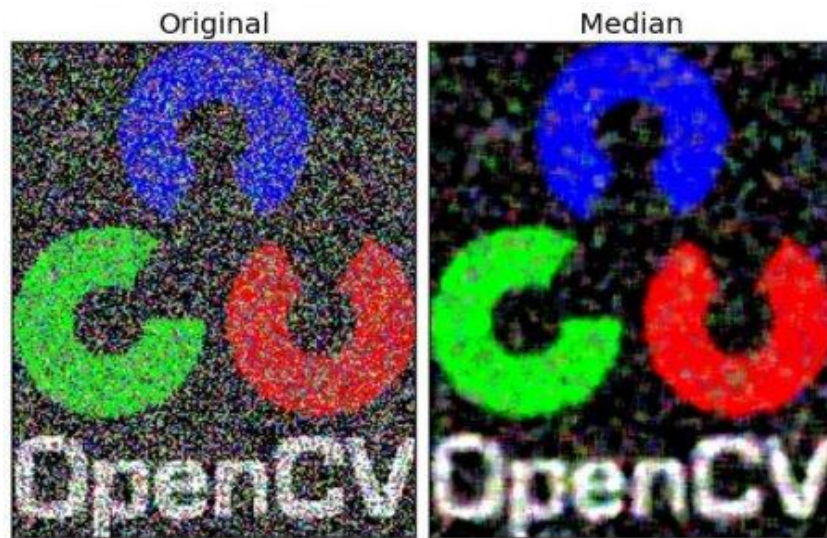
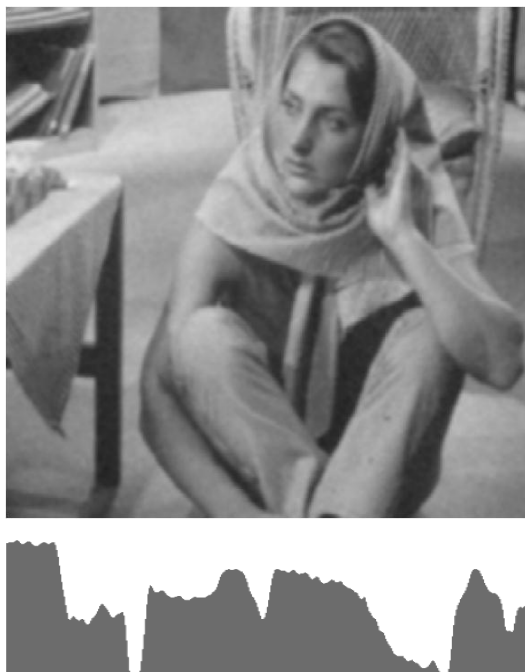


Рисунок 4.3 – Результат роботи програми.



а)



б)

Рисунок 4.4 – Результати обробки гаусіаном з апертурою 9×9 зображень

Під час виконання даної роботи було використано функції бібліотеки OpenCV для реалізації застосування гаусових фільтрів та створення піраміди Гауса – *GaussianBlur()* та *Imgproc.pyrDown()*, *Imgproc.pyrUp*. Сенс фільтру полягає у знаходженні середнього значення для групи пікселів, відносно обраного центра. Засоби бібліотеки OpenCV дозволяють самостійно обрати розмір матриці згортки – у даній роботі було обрано згортку 3x3. Під час виконання лабораторної роботи було виконано послідовне застосування фільтру гауса, та було виявлено, що доцільно видимий результат має сенс тільки при 2-3х використаннях – подальше накладання фільтру починає сильно спотворювати зображення та значно погіршувати його якість.

5 АНАЛІЗ МОЖЛИВИХ ЗАСТОСУВАНЬ

Всебічне впровадження цифрової техніки зумовлює активний розвиток цифрових методів обробки сигналів. Підсилює цей процес інтеграція сучасних комп'ютерних та телекомунікаційних технологій. Особливого розвитку в умовах сьогодення набувають методи цифрової обробки зображень, оскільки вони становлять значну частину загального трафіку мультисервісних мереж. Вирішення наукових та інженерних завдань під час роботи з візуальними даними вимагає особливих зусиль, спираючись на знання специфічних методів. Доцільним та актуальним науково-практичним завданням є діяльність, що пов'язана з удосконаленням сучасних та розробкою нових методів цифрової обробки зображень.

Дана робота є одним з способів фільтрації шуму на зображенні. Вона може бути використана як основа для подальших досліджень у цій сфері.

Цікавим напрямком подальших досліджень є вивчення питання а про очищення зображень від шуму в конкретних областях: медичній діагностиці, біології, обробка супутникових знімків, археологічні дослідження і т. д.

ВИСНОВКИ

У рамках атестаційної роботи був розроблений і реалізований метод покращення зображень за допомогою перетворення зображення у відтінки сірого та, за допомогою засобів бібліотеки OpenCV, знайдено просторові моменти, центральні моменти зображення, нормалізовані моменти зображення. За допомогою використання інваріантних моментів зображення було поділено на зони, відмічені прямокутниками, також виконано перетворення зображення з метою зменшення рівня шуму на зображенні. Було реалізовано застосування методу Гаусового фільтру та змодельовано створення гаусової піраміди, де кожний шар (рівень) згладжується симетричним гаусовим ядром та підлягає повторній дискретизації, щоб отримати наступний шар.

Після дослідження застосування методів фільтрації шуму та обробка зображення в рамках даної дипломної роботи: розібрали методи фільтрації; розібрали типи зображень; розробили програмну реалізацію для фільтрації шуму на зображеннях та обробки зображення. В роботі досліджено питання про застосування згладжуючих фільтрів для очищення від шуму зображень у відтінках сірого.

Результати моделювання показали, що для поліпшення зображень, які зашумлені, краще застосовувати фільтр Гауса розмірністю 5×5 .

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Путятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике : Харків : ХНУРЕ, 1990. 320 с.
2. Анисимов Б.В. Распознавание и цифровая обработка изображений : Высшая школа, 1983. 294 с.
3. Путятін Є.П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору : Харків : Компанія СМІТ, 2006. 236 с.
4. Putyatin E., Matat E. Information systems technology. Image processing and pattern recognition : Kharkiv : National University of Radio Electronics, 2003. 105 p.
5. Горелик А.Л., Гуревич И.Б., Скрипкин В.А. Современное состояние проблем распознавания: некоторые аспекты : Москва : Радио и связь, 1985. 161 с.
6. Schalkoff R.J. Digital image processing and computer vision : New York/Willy, 1989. 489 p.
7. Sonka M., Boyle R., Hlavac V., Image processing, analysis and machine vision : USA, California: Cole Publishing Company, 1999. 770 p.
8. Шлезингер М. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию : Киев : Наукова думка, 2004. 535 с.
9. Путятін Є.П. Розпізнавання образів : Харків : ХНУРЕ, 2009. 26 с.
10. Каганов В.И. Радиотехника компьютер Mathcad : Москва : Горячая линия - Телеком, 2001. 416 с.
11. Иванов В.А. Математические основы теории автоматического регулирования. Учеб. пособие для вузов. : Под ред. Чемоданова Б.К. Москва : Высшая школа, 1971. 808 с.
12. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. : Санкт-Петербург : Питер, 2003. 604 с.
13. Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: технология, методы, применение : Минск : Амалфея, 2000. 304с.
14. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений : Москва :

Техносфера, 2005. 1072с.

15. Сойфер В.А. Методы компьютерной обработки изображений : Москва : ФИЗМАТЛИТ, 2003. 784с.

16. Прэтт У. Цифровая обработка изображений : Москва : Ин-т техн. киб., 1997. 263с

17 Bovik A1. Handbook of image and video processing : Texas : Elsevier, 2005. 1372 p

18. Прэтт У. Цифровая обработка изображений : Москва : Мир, 1982. 790 с.