

Т.Б. Мартинюк, Г.Л. Лисенко, Я.Г. Скорюкова

**КОРЕЛЯЦІЯ, ФІЛЬТРАЦІЯ ТА
СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ**



Міністерство освіти та науки України
Вінницький національний технічний університет

Т.Б. Мартинюк, Г.Л.Лисенко, Я.Г.Скорюкова

Кореляція, фільтрація та сегментація зображень

Затверджено Вченою радою Вінницького національного технічного університету як лабораторний практикум для студентів спеціальності „Лазерна та оптоелектронна техніка”. Протокол № 8 від 31 березня 2005р.

Рецензенти:

А.М. Петух, доктор технічних наук, професор
В.А. Луїсецький, доктор технічних наук, професор
Л.І. Тимченко, доктор технічних наук, професор

Рекомендовано до видання Вченою радою Вінницького національного технічного університету Міністерства освіти та науки України.

Мартинюк Т.Б., Лисенко Г.Л., Скорюкова Я.Г.

М 29 Кореляція, фільтрація та сегментація зображень. Лабораторний практикум. – Вінниця: ВНТУ, 2006. – 80 с.

У лабораторному практикумі наведено теоретичні відомості щодо основних положень та особливостей таких базових процедур оброблення, аналізу та розпізнавання зображень, як кореляція, фільтрація та сегментація. Лабораторний практикум стане у нагоді студентам спеціальності „Лазерна та оптоелектронна техніка” як при самостійній роботі, так і при виконанні курсових і дипломних проектів.

УДК 681.3

Зміст

Перелік скорочень.....	5
Вступ.....	6
Загальні теоретичні відомості.....	8
1. Задачі комп'ютерного моделювання.....	8
2. Алгоритми цифрового оброблення зображень.....	9
3. Основні принципи реалізації кореляційного оброблення зображень.....	10
Лабораторна робота №1. Кореляційне оброблення бінарних зображень з розгорткою еталонного зображення по спіралі.....	13
Теоретичні відомості.....	13
Зміст завдання.....	15
Порядок виконання роботи.....	17
Оформлення звіту.....	17
Контрольні питання.....	17
Лабораторна робота №2. Кореляційне оброблення бінарних зображень з розгорткою еталонного зображення по рядках.....	18
Теоретичні відомості.....	18
Зміст завдання.....	20
Порядок виконання роботи.....	20
Оформлення звіту.....	20
Контрольні питання.....	21
Лабораторна робота №3. Кореляційне оброблення бінарних зображень з тороїдальною топологією зв'язків у матриці коефіцієнтів кореляції.....	22
Теоретичні відомості.....	22
Зміст завдання.....	26
Порядок виконання роботи.....	26
Оформлення звіту.....	26
Контрольні питання.....	27
Лабораторна робота №4. Низькорівневі методи фільтрації для згладжування шумів.....	28
Теоретичні відомості.....	28
Зміст завдання.....	36
Порядок виконання роботи.....	37
Оформлення звіту.....	37
Контрольні питання.....	37

Лабораторна робота №5. Багаторівневі методи фільтрації для згладжування шумів.....	38
Теоретичні відомості.....	38
Зміст завдання.....	47
Порядок виконання роботи.....	47
Оформлення звіту.....	47
Контрольні питання.....	48
Лабораторна робота №6. Медіанна фільтрація зображень.....	49
Теоретичні відомості.....	49
Зміст завдання.....	54
Порядок виконання роботи.....	55
Оформлення звіту.....	56
Контрольні питання.....	57
Лабораторна робота №7. Сегментація зображень за методом просторового диференціювання.....	58
Теоретичні відомості.....	58
Зміст завдання.....	63
Порядок виконання роботи.....	63
Оформлення звіту.....	63
Контрольні питання.....	63
Лабораторна робота №8. Сегментація зображень за методом порогового обмеження за яскравістю.....	64
Теоретичні відомості.....	64
Зміст завдання.....	67
Порядок виконання роботи.....	67
Оформлення звіту.....	67
Контрольні питання.....	67
Лабораторна робота №9. Вибір критерію оцінювання адекватності методу сегментації та його аналіз.....	68
Теоретичні відомості.....	68
Зміст завдання.....	71
Порядок виконання роботи.....	71
Оформлення звіту.....	71
Контрольні питання.....	72
Література.....	73
Додатки.....	75

Перелік скорочень

АКФ – автокореляційна функція
ВВЛ – вертикально випромінюючий лазер
ВКФ – взаємнокореляційна функція
ЕЗ – еталонне зображення
ЕОМ – електронна обчислювальна машина
ІС – інтегральна схема
КК – коефіцієнт кореляції
НВІС – надвелика інтегральна схема
НКВЗ – нормована квадратична відстань зображень
НКПС – нормована квадратична помилка сегментації
НСКПС – нормована середньоквадратична помилка сегментації
ПЗ – поточне зображення
ОЕІС – оптоелектронна інтегральна схема

Цифрове оброблення зображень набуває в наш час великого значення в багатьох областях діяльності людини. Зображення є об'єктом дослідження чи його результатом у космонавтиці, астрономії, біології, медицині, фізиці, геології, криміналістиці, дефектоскопії тощо. Зображення одержують не тільки в діапазоні частот електромагнітного випромінювання, що відповідає видимому світлу, але й в акустичному, інфрачервоному, ультразвуковому, ультрафіолетовому діапазонах частот, рентгенівських та гамма-променів. Засоби їхнього формування та реєстрації відрізняються великою розмаїтістю (фото- та кіноапаратура, оптико-механічні та оптико-електронні сканери, радіолокаційні та лазерні пристрої).

Техніка передачі зображень досягла в наш час високого рівня. Для передачі зображень використовуються оптичний, провідний, радіо та інші види зв'язку. Теоретично й експериментально доведена можливість високоякісної передачі відеоінформації на відстані у кілька десятків і навіть сотень мільйонів кілометрів. Технічно здійсненою є в наш час і задача створення глобальної системи зв'язку для передачі зображень.

Величезні обсяги відеоінформації разом із природним бажанням отримати з неї якнайбільше корисної інформації ведуть до необхідності автоматизації процесів оброблення. Для цього застосовуються оптико-механічні, оптико-електронні, телевізійні й аналогові обчислювальні системи. Особлива роль у техніці обробки зображень належить ЕОМ, що має у своєму складі пристрої введення, виведення та відображення зорової інформації, а отже забезпечує достатню швидкість та значний об'єм пам'яті.

Застосування ЕОМ для оброблення зображень дозволяє у відносно короткий термін та з меншими витратами у порівнянні з експериментальним макетуванням моделювати будь-які методи оброблення, включаючи ідеальні або такі, які при сучасному стані техніки не можуть бути реалізовані. При цьому забезпечуються точність, надійність, практично абсолютна відтворюваність результатів, можливість контролю процесу оброблення на будь-якій проміжній стадії, гнучкість у відношенні типу та характеру розв'язуваних задач і широкий фронт робіт. От чому моделювання будь-якого методу оброблення відеоінформації на ЕОМ, як правило, передусім виготовлення експериментального макета.

Метою даного лабораторного практикуму є ознайомлення студентів з основними положеннями оброблення, аналізу та розпізнавання зображень, особливостями кореляції, фільтрації та сегментації двовимірних масивів даних, також навчання їх навичкам складання програм для вирішення поставлених задач, аналізу отриманих результатів, практичного застосування мов програмування та прикладних пакетів програм.

Наведені у лабораторному практикумі теоретичні відомості можуть бути використані студентами, магістрами, аспірантами відповідних спеціальностей.

К.т.н., доц. Мартинюк Т.Б. підготувала вступ і загальні теоретичні відомості (разом з Громадським М.І. і Мялківською І.В.), лабораторні роботи №1-3; к.т.н., доц. Лисенко Г.Л. підготував лабораторні роботи №4-6 (разом з Рейдою О.М. і Гринчишиним Р.М.); к.т.н., ст.викл. Скорюкова Я.Г. підготувала лабораторні роботи №7-9. Варіанти до лабораторних робіт №4-6 склала Мялківська І.В. Комп'ютерний набір виконали Беспалов Д.С. та Мялківська І.В.

Загальні теоретичні відомості

1 Задачі комп'ютерного моделювання

ЕОМ успішно застосовуються в наш час для рішення багатьох задач формування, реєстрації, передачі, оброблення та розпізнавання зображень. До них можна віднести такі задачі [1-3].

Ефективне кодування зображень необхідне для продуктивного використання пропускної здатності каналу зв'язку чи об'єму пам'яті для збереження відеоінформації. Застосовується кодування за допомогою виділення контурів чи спеціальних перетворень зображень, статистичне та психовізуальне кодування, що використовує, крім усього іншого, і внутрішньокадрову чи міжкадрову надмірну інформацію, яка міститься в зображеннях. Психовізуальне кодування – кодування зображення в процесі його просторової дискретизації та дискретизації яскравості, що виконується з урахуванням властивостей людського зору [1,2].

Відновлення спотворених зображень, а також поліпшення їхньої візуальної якості полягає в його перетворенні, такому, що є зворотним перетворенню, яке викликало спотворення. Відповідні алгоритми відновлення дозволяють компенсувати спотворення, зумовлені рефракцією та турбулентністю атмосфери, аберациями та дисторсією оптики, нелінійними спотвореннями та залишковими зображеннями відиконних камер, кінцевим часом розгортки та рухом об'єктів зйомки, деформацією фотоматеріалу та перешкодами і т.д.[3-5]. При цьому, як правило, спотворювальні фактори замінюються їхніми математичними моделями або використовуються результати спеціальних калібрувань. Поліпшення візуальної якості зображень викликає полегшення їх сприйняття та аналізу людиною. З цієї метою використовують нанесення на зображення спеціального графічного навантаження, підкреслення вищих просторових частот, використання псевдокольорів, нелінійні перетворення шкали яскравості і т.п.[5-7].

Моделювання систем передачі зображень проводиться з метою дослідження різних методів скорочення смуги телевізійного сигналу чи передачі відеосигналу по каналу з перешкодами. При цьому ЕОМ виконують роль кодуючої та декодуючої апаратури та каналу зв'язку, а найбільш використовуваними операціями є розфокусування попередньо дискретизованого вхідного зображення, обчислення приросту яскравості сусідніх його елементів, квантування, додавання шуму із заданими властивостями, синтез вихідного зображення та його візуальне порівняння з вхідним [6,8,9].

Автоматизація процесу підготовки виробництва в машинобудуванні, виготовлення карт за аерокосмічними знімками,

синтез навчальних фільмів та мультиплікацій і т.д. пов'язані зі значним розвитком в останні роки методів машинної графіки, що дозволяють синтезувати машинобудівні креслення, вивчати поведження конструкцій під навантаженням і т.п. Одержання знімків у заданих картографічних проєкціях зводиться до геометричних перетворень зображень, у процесі яких напівтоновий вміст останніх не змінюється. При цьому виникає необхідність у розробці ефективних методів оптимізації щодо витрат часу на процеси оброблення величезних масивів інформації. Використання ЕОМ для синтезу мультфільмів дає можливість істотно скоротити обсяг ручної роботи з їх малювання, використовуючи методи машинної інтерполяції сюжетів [6,8-11].

Автоматичне читання тексту, дешифрування аерокосмічних знімків, діагностика захворювань тощо [5-9] – це приклади задач, що відносяться до проблеми розпізнавання образів. Особливий інтерес до цих задач пов'язаний з можливостями кращого розуміння процесів оброблення інформації в живих системах, створення більш ефективних систем "людина-машина", а також автоматичних систем, що дозволяють людині швидше, точніше, надійніше та економічніше вирішувати різні задачі оброблення візуальної інформації.

2 Алгоритми цифрового оброблення зображень

В наш час цифрове оброблення сигналів та зображень займає центральне місце з усіх видів оброблення. Це обумовлено такими факторами, як висока швидкість оброблення сигналів та зображень у цифровому вигляді, великий ступінь точності, дуже зручна для оброблення форма подання інформації та ін. Її використовують усюди, включаючи радіолокацію, сейсмографію, зв'язок, радіоастрономію, медичну електроніку [8-13].

Цифрове оброблення сигналів та зображень охоплює широкий діапазон математичних та алгоритмічних методів. Але у більшості задач обробки сигналів та зображень переважають методи перетворень, фільтрації на основі згортки та кореляції, а також базові методи лінійної алгебри. Серед обробки зображень можна виділити такі алгоритми [4,11,14,15]:

а) відтворення: зворотний фільтр, вінеровський фільтр, обмежений фільтр найменших квадратів, псевдозворотний фільтр на основі сингулярного розкладу і т.п.;

б) реконструкція: перетворення Радона, метод зворотних проєкцій, інтерполяція, регуляризована оптимізація, псевдозворотний фільтр, оптимізація з обмеженнями, методи алгебраїчної реконструкції і т.п.;

в) покращення якості та згладжування: гістограмне перетворення, ітераційне підвищення якості та заглушення шумів, гістерезисне

згладжування, медіанна фільтрація, анізотропна фільтрація, згладжування зі збереженням переходів яскравості та ліній і т.п.;

г) знаходження переходів яскравості та ліній: різницеве знаходження переходів (лапласіан, оператори Робертса, Собеля, Прюїта), на основі порівняння з шаблонами (Прюїт, Кірш, Робінсон), перетворення Хафа, метод евристичного пошуку, оператор Хеккеля, ітераційний метод і т.п.;

д) текстурний аналіз: матриця сумісної зустрічності, різницеві статистики, локальний екстремум, код довжини серій, авторегресивна модель, автокореляція, Фур'є-аналіз, знаходження переходів яскравості на текстурі, згладжування зі збереженням переходів яскравості і т.п.;

е) сегментація області: евристичний метод, метод ітераційного об'єднання, ітераційний пороговий метод, метод розчеплення-злиття з'єднань і т.п.;

ж) геометричні операції: операції над з'єднувальними компонентами (помітки, послідовна нумерація міток, додавання або виключення), виділення контурів, опис контурів (ланцюговий код, фронт, кривизна, Фур'є-опис), властивості форми (початкова точка, центроїд, вписаний чотирикутник, площа, периметр, діаметр, протяжність, моменти, Фур'є-опис), розтяг та стиск, уточнення ліній, проріджування, перетворення відстані і виділення остова, перетин, проєкція, геометричне спотворення і т.п.;

з) інші операції: фундаментальні статистики, побудова гістограм, розділення за порогом, лінійні фільтри, табличні перетворення тонових зображень (нормалізація, зсув і т.п.), транспонування, афінне перетворення (з лінійною інтерполяцією, без інтерполяції), зміна ознаки, релаксаційне перекавантування з проставленням міток, заміщення і копіювання.

3 Основні принципи двовимірного кореляційного оброблення зображень

Оброблення зображень у реальному часі потребує потужних паралельних обчислювальних засобів. У процесі кореляційного порівняння еталонного і досліджуваного зображень, що є основою найбільш поширеної операції аналізу зображень, необхідно визначити координати, в яких величина відповідності має найкращі характеристики. Для цих цілей найбільш придатними є матричні структури, тому що вони природним чином відповідають природі двовимірних зображень [4,5,13,15].

В наш час на основі оптичної та оптоелектронної елементної бази найбільше поширення одержали два типи систем оброблення оптичних зображень, що містять також засоби кореляційного оброблення: оптичні аналогові процесори та оптоелектронні цифрові процесори [15-18]. Для цих

процесорів характерним є використання оптичного двовимірного просторового сигналу в якості носія інформації, що дозволяє досягти високого рівня паралелізму перетворення двовимірного масиву даних. Одним з чинників, що стримують реалізацію оптоелектронних цифрових процесорів, є відсутність конкретних розробок двовимірного масиву оптичних і оптико-електронних логічних елементів, що виконують паралельно функціонально повний набір логічних операцій над парою двовимірних масивів булевих операндів (бінарних просторово-дискретизованих зображень) і є базовим елементом процесора [5,15-18].

На рис.1 подана класифікація кореляторів з урахуванням використовуваної елементної бази.

Оптичні аналогові вузькоспеціалізовані процесори не знайшли широкого застосування як через надмірну обмеженість функціональних можливостей, так і через низьку точність перетворень. Крім того, необхідно відзначити відсутність серійної елементної бази для оптичних систем оброблення в реальному часі і високу вартість оптичних деталей та вузлів внаслідок складної технології їх виготовлення та юстування [5,17,18].

Цифрове оброблення зображень за допомогою ЕОМ обмежене класом задач, куди не входять задачі, пов'язані з обробленням зображень, які переміщуються відносно системи спостереження, оскільки ЕОМ не може їх вирішити в реальному часі [5,11,17].

Останні досягнення технології надвеликих інтегральних схем (НВІС) дозволяють розробляти електронні цифрові процесори, що орієнтовані на алгоритми паралельного оброблення двовимірних масивів даних [5,16,19-21].

Разом з тим, широкі можливості паралельного оброблення зображень забезпечують новітні досягнення в області створення оптоелектронних інтегральних схем (ОЕІС) із застосуванням напівпровідникових поверхневих вертикально випромінюючих лазерів (ВВЛ) у вигляді матриць ВВЛ [22]. А це, в свою чергу, дозволяє розробити принципово нові оптоелектронні інтегральні структури – матриці смарт-пікселів, які використовуються для створення пристроїв оброблення інформації з тривимірними між'єднаннями, в яких для організації обміном даними між ІС разом з електричними зв'язками використовуються оптичні зв'язки, наприклад, у вигляді оптичних смужкових хвилеводів. Отже, така ОЕІС є напівпровідниковою структурою, в якій електронний чип, що виконує логічне оброблення інформації, має електричні входи/виходи, які знаходяться на його периферії, а також оптичні входи/виходи з перпендикулярним до поверхні чипа введенням/виведенням інформаційних сигналів [22].

Таким чином, областю застосування матриць смарт-пікселів є не тільки високопродуктивні комутаційні системи, але й оптичні процесори, матричні корелятори, оптичні нейронні мережі, оптичні запам'ятовувальні пристрої.

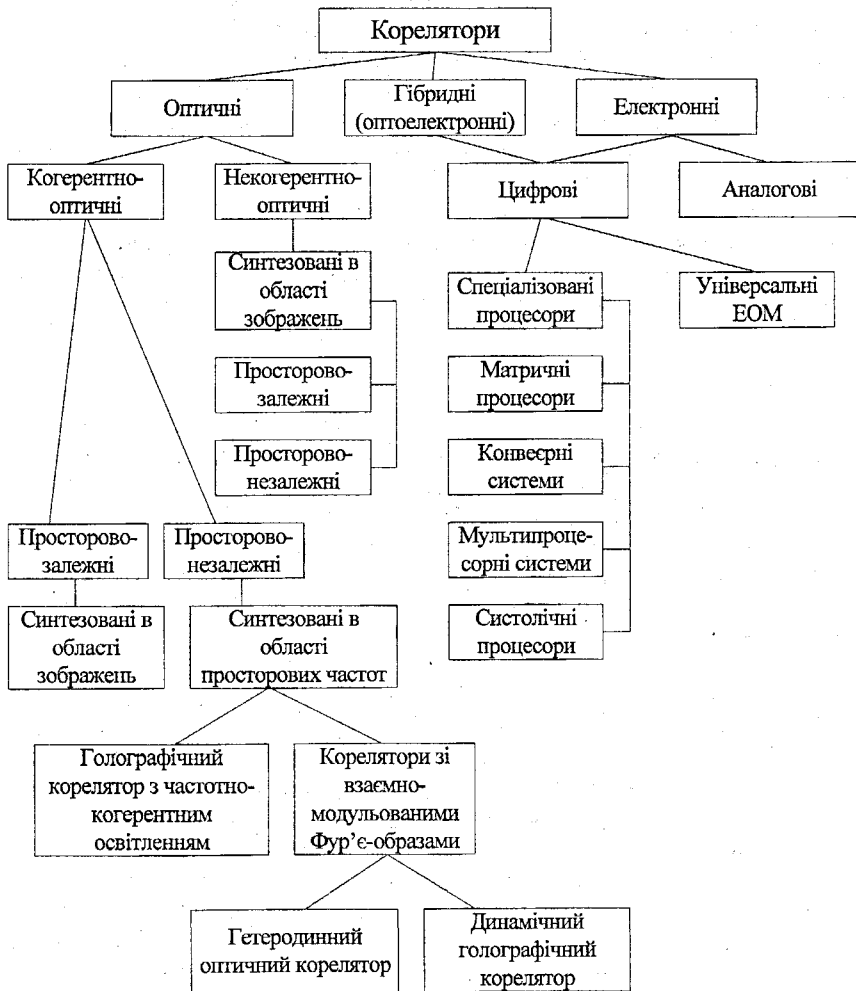


Рисунок 1 – Класифікація кореляторів

Лабораторна робота №1

Тема. Кореляційне оброблення бінарних зображень з розгорткою еталонного зображення по спіралі

Мета роботи. Ознайомитись зі способом кореляційного оброблення бінарних зображень та визначити координати центра еталонного зображення на полі поточного зображення

Теоретичні відомості

Серед великого розмаїття задач кореляційного оброблення двовимірних зображень, в процесі виконання яких визначається відповідність зображень або найкраще розміщення еталона на зображенні, або відповідність однієї частини зображення іншій [4,9], можна виділити задачу визначення місцезнаходження центра еталона на полі поточного зображення. В цьому випадку серед відомих критеріїв локальної подібності, що застосовуються на різних етапах кореляційного оброблення при пошуку об'єктів [13], доцільно вибрати взаємнокореляційну функцію (ВКФ), елементи якої визначаються виразом:

$$c_{kl} = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-M}^M f_{ij} \cdot g_{i-k, j-l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m g_{ij} \cdot f_{i-k, j-l}, \quad (1)$$

де f_{ij} – елемент (піксел) великоформатного поточного зображення (ПЗ) F , g_{ij} – елемент (піксел) дрібноформатного еталонного зображення (ЕЗ) G .

Вираз (1) містить централізоване значення яскравості, що дозволяє уникнути попереднього обчислення середніх значень. Крім того, ВКФ вигляду (1) відноситься до достатніх статистик в задачах координатної прив'язки зображень та пошуку об'єктів при наявності гауссового шуму [14]. Необхідно відзначити, що розмір та форма ЕЗ при пошуку об'єктів повинні відповідати об'єкту, що розшукується, щоб виключити вплив неінформативних точок на точність визначення координат.

Отже, для кореляційного аналізу, мета якого — одержання рельєфу кореляційної функції $C(x, y, t)$ і визначення її параметрів, вихідними даними є поточне зображення (ПЗ) $F(x, y, t)$ та еталонне зображення ЕЗ $G(x, y)$, подані двовимірними функціями в системі координат (x, y) . При відповідних обмеженнях ПЗ $F(x, y, t)$ у кожний момент часу може бути подано сукупністю рівновіддалених відліків f_{ij} на дискретному матричному полі розміром $(2N+1) \times (2M+1)$. ЕЗ $G(x, y)$ можна зобразити сукупністю рівновіддалених відліків g_{ij} на полі розміром $(2n+1) \times (2m+1)$,

де $n < N$, $m < M$. На полі ПЗ (ЕЗ) можна виділити відповідно $2M+1$ ($2m+1$) рядків і $2N+1$ ($2n+1$) стовпців. Кожному дискретові поля ставиться у відповідність пара чисел i, j , що інтерпретуються як цілочислові координати даного дискрету $i+x$, $j+y$. Для поля ПЗ, таким чином, $-M \leq j \leq M$; $-N \leq i \leq N$, $-m \leq j \leq m$, $-n \leq i \leq n$. Центрований рядок і центрований стовпець поля ПЗ і ЕЗ є осьовими і мають нульові номери. Іншими словами, поля ПЗ і ЕЗ є прямокутними матрицями $\|f\|$, $\|g\|$. Таким чином, взаємно кореляційна функція (ВКФ) ПЗ та ЕЗ буде являти собою прямокутну матрицю $\|c\|$ розмірністю $[2(M+m)+1] \times [2(N+n)+1]$, елементи якої визначаються виразом (1), причому неіснуючі елементи матриць $\|f\|$ та $\|g\|$ приймають нульові значення. Відповідно до виразу (1) кожний відлік c_M ВКФ визначається шляхом поелементного множення (кон'юнкції для двоградацийних зображень) однієї матриці на іншу матрицю, зсунуту на вектор $\vec{s}(k, l)$ та наступного обчислення суми елементів отриманої матриці.

При реалізації матричного корелятора основні труднощі полягають у визначенні суми елементів відповідної матриці (1), оскільки для бінарних зображень операція множення багаторозрядних кодів інтенсивності відліків замінюється логічною кон'юнкцією однорозрядних двійкових чисел. Проте ці питання знімаються, коли в процесі отримання рельєфу кореляційної функції з'являється можливість підсумовування по всьому полю матричної структури [19]. Альтернативним рішенням є метод паралельного "вирощування" кореляційного рельєфу, тобто паралельне обчислення усіх відліків кореляційної функції у такий спосіб:

$$\|c\| = \sum_{j=-m}^m \sum_{i=-n}^n g_{ij} \|f\|^{(-i, -j)}, \quad (2)$$

або

$$\|\tilde{c}\| = \sum_{j=-M}^M \sum_{i=-N}^N f_{ij} \|g\|^{(-i, -j)}, \quad (3)$$

де $\|f\|^{(-i, -j)}$, $\|g\|^{(-i, -j)}$ – операція зсуву матриць $\|f\|$ та $\|g\|$ відповідно на вектор зсуву $\vec{s}(-i, -j)$; $\|\tilde{c}\|$ – операція дзеркального відображення матриці $\|c\|$.

Розглянемо приклад формування рельєфу ВКФ, в результаті якого визначаються координати центра ЕЗ на полі ПЗ. На рис. 1 показано поле ПЗ розмірністю $N \times M = 5 \times 5$, поле ЕЗ розмірністю $n \times m = 3 \times 3$ та спосіб сканування ЕЗ (по спіралі, починаючи від центра (0,0) ЕЗ).

На рис.2а показано робочі поля ПЗ з певним зсувом зображення F у відповідні такти оброблення. Необхідно відзначити, що зображення F зсувається у протилежному напрямку до сканування зображення G (рис.1в). На рис. 2б показано значення коефіцієнтів кореляції (КК) або

добутків $(g_{i,j} \cdot f_{i-k,j-l})$ для конкретних значень (k,l) по всьому робочому полю ПЗ. У тих випадках, коли значення $g_{i,j}$ дорівнюють нулю, КК також дорівнюють нулю і на цих тактах оброблення не відбувається прирощення ВКФ.

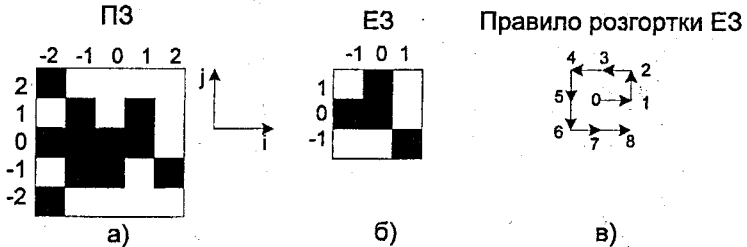


Рисунок 1 – Вхідні дані: а – поточне зображення, б – еталонне зображення, в – правило розгортки еталонного зображення

Оскільки можливий зсув зображення F по осі i на величину $(n-1)$, а по осі j – на величину $(m-1)$, то для збереження інформації під час зсуву ПЗ необхідно використовувати робоче поле розмірністю:

$$N_m \times M_m = (N+n-1) \times (M+m-1). \quad (4)$$

На рис.2в показано процес формування кореляційного рельєфу ВКФ з визначенням тих тактів оброблення, на яких відбувається зміна кореляційних коефіцієнтів (КК). На 8-му такті формується остаточний результат оброблення, який свідчить про те, що максимум ВКФ рівний 4, відповідає місцерозташуванню центрів ЕЗ на полі ПЗ. Центрив два і вони мають координати $(-1,0)$ та $(1,0)$. Таким чином можна відмітити прямий зв'язок між максимумом ВКФ і сумарною кількістю одиничних пікселів у ЕЗ (рис.1б).

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню кореляційного оброблення бінарних зображень з розгорткою еталонного зображення по спіралі.

2. Індивідуальні завдання містять матрицю поточного бінарного зображення та варіанти матриць еталонних зображень.

3. При виконанні розрахунків необхідно обчислити значення коефіцієнтів кореляції та визначити координати їхніх максимальних значень.

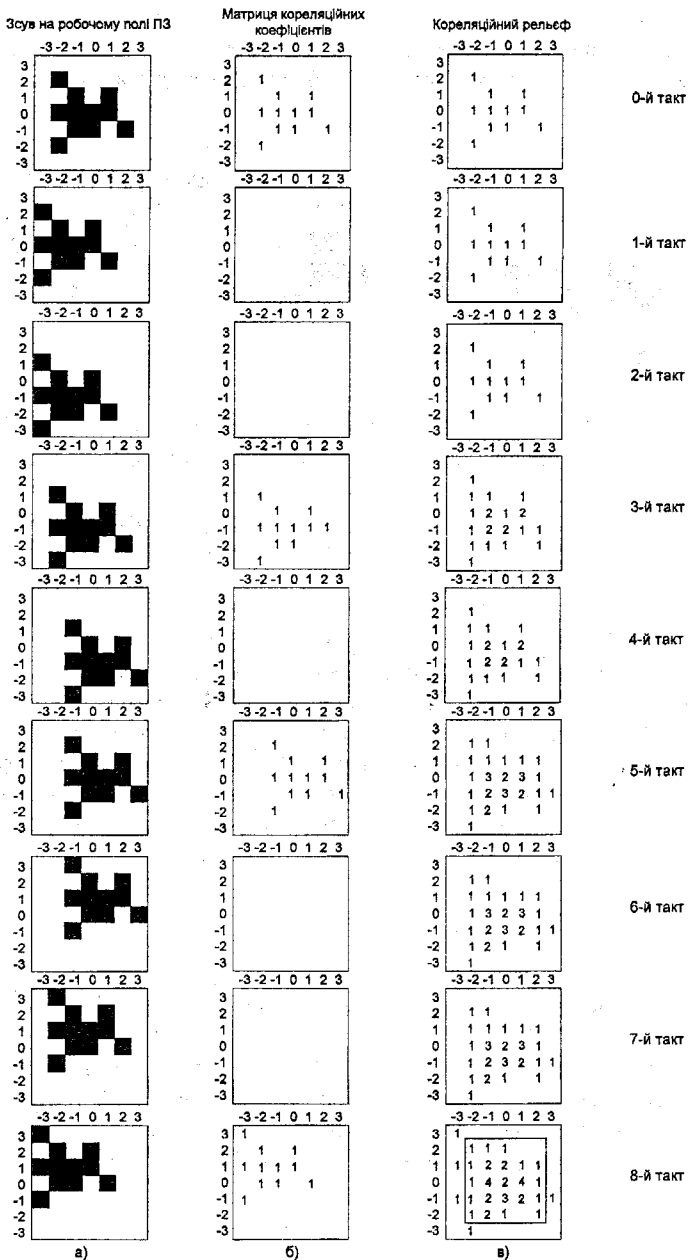


Рисунок 2 – Формування рельєфу ВКФ з визначенням координат центра ЕЗ на полі ПЗ

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати розрахунок значень коефіцієнтів кореляції по всьому робочому полю.
3. Визначити координати максимальних значень коефіцієнтів кореляції з урахуванням розгортки еталонного зображення.
4. Виконати моделювання цього способу кореляційного оброблення, використовуючи прикладні програми MathCad, MatLab або мови програмування Pascal, Delphi, C++.
5. Отримати і проаналізувати результати моделювання.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити:

1. Вхідні дані у вигляді матриць поточного й еталонного зображень.
2. Розрахунки у вигляді етапів (тактів) формування кореляційного рельєфу ВКФ.
3. Перелік координат центрів еталонного зображення на полі поточного зображення.
4. Висновки.

Контрольні питання

1. Дайте означення процедури кореляційного оброблення.
2. Що таке взаємкореляційна функція?
3. Що таке крос-кореляція і автокореляція?
4. Наведіть вираз для визначення кореляційних коефіцієнтів матриці ВКФ.
5. Покажіть перехід від двовимірних неперервних функцій до сукупності відліків на дискретному полі відповідно поточного й еталонного зображень.
6. Поясніть особливості нумерації відліків на полі поточного зображення та на робочому полі за умови розгортки еталонного зображення по спіралі від центра.

Лабораторна робота №2

Тема. Кореляційне оброблення бінарних зображень з розгорткою еталонного зображення по рядках

Мета роботи. Ознайомитись зі способом кореляційного оброблення бінарних зображень та визначити координати верхніх куткових відліків еталонного зображення на полі поточного зображення

Теоретичні відомості

Розглянемо приклад формування рельєфу ВКФ, в результаті якого визначаються координати верхніх лівих відліків ЕЗ на полі ПЗ. На рис.1а показано поле ПЗ розмірністю $N \times M = 5 \times 5$, поле ЕЗ розмірністю $p \times m = 3 \times 3$ (рис. 1б) та спосіб сканування ЕЗ по рядках, починаючи від верхнього лівого відліку (рис. 1в). На рис.2а показано робочі поля ПЗ з визначеним зсувом зображення F у відповідні такти оброблення.

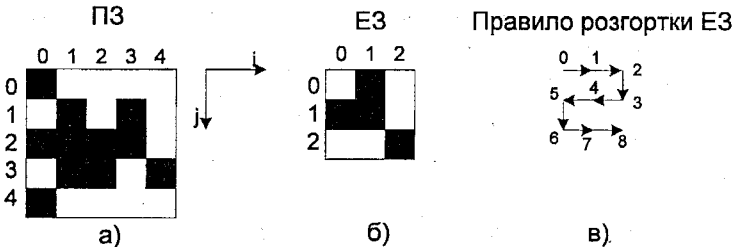


Рисунок 1 – Вхідні дані: а – поточне зображення, б – еталонне зображення, в – правило розгортки еталонного зображення

На рис. 2б показано потактно матриці КК для конкретних значень (k, l) , а на рис. 2в показано процес формування кореляційної матриці ВКФ. На 8-ому такті формується остаточний результат кореляційного оброблення. Порівняння цього результату (рис. 2в) з отриманими раніше в лабораторній роботі №1 (рис. 2в) свідчить про те, що незважаючи на спосіб сканування ЕЗ, кореляційний рельєф ВКФ в обох випадках є ідентичним. Але конкретний спосіб розгортки ЕЗ зумовлює певний спосіб нумерації відліків у полі ПЗ, полі ЕЗ та у робочому полі. А це, в свою чергу, забезпечує для кожного випадку визначення відповідних координат саме тих пікселів (відліків) ЕЗ на полі ПЗ, з яких розпочинається розгортка. Для даного варіанта максимальних значень КК два і їхні координати такі: $(0,1)$ та $(2,1)$. З рис.2 видно, що розмірність робочого поля збігається з попереднім варіантом кореляційного оброблення (лабораторна робота №1), а саме:

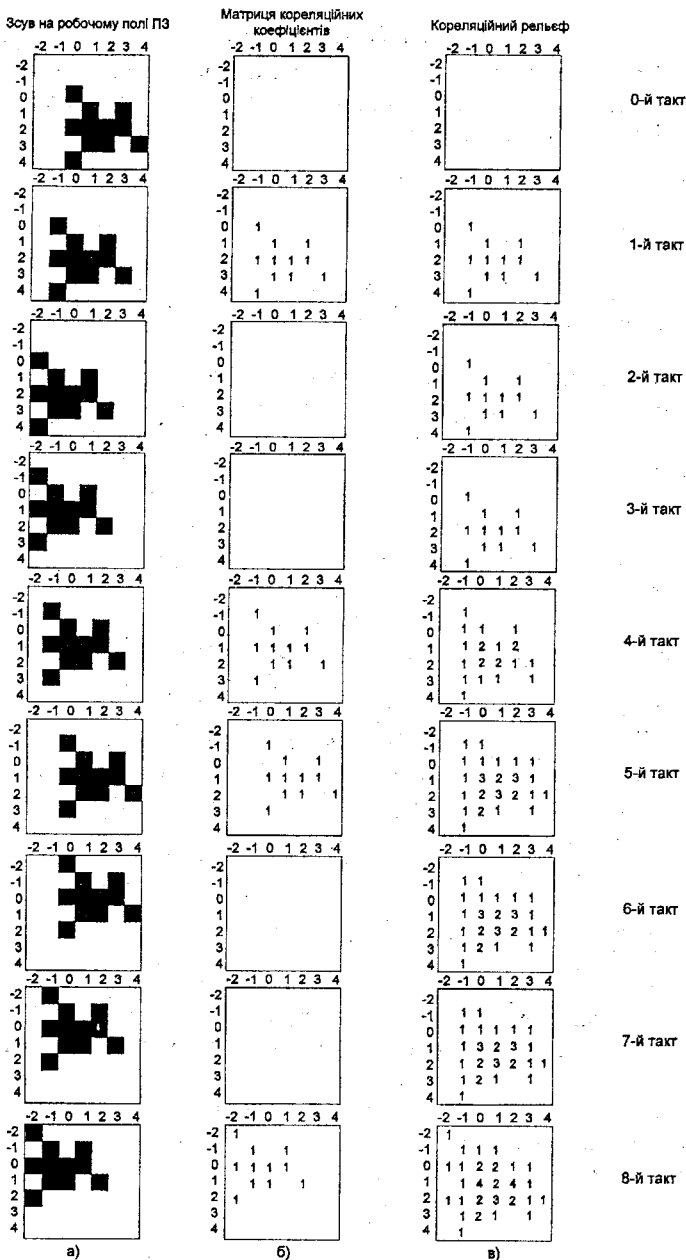


Рисунок 2 – Формування рельєфу ВКФ з визначенням координат початку сканування ЕЗ на полі ПЗ

$$N_m \times M_m = (N+n-1) \times (M+m-1).$$

Необхідно відзначити, що розгортка по рядках може бути використана для нецентрованих матриць ПЗ та ЕЗ на відміну від розгортки по спіралі від центра зображення.

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню кореляційного оброблення бінарних зображень з розгорткою еталонного зображення по рядках.

2. Індивідуальні завдання містять матрицю поточного бінарного зображення та варіанти матриць еталонних зображень.

3. При виконанні розрахунків необхідно обчислити значення коефіцієнтів кореляції та визначити координати їхніх максимальних значень.

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.

2. Виконати розрахунок значень коефіцієнтів кореляції по всьому робочому полю.

3. Визначити координати максимальних значень коефіцієнтів кореляції з урахуванням розгортки еталонного зображення.

4. Виконати моделювання цього способу кореляційного оброблення, використовуючи прикладні програми MathCad, MatLab або мови програмування Pascal, Delphi, C++.

5. Отримати і проаналізувати результати моделювання.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити:

1. Вхідні дані у вигляді матриць поточного й еталонного зображень.

2. Розрахунки у вигляді етапів (тактів) формування кореляційного рельєфу ВКФ.

3. Перелік координат центрів еталонного зображення на полі поточного зображення.

4. Висновки.

Контрольні питання

1. Поясніть особливості нумерації відліків на полі поточного зображення і на робочому полі за умови розгортки еталонного зображення по рядках.
2. Поясніть фізичний сенс виразу для визначення розмірності робочого поля для кореляційного оброблення.
3. Виконайте порівняльний аналіз результатів кореляційного оброблення у лабораторних роботах №1 і №2, а саме:
 - а) порівняйте отримані матриці КК;
 - б) порівняйте координати відліків з максимальними значеннями КК;
 - в) проаналізуйте місцезнаходження відліків з певними координатами на полі ПЗ в обох варіантах.

Тема. Кореляційне оброблення бінарних зображень з тороїдальною топологією зв'язків у матриці коефіцієнтів кореляції

Мета роботи. Ознайомитись зі способом кореляційного оброблення з використанням тороїдальних зв'язків елементів матриці коефіцієнтів кореляції

Теоретичні відомості

У попередніх лабораторних роботах №1 та №2 показано, що для збереження інформації при зсуві у робочому полі його розмірність повинна бути не менша за

$$N_m \times M_m = (N+n-1) \times (M+m-1), \quad (1)$$

причому робоче поле – це матриця коефіцієнтів кореляції (КК) з локальними зв'язками, тобто кожний некрайовий елемент матриці може бути переданий у чотири сусідні позиції. В результаті однорідність зв'язків у матричному кореляторі за такою топологією з'єднань порушена через крайні елементи матриці, що знаходяться на її периметрі. Крім того, розмірність (1) такого корелятора перебільшує розмірність $N \times M$ поля ПЗ. Природно, що зменшення розмірності матриці КК сприяє збільшенню ефективності реалізації кореляційного оброблення апаратними засобами. Одним зі способів вирішення цієї задачі є зміна конфігурації з'єднань у матриці КК.

Відомі такі топологічні моделі, що зорієнтовані на паралельні обчислювальні системи, які використовують інтенсивний інформаційний обмін між великою кількістю процесорних елементів, а саме [20]:

- деревовидна мережа;
- конвеєр;
- процесор типу "метелик";
- гіперкуб;
- n-D мережа або решітка ($n=1,2,3,\dots$);
- кільце;
- циліндр;
- тороїд;
- пірамідальна мережа.

Для матриці КК, яка представляє собою двовимірну решітку, з усіх наведених інтерес має топологія зв'язків у вигляді тороїда (рис.1), оскільки вона дозволяє усунути недолік неоднорідності зв'язків у крайніх елементах матриці. В цьому випадку розмірність матриці КК збігається з розмірністю $N \times M$ поля ПЗ.

Крім того, введення відповідних зв'язків між елементами першого та старшого стовпців, а також між елементами першого та старшого рядків матриці КК дозволяє визначити координати центрів ЕЗ на полі ПЗ у "вікні" розмірністю

$$(N-n+1) \times (M-m+1) \quad (2)$$

на полі матриці.

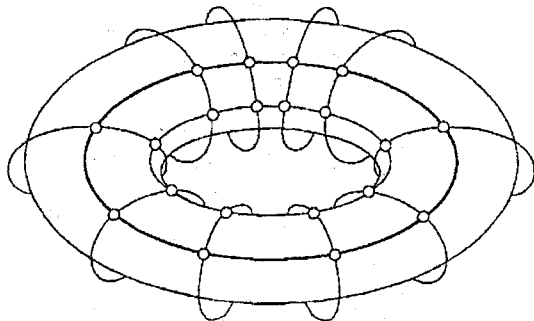


Рисунок 1 – Вигляд тороїдальної топології зв'язків між елементами двовимірної решітки

На рис.2 показане графічне зображення матриці для визначення коефіцієнтів кореляції, що містить відповідно $\left(N+2 \left[\frac{n-1}{2} \right] \right)$ стовпців та $\left(M+2 \left[\frac{m-1}{2} \right] \right)$ рядків, де $[a]$ – округлене до більшого цілого число a . Оскільки величини N та M можуть бути парними, то кількість рядків та стовпців визначається з урахуванням того, що в процесі кореляційного оброблення можливий зсув у полі ПЗ праворуч і ліворуч як максимум на величину $\left[\frac{n-1}{2} \right]$, а вгору та вниз – на величину $\left[\frac{m-1}{2} \right]$.

Розмір "вікна" та його розташування на полі матриці КК визначається розмірами поля ПЗ ($N \times M$) та поля ЕЗ ($n \times m$) та застосовуванним способом сканування ЕЗ.

Покажемо, що оскільки результат кореляційного оброблення зчитується у "вікні" розмірністю (2), то накладання інформації при зсуві ПЗ у робочому полі розмірністю $N \times M$ не призведе до спотворення результату. За необхідністю зсуву ПЗ по осі i на величину $\left(\frac{n-1}{2} \right)$ праворуч і ліворуч для "вікна" залишається така кількість вільних стовпців:

$$N - 2 \cdot \left(\frac{n-1}{2} \right) = N - n + 1.$$

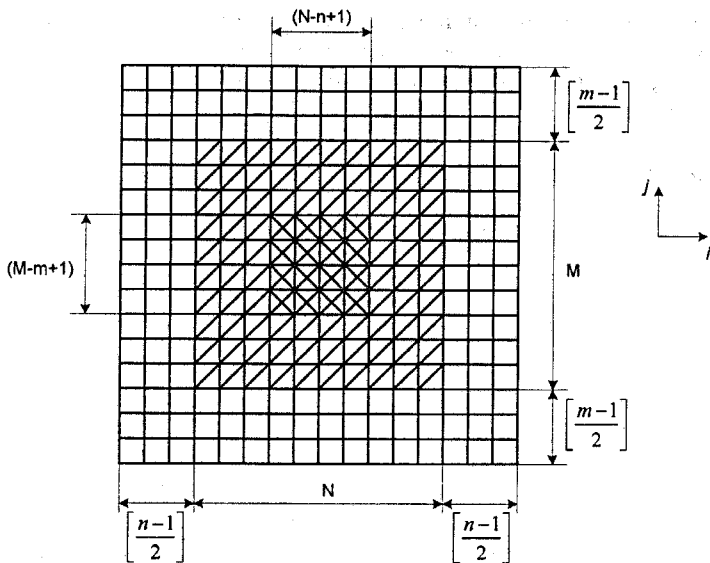


Рисунок 2 – Матриця кореляційних коефіцієнтів

Аналогічно визначається кількість вільних рядків для "вікна" при зсуві по осі j :

$$M - 2 \cdot \left(\frac{m-1}{2} \right) = M - m + 1.$$

Отже, в результаті розмірність поля вільних елементів матриці $(N-n+1) \times (M-m+1)$ відповідає "вікну" (2), яке відводиться для визначення координат центрів ЕЗ на полі ПЗ.

На рис.4 наведений приклад виконання кореляційної обробки двовимірних зображень для випадку, коли $N=M=5$ (рис. 3а) та $n=m=3$ (рис.3б). При зазначеному способі сканування ЕЗ (рис. 3в) на рис. 4а та 4б показано відповідно поля ПЗ з певним зсувом зображення F у відповідній такти роботи пристрою.

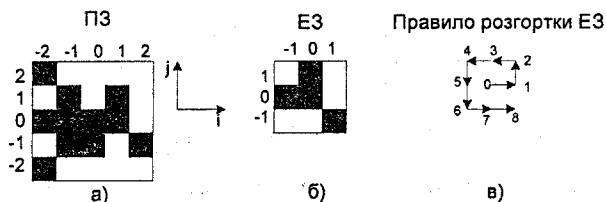


Рисунок 3 – Вхідні дані: а – поточне зображення, б – еталонне зображення, в – правило розгортки еталонного зображення

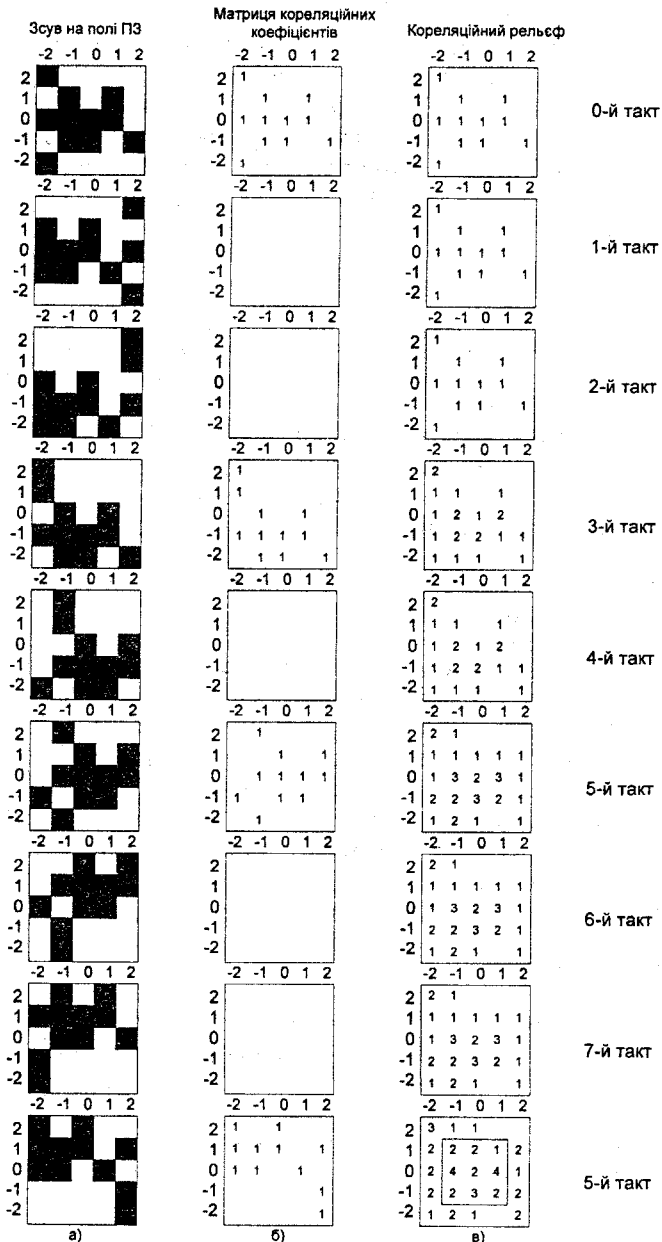


Рисунок 4 – Формування рельєфу ВКФ з визначенням координат центра ЕЗ на полі ПЗ

На восьмому такті оброблення формується остаточний результат, який свідчить про ідентичність значень ВКФ у "вікні" для обох розглянутих варіантів (лабораторна робота №1). Для наведеного варіанта центрів два і їхні координати дорівнюють $(-1,0)$ та $(1,0)$.

Оскільки результат кореляційного оброблення зчитується з "вікна" розмірністю $(N-p+1) \times (M-m+1)$, то накладання інформації при зсуві ПЗ F у робочому полі розмірністю $M \times N$ не призводить до викривлення результату (рис.4в).

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню кореляційного оброблення бінарних зображень з тороїдальною топологією зв'язків у матриці коефіцієнтів кореляції.

2. Індивідуальні завдання містять матрицю поточного бінарного зображення та варіанти матриць еталонних зображень.

3. При виконанні розрахунків необхідно обчислити значення коефіцієнтів кореляції та визначити координати їхніх максимальних значень.

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.

2. Виконати розрахунок значень коефіцієнтів кореляції по всьому робочому полю.

3. Визначити координати максимальних значень коефіцієнтів кореляції з урахуванням розгортки еталонного зображення.

4. Виконати моделювання цього способу кореляційного оброблення, використовуючи прикладні програми MathCad, MatLab або мови програмування Pascal, Delphi, C++.

5. Отримати і проаналізувати результати моделювання.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити:

1. Вхідні дані у вигляді матриць поточного й еталонного зображень.

2. Розрахунки у вигляді етапів (тактів) формування кореляційного рельєфу ВКФ.

3. Перелік координат центрів еталонного зображення на полі поточного зображення.

4. Висновки.

Контрольні питання

1. Що означає термін „тороїдальна топологія зв'язків”?
2. Наведіть вираз для визначення розмірності робочого поля та „вікна” для зчитування результату кореляційного оброблення.
3. Поясніть фізичний сенс виразу для визначення розмірності „вікна” результату.
4. Визначіть „вікна” результату на матриці КК для всіх варіантів кореляційного оброблення (лабораторні роботи №1, №2 та №3).
5. Виконайте порівняльний аналіз результатів у „вікні” для всіх варіантів кореляційного оброблення (лабораторні роботи №1, №2 та №3).

Тема. Низькорівневі методи фільтрації для згладжування шумів

Мета роботи. Ознайомитися з методом фільтрації шляхом дискретної згортки масиву початкового зображення з одновимірним масивом та навчитися згладжувати шуми на практиці

Теоретичні відомості

Зображення може пошкоджуватися шумами і завадами різного походження, наприклад, шумом відеоадавача, шумом зернистості фотоматеріалів і помилками в каналі передачі. Їх вплив можна мінімізувати, користуючись класичними методами статистичної фільтрації. Інший можливий підхід оснований на використанні евристичних методів просторового оброблення [1].

Необхідність врахування впливу завад пов'язана з можливістю появи в полі зору системи спостереження сторонніх об'єктів (наприклад, об'єктів точкового характеру) і наявності сприймаючого пристрою. Будь-яка методика врахування завад повинна бути адекватною реальній ситуації, прийнятій концепції розпізнавання, використовуваним для цього ознакам і т.п. Наприклад, процедура оцінювання впливу завад за допомогою введення деякого випадкового розкиду значень ознак у ряді випадків веде до появи додаткових похибок, які важко піддаються врахуванню. Тому доцільне врахування завад вже на рівні абсолютного опису зображень. При цьому процес введення шумів при моделюванні алгоритмів фільтрації (необхідність такого моделювання пов'язана з трудностю проведення відповідних натурних експериментів) може бути реалізований в процесі аналізу кожного елемента матриці зображення із заздалегідь заданою ймовірністю p_n . Такий метод введення завад зручний для реалізації на ЕОМ і дозволяє описати рівень шумів тільки одним параметром – величиною p_n , поданою у відсотках. Приклади зображень, на яких присутні завади, наведені на рис. 1. Якість фільтрації легко визначається коефіцієнтом $\rho = M_n/M_\phi$, де M_n – кількість елементів у кадрі, на якому присутні завади, які не збігаються із відповідними елементами еталонного (вихідного) зображення; M_ϕ – кількість елементів відфільтрованого зображення, які не збігаються з відповідними елементами еталонного зображення.

Шуми відеодатчиків або помилки в каналі передачі зазвичай виявляються на зображенні як розрізнені зміни ізольованих елементів, які не мають просторової кореляції. Розмиті елементи часто дуже помітно відрізняються від сусідніх елементів. Це спостереження є основою для багатьох алгоритмів, які забезпечують згладжування шуму [2, 10, 21].

Покажемо зображення як масив векторів (стовпців або рядків). Враховуючи, що кожен елемент одержаного масиву є частиною зображення, фільтрування будемо проводити по елементах вказаного масиву, фільтруючи кожен вектор окремо. Для фільтрації скористаємось методом згортки. Вважаємо, що шум є декорельованим і в його спектрі знаходяться більш високі частоти, ніж у спектрі самого зображення (рис.1).

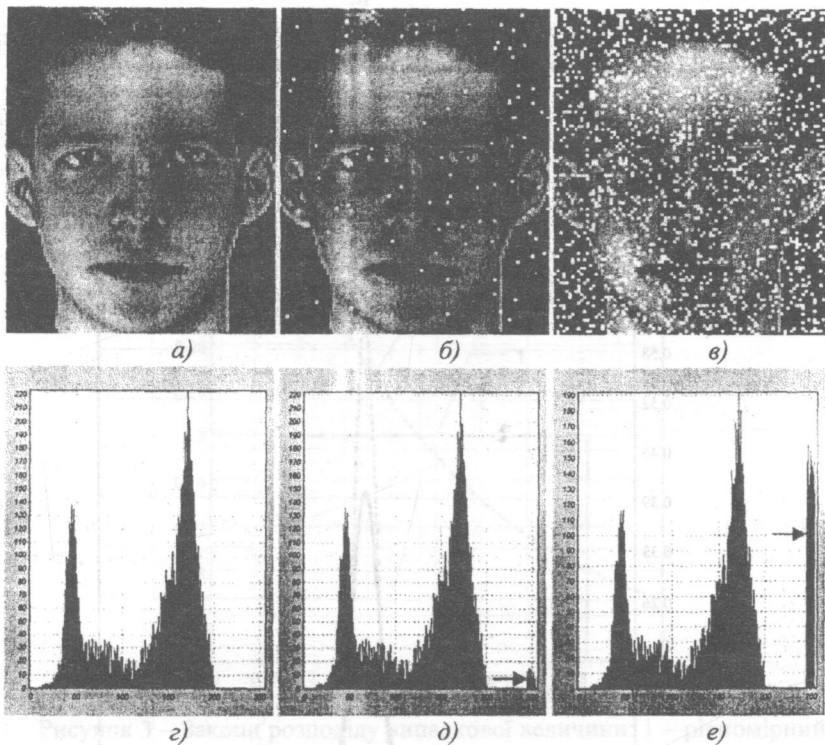


Рисунок 1 – Початові дані дослідження: *a* - еталонне зображення; *б* - зображення з коефіцієнтом шуму 0,01; *в* - зображення з коефіцієнтом шуму 0,15; *г*, *д*, *е*, - гістограми поданих зображень, відповідно

Вектор I' вихідного зображення формується шляхом дискретної згортки вектора I розмірністю $(N \times 1)$ початкового зображення зі згладжувальним вектором ω розмірністю $(M \times 1)$:

$$I'(x) = \sum_{i=0}^{N-1} I(x+i) \cdot \omega(x), \quad x = \overline{0, (M-1)}. \quad (1)$$

Елементи згладжувального одновимірного масиву можна отримати, використовуючи одновимірний розподіл Гауса (нормальний закон розподілу у площині) (рис. 2) вигляду:

$$\omega(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \cdot e^{-\frac{(x-\frac{M-1}{2})^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

$$\sum_x \omega(x) = 1, \quad (3)$$

де $x = \overline{0, M-1}$;

σ – середньоквадратичне відхилення вигляду

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(I_i - \bar{I})^2}{N-1}, \quad (4)$$

причому

$$\bar{I} = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{I_i}{N}$$

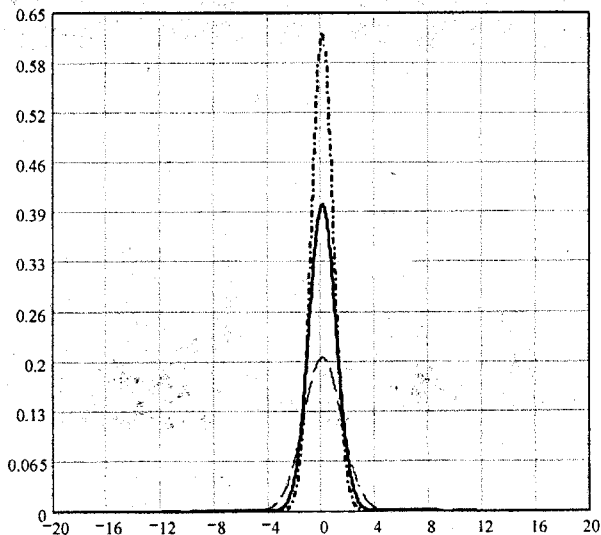


Рисунок 2 – Залежність ω від значення σ

Значення σ вибирається з врахуванням рівня яскравості шуму на загальному фоні зображення. Якщо σ мале, тоді крива Гауссового розподілу має загострений пік (рис. 2), тобто центральний елемент поточного вектора найбільше впливає на результат фільтрації. При збільшенні σ крива згладжується, стає більш широкою і пологою.

Значення яскравості елемента, що фільтрується, у більшій мірі залежить від яскравості елементів поточного масиву. Оскільки сума всіх елементів згладжувального масиву повинна дорівнювати одиниці, то зростання σ потребує значного збільшення розмірності даного масиву.

Для визначення значень елементів вектора ω можна використовувати закон рівномірного розподілу (рис. 3):

$$\omega(x) = \frac{1}{M}, \quad x = \overline{0, M-1} \quad (5)$$

а також експоненціальний розподіл (див. рис. 3):

$$\omega(x) = \lambda \cdot e^{-\lambda \cdot x}, \quad (6)$$

де λ – параметр розподілу.

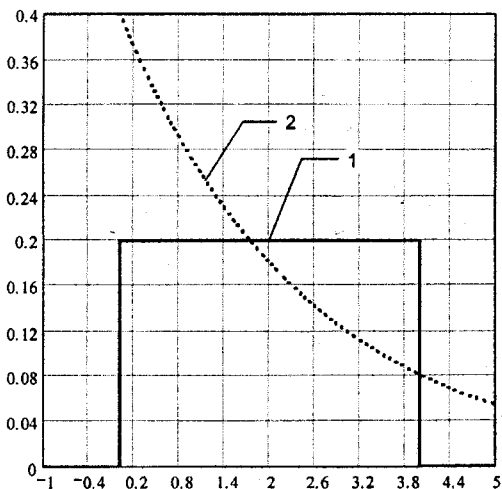


Рисунок 3 – Закони розподілу випадкової величини: 1 – рівномірний закон; 2 – експоненціальний закон

Приклад 1. Розглянемо випадок, коли $\sigma = 1$. Для фільтрації використаємо вектори розмірністю 3×1 , 5×1 , 7×1 . Розрахуємо значення елементів згладжувальних масивів для кожного варіанта, використовуючи нормальний закон розподілу.

1. $M = 3$, $x = \overline{0, 2}$:

$$\omega(0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(0-1)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.24197086,$$

$$\omega(1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(1-1)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.39894229,$$

$$\omega(2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(2-1)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.24197086.$$

Оскільки виконується рівність (3), то приводимо значення коефіцієнтів до найближчого більшого числа десятих, при цьому отримуємо вектор $\omega(x) = (0.3, 0.4, 0.3)$.

2. $M = 5, x = \overline{0,4}$:

$$\omega(0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(0-2)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.05399,$$

$$\omega(1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(1-2)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.24197086,$$

$$\omega(2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(2-2)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.39894229,$$

$$\omega(3) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(3-2)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.24197086,$$

$$\omega(4) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(4-2)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.05399.$$

3. $M = 7, x = \overline{0,6}$:

$$\omega(0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(0-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.0044318499,$$

$$\omega(1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(1-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.05399,$$

$$\omega(2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(2-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.24197086,$$

$$\omega(3) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(3-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.39894229,$$

$$\omega(4) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(4-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.24197086,$$

$$\omega(5) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(5-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.05399,$$

$$\omega(6) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \cdot e^{-\frac{(6-3)^2}{2 \cdot 1^2}} = 0.0044318499.$$

На рис. 4, 5 наведено приклади фільтрації зображення з використанням нормального закону розподілу.

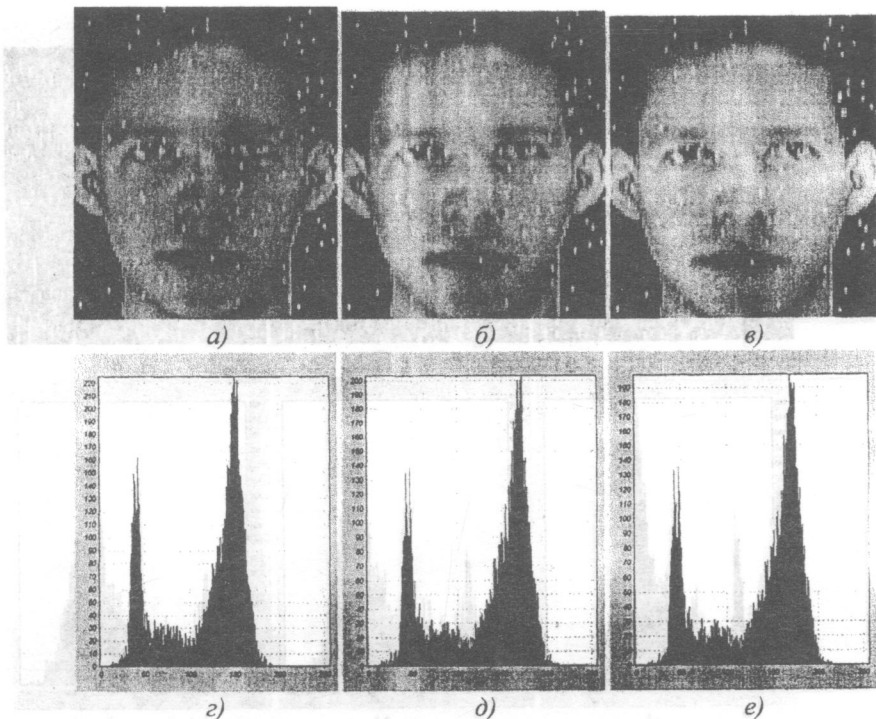


Рисунок 4 – Результати фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,01 за допомогою одновимірних згладжувальних масивів 3×1 (а), 5×1 (б), 7×1 (в), а також гістограми (г), (д), (е) відповідно до кожного зображення

Приклад 2. Розрахуємо значення коефіцієнтів згладжувального масиву при використанні рівномірного закону розподілу:

1. $M = 3, x = \overline{0,2}$:

$$\omega(x) = \frac{1}{3}, \quad \omega(0) = \omega(1) = \omega(2) = 0.3333.$$

2. $M = 5, x = \overline{0,4}$:

$$\omega(x) = \frac{1}{5}, \quad \omega(0) = \omega(1) = \omega(2) = \omega(3) = \omega(4) = 0.2.$$

3. $M = 7, x = \overline{0,6}$:

$$\omega(x) = \frac{1}{7}, \quad \omega(0) = \omega(1) = \omega(2) = \omega(3) = \omega(4) = \omega(5) = \omega(6) = 0.1428571.$$

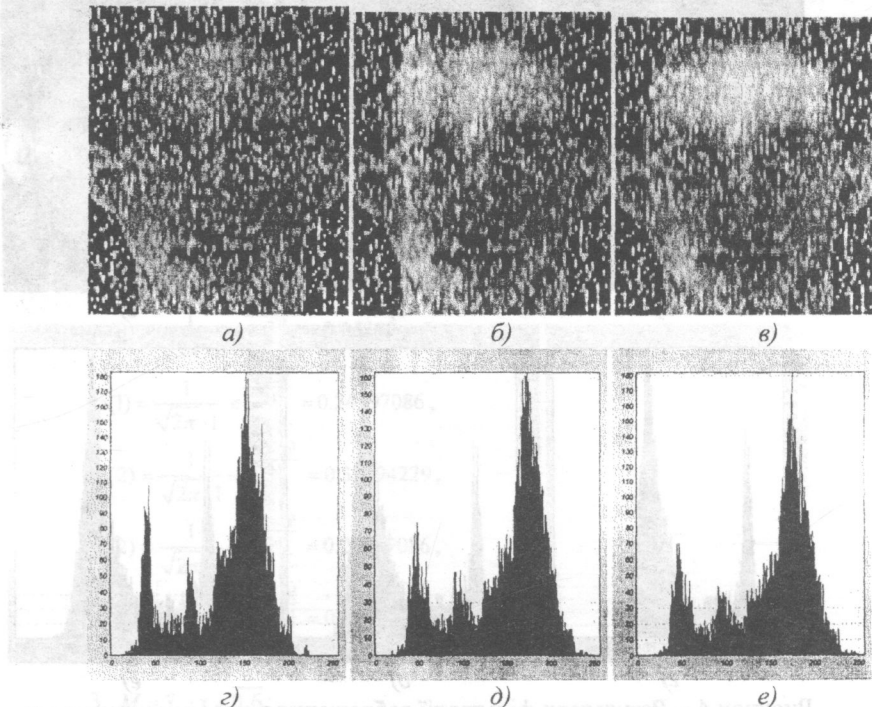


Рисунок 5 – Результати фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,15 за допомогою одновимірних згладжувальних масивів 3×1 (а), 5×1 (б), 7×1 (в), а також гістограми (г), (д), (е) відповідно до кожного зображення

На рис. 6, 7 наведено приклади фільтрації зображень з використанням рівномірного закону розподілу.

Приклад 3. Розглянемо розрахунок коефіцієнтів згладжувального масиву при використанні експоненціального закону розподілу з параметром розподілу $\lambda=0,4$.

$$1. M = 5, x = \overline{0,4}$$

$$\omega(0) = 0,4;$$

$$\omega(1) = 0,268128;$$

$$\omega(2) = 0,1797316;$$

$$\omega(3) = 0,1204776;$$

$$\omega(4) = 0,0807588;$$

$$\sum \omega(x) \approx 1.$$

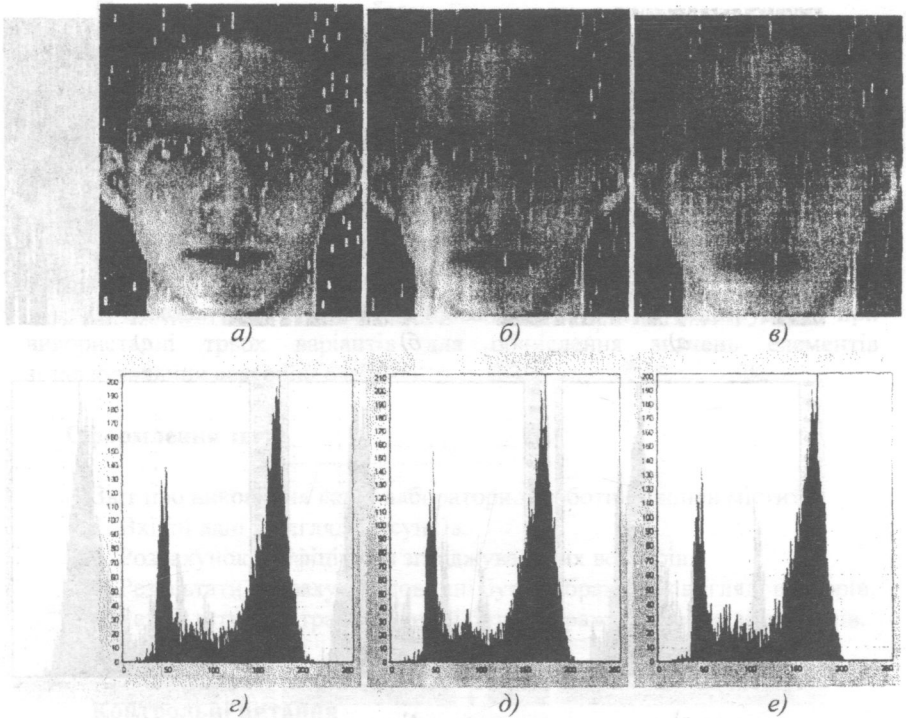


Рисунок 6 – Результати фільтрації зображення, з коефіцієнтом шуму 0,01 за допомогою одновимірних згладжувальних масивів 3×1 (а), 5×1 (б), 7×1 (в), а також гістограми (г), (д), (е) відповідно до кожного зображення

$$2. M = 7, x = \overline{0,6}$$

$$\omega(0) = 0,4;$$

$$\omega(1) = 0,268128;$$

$$\omega(2) = 0,1797316;$$

$$\omega(3) = 0,1204776;$$

$$\omega(4) = 0,0807588;$$

$$\omega(5) = 0,054134;$$

$$\omega(6) = 0,0362872;$$

$$\sum \omega(x) \approx 1.$$

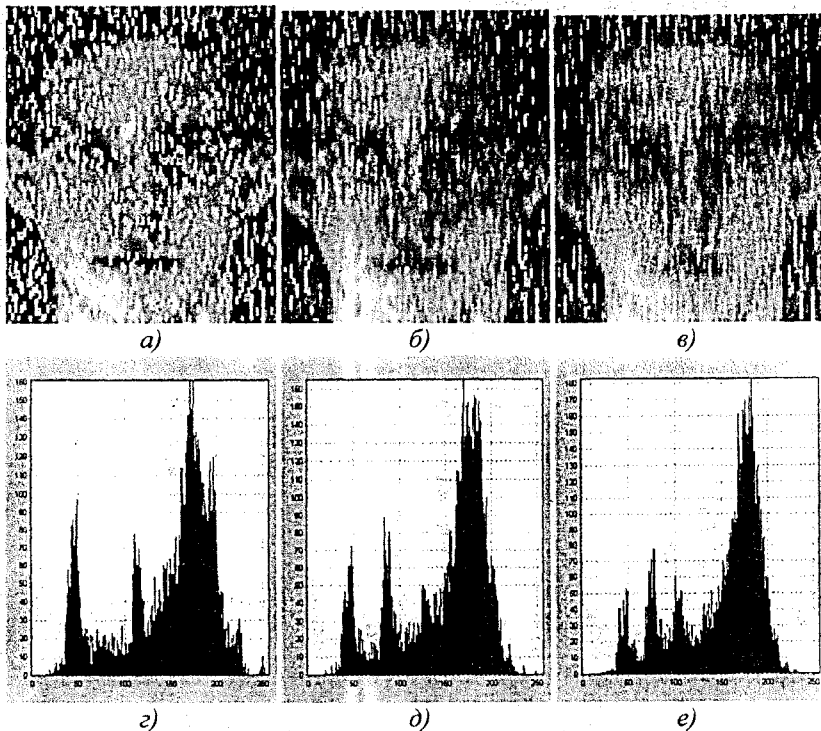


Рисунок 7 – Результати фільтрації зображення, з коефіцієнтом шуму 0,01 за допомогою одновимірних згладжувальних масивів 3×1 (а), 5×1 (б), 7×1 (в), а також гістограми (г), (д), (е) відповідно до кожного зображення

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню низькорівневих методів фільтрації шляхом дискретної згортки.
2. Індивідуальні завдання містять розмірність одновимірного згладжувального масиву, значення середньоквадратичного відхилення і набір початкових зображень.
3. При виконанні розрахунків необхідно обчислити значення елементів згладжувальних масивів.
4. При фільтруванні зображення необхідно:
 - а) провести моделювання процесу згортки початкового зображення зі згладжувальним вектором;
 - б) зобразити результати фільтрації у форматах (*.BMP, *.JPG, *.TIFF).

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати розрахунок елементів згладжувальних векторів, використовуючи нормальний, рівномірний, експоненціальний закони розподілу.
3. Виконати моделювання фільтрації, використовуючи прикладні програми MathCad, Matlab або мови програмування Pascal, Delphi, C++.
4. Отримати в результаті фільтрування файли із зображеннями у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.
5. Виконати порівняльне оцінювання результатів фільтрування при використанні трьох варіантів для обчислення значень елементів згладжувальних векторів.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити:

1. Вхідні дані у вигляді рисунків.
2. Розрахунок коефіцієнтів згладжувальних векторів.
3. Результати розрахунку повинні бути зображені у вигляді векторів.
4. Результати фільтрації повинні бути зображені у вигляді рисунків.
5. Висновки.

Контрольні питання

1. Дайте означення фільтрації.
2. Наведіть вираз для визначення якості фільтрації.
3. Дайте означення операції згортки.
4. Дайте характеристику законам розподілу випадкової величини:
 - а) нормальний закон (розподіл Гаусса);
 - б) рівномірний закон;
 - в) експоненціальний закон.
5. Наведіть методи згладжування шумів.
6. Дайте означення гістограми.

Тема. Багаторівневі методи фільтрації для згладжування шумів

Мета роботи. Ознайомитися з методом фільтрації шляхом дискретної згортки масиву початкового зображення з двовимірним масивом та навчитися згладжувати шуми на практиці

Теоретичні відомості

Найбільше застосування для просторової фільтрації зображень одержала *анізотропна фільтрація* [2, 10]. Дискретна інтепретація останньої приводить до співвідношення

$$\tilde{a}_{ij} = \Lambda \left[\sum_{v=-N_a/2}^{N_a/2} \sum_{\xi=-N_a/2}^{N_a/2} a_{i+v, j+\xi} \omega_{v\xi} - \eta \right], \quad (1)$$

де \tilde{a}_{ij} – елемент матриці відфільтрованого зображення, що знаходиться на перетині i -го рядка та j -го стовпця;

$a_{i+v, j+\xi}$ – елемент матриці зображення, на якому є завади, розташованій на перетині $(i+v)$ -го рядка та $(j+\xi)$ -го стовпця;

$\omega_{v\xi}$ – елемент апертури, яка представляє собою матрицю розміром $N_a \times N_a$ (N_a , як правило, є непарним числом), що знаходиться на перетині v -го рядка та ξ -го стовпця;

η – поріг фільтрації, що є константою;

Λ – порогова функція вигляду

$$\Lambda(x) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x < 0, \\ 1, & \text{якщо } x > 0. \end{cases} \quad (2)$$

Для повної фільтрації матрицю зображення варто симетрично доповнити елементами, рівними нулю, так щоб підсумковий розмір її виявився рівним $(N+N_a) \times (N+N_a)$ елементам, де N – розмір зображення в елементах. При $\omega_{v\xi} = \text{const}$ має місце алгоритм усереднення. Крім того, якщо фільтрується багатоградаційне зображення, то варто ввести множину порогів (потужність множини дорівнює кількості градацій яскравості) і надавати елементу \tilde{a}_{ij} значення, що відповідає максимальному порогові.

Анізотропна фільтрація послабляє вплив окремих плям, які не відносяться до силуету об'єкта, і пробілів у силуеті. Доведено, що вона забезпечує ефективну фільтрацію зображень, на яких є адитивні нормальні шуми.

Якість фільтрації зростає зі збільшенням розміру зображення N_a . Однак при цьому пропорційно N_a^2 зростає і час, який витрачається на її оброблення. Зазвичай розмір апертури вибирається рівним 5×5 елементів

(табл. 1), що забезпечує гарну якість і завершення процесу фільтрації зображень за прийнятний час.

Таблиця 1

W_3	W_3	W_3	W_3	W_3
W_3	W_2	W_2	W_2	W_3
W_3	W_2	W_1	W_2	W_3
W_3	W_2	W_2	W_2	W_3
W_3	W_3	W_3	W_3	W_3

Елементи $\omega_{v,\xi}$ апертури визначаються зазвичай, виходячи з нормального двовимірного некорельованого кругового розподілу, максимум якого збігається з її центром. Такий розподіл можна охарактеризувати тільки середньоквадратичним відхиленням σ_a . Цей розподіл належним чином відсікається й апроксимується так, щоб ваги були нормовані, тобто

$$\sum_{v=-N_a/2}^{N_a/2} \sum_{\xi=-N_a/2}^{N_a/2} \omega_{v,\xi} = 1. \quad (3)$$

Чим менше σ_a , тим більша вага надається центральному елементу апертури. Так, при $\sigma_a \leq 0,3$ вага центрального елемента $\omega_1 = 1$, ваги периферійних елементів $\omega_2 = \omega_3 = 0$ і ефект фільтрації відсутній. При $\sigma_a \rightarrow \infty$ при нормуванні ваг має місце алгоритм усереднення, а при відсутності нормування – повне стирання зображення. Апертури з $\sigma_a \leq 1,0$ називаються вузькими апертурами, а апертури з $\sigma_a \geq 1,0$ – широкими апертурами. Зазвичай використовуються набори ваг W_i ($i = 1, 2, \dots, 6$), кожному з яких відповідають три різних значення цих ваг ω_j ($j = 1, 2, 3$) (табл. 2).

Таблиця 2

W_i	σ_a	ω_j		
		ω_1	ω_2	ω_3
W_1	0.50	0.440	0.070	0.000
W_2	0.70	0.270	0.080	0.005
W_3	1.00	0.150	0.060	0.020
W_4	1.25	0.100	0.060	0.020
W_5	2.00	0.060	0.045	0.030
W_6	2.50	0.060	0.060	0.025

Теоретичний аналіз анізотропної фільтрації для визначення оптимального значення порога фільтрації η можна виконати тільки для зображення часткового вигляду. Із загальних означень ясно, що при адитивному нормальному шумі значення η повинно знаходитися біля 0,5, причому при збільшенні η спостерігається потоншення проєкції, а при зменшенні η – її потовщення. Зазвичай використовуються такі значення: $\eta_1 = 0,3$; $\eta_2 = 0,4$; $\eta_3 = 0,5$; $\eta_4 = 0,6$.

Отримані результати свідчать про те, що гірше за все згладжуються зображення, які мають вузькі виступаючі частини. Для оцінювання граничних розмірів цих частин, при яких ще буде мати місце ефективне згладжування, можна поставити експеримент.

В якості початкового зображення будемо використовувати зображення з декорельованим шумом, причому в спектрі шуму знаходяться частоти, вищі ніж у спектрі початкового зображення (рис. 1).

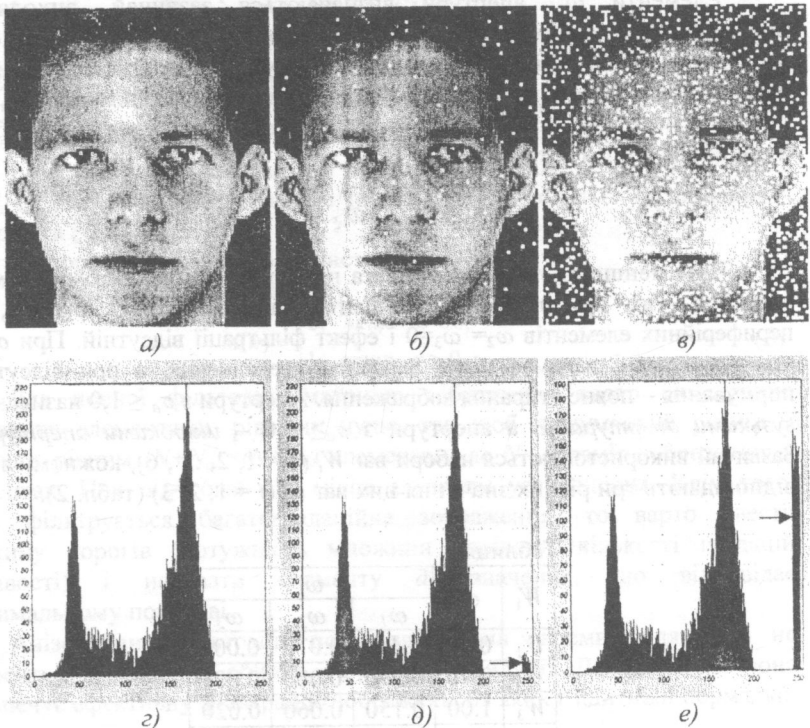


Рисунок 1 – Початкові дані дослідження: *a* - еталонне зображення; *b* - зображення з коефіцієнтом шуму 0,01; *c* - зображення з коефіцієнтом шуму 0,15; *г*, *д*, *е*, - гістограми поданих зображень, відповідно

В подальшому масив, який згладжує шуми зображення, будемо називати *маскою*.

Метод низькочастотної фільтрації базується на згортці масиву вхідного зображення $I(x,y)$ з маскою $\omega(i,j)$ за формулою:

$$I'(x,y) = \sum_i \sum_j I(x+i,y+j) \cdot \omega(i,j), \quad (4)$$

причому $x = \overline{0, M-m}$; $y = \overline{0, N-n}$; $i = \overline{0, m-1}$; $j = \overline{0, n-1}$;

де $I'(x,y)$ – масив відфільтрованого зображення;

$M \times N$ – розмірність масиву вхідного зображення;

$m \times n$ – розмірність маски.

Якщо початкове зображення має розмірність $M \times N$, а маска має розмірність $m \times n$, тоді розмірність відфільтрованого зображення складатиме $(M-m) \times (N-n)$, тобто втрачається частина інформації про зображення.

Для обчислення значень елементів маски $\omega(i,j)$ можна використовувати двовимірний розподіл Гауса в виду

$$\omega(i,j) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma} \cdot e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

причому

$$\sum_i \sum_j \omega(i,j) = 1 \quad (6)$$

де $m \times n$ – розмірність матриці $\omega(i,j)$;

σ – середньоквадратичне відхилення вигляду

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_i \sum_j (I(i,j) - \bar{I})^2, \quad (7)$$

причому

$$\bar{I} = \frac{1}{N_{\Sigma}-1} \sum_i \sum_j (I(i,j)), \quad (8)$$

де N_{Σ} – загальна кількість елементів матриці I ;

$$x = -\frac{m-1}{2}, \frac{m-1}{2};$$

$$y = -\frac{n-1}{2}, \frac{n-1}{2}.$$

Зміна значення σ приведе до зміни форми поверхні розподілу, а також до зміни значень елементів маски. При збільшенні σ значення коефіцієнтів вирівнюються, тобто розподіл впливу навколишніх елементів зображення зменшується, тому що відбувається процес згладжування за яскравістю.

Приклад 1. Розглянемо варіант розрахунку матриці $\omega(i,j)$ у випадку, коли $\sigma=0,6$, а матриця має розмірність 3×3 (табл. 3).

Таблиця 3

$\omega_{-1,-1}$	$\omega_{-1,0}$	$\omega_{-1,1}$
$\omega_{0,-1}$	$\omega_{0,0}$	$\omega_{0,1}$
$\omega_{1,-1}$	$\omega_{1,0}$	$\omega_{1,1}$

1. $M \times N = 3 \times 3$, $i = \overline{-1,1}$, $j = \overline{-1,1}$.

$$\omega(-1,-1) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,6^2} \cdot e^{-\frac{1+1}{2 \cdot 0,6^2}} = 0,027488048;$$

$$\omega(0,-1) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,6^2} \cdot e^{-\frac{1+0}{2 \cdot 0,6^2}} = 0,11023778;$$

$$\omega(1,-1) = \omega(-1,-1) = 0,027488048;$$

$$\omega(-1,0) = \omega(0,1) = 0,11023778;$$

$$\omega(0,0) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,6^2} \cdot e^{-\frac{0+0}{2 \cdot 0,6^2}} = 0,44209705;$$

$$\omega(1,0) = \omega(0,-1) = 0,11023778;$$

$$\omega(-1,1) = \omega(-1,-1) = 0,027488048;$$

$$\omega(0,1) = \omega(0,-1) = 0,11023778;$$

$$\omega(1,1) = \omega(-1,-1) = 0,027488048.$$

Отже, матриця $\omega(i,j)$ має такий вигляд:

$$\begin{bmatrix} 0.0275 & 0.11 & 0.0275 \\ 0.11 & 0.442 & 0.11 \\ 0.0275 & 0.11 & 0.0278 \end{bmatrix}.$$

Розрахуємо суму всіх елементів матриці $\omega(i,j)$:

$$\sum_i \sum_j \omega(i,j) \approx 0,99.$$

Проведемо фільтрацію зображення, використовуючи результати розрахунку маски $\omega(i,j)$ розмірністю 3×3 . Результати фільтрації зображені на рис. 2, 3.

Приклад 2. Розрахуємо значення елементів маски 5×5 відповідно до значення середньоквадратичного відхилення $\sigma = 0,8$ (табл. 4).

Таблица 4

$\omega_{-2,-2}$	$\omega_{-2,-1}$	$\omega_{-2,0}$	$\omega_{-2,1}$	$\omega_{-2,2}$
$\omega_{-1,-2}$	$\omega_{-1,-1}$	$\omega_{-1,0}$	$\omega_{-1,1}$	$\omega_{-1,2}$
$\omega_{0,-2}$	$\omega_{0,-1}$	$\omega_{0,0}$	$\omega_{0,1}$	$\omega_{0,2}$
$\omega_{1,-2}$	$\omega_{1,-1}$	$\omega_{1,0}$	$\omega_{1,1}$	$\omega_{1,2}$
$\omega_{2,-2}$	$\omega_{2,-1}$	$\omega_{2,0}$	$\omega_{2,1}$	$\omega_{2,2}$

$$\omega(-2,-2) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,64} \cdot e^{-\frac{4+4}{2 \cdot 0,64}} = 0,00048;$$

$$\omega(-1,-2) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,64} \cdot e^{-\frac{1+4}{2 \cdot 0,64}} = 0,005;$$

$$\omega(0,-2) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,64} \cdot e^{-\frac{0+4}{2 \cdot 0,64}} = 0,01092621;$$

$$\omega(1,-2) = 0,05;$$

$$\omega(2,-2) = 0,00048;$$

$$\omega(-2,-1) = 0,05;$$

$$\omega(-1,-1) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,64} \cdot e^{-\frac{1+1}{2 \cdot 0,64}} = 0,052163;$$

$$\omega(0,-1) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,64} \cdot e^{-\frac{0+1}{2 \cdot 0,64}} = 0,11385372;$$

$$\omega(1,-1) = 0,052126;$$

$$\omega(2,-1) = 0,05;$$

$$\omega(-2,0) = 0,01092621;$$

$$\omega(-1,0) = 0,11385372;$$

$$\omega(0,0) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot 0,64} \cdot e^{-\frac{0+0}{2 \cdot 0,64}} = 0,24867959;$$

$$\omega(1,0) = 0,11385372;$$

$$\omega(2,0) = 0,01092621;$$

$$\omega(-2,1) = 0,05;$$

$$\omega(-1,1) = 0,052126;$$

$$\omega(0,1) = 0,11385372;$$

$$\omega(1,1) = 0,052126;$$

$$\omega(2,1) = 0,05;$$

$$\omega(-2,2) = 0,00048;$$

$$\omega(-1,2) = 0,05;$$

$$\omega(0,2) = 0,01092621;$$

$$\omega(1,2) = 0,05;$$

$$\omega(2,2) = 0,00048;$$

Отже, розрахована маска $\omega(i,j)$ має такий вигляд:

0.00048	0.005	0.0109	0.005	0.00048
0.005	0.052926	0.1139	0.052926	0.005
0.0109	0.1139	0.2487	0.1139	0.0109
0.005	0.052126	0.1139	0.052126	0.005
0.00048	0.005	0.0109	0.005	0.00048

Розрахуємо суму всіх елементів матриці $\omega(i,j)$:

$$\sum_i \sum_j \omega(i,j) = 0,978324$$

Результати фільтрації подано на рис. 2, 3.

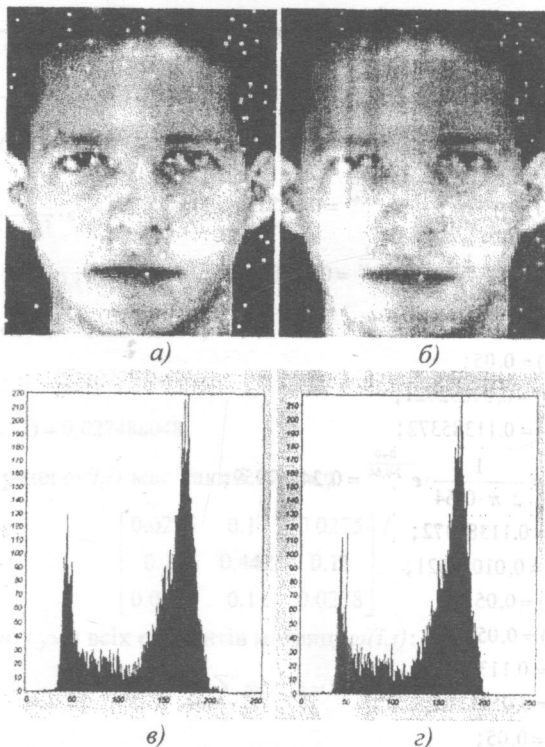
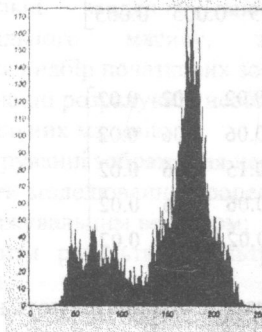


Рисунок 2 – Результати фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,01 за допомогою двовимірних згладжувальних масивів 3×3 (а), 5×5 (б), а також гістограми (в), (г) відповідно до кожного зображення

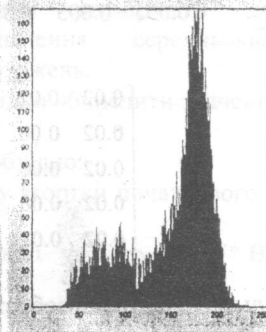


а)

б)



в)



г)

Рисунок 3 – Результати фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,15 за допомогою двовимірних згладжувальних масивів 3×3 (а), 5×5 (б), а також гістограми (в), (г) відповідно до кожного зображення

Можна використати нормальний двовимірний некорельований круговий розподіл, який зрізується і апроксимується таким чином, щоб ваги маски були нормованими:

$$\sum_{i=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \omega_{i,j} = 1. \quad (9)$$

Тоді значення елементів апертури маски $\omega_{i,j}$ мають такий вигляд відповідно до значення середньоквадратичного відхилення: матриця (10) – $\sigma = 0,5$; матриця (11) – $\sigma = 0,7$; матриця (12) – $\sigma = 1$.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.07 & 0.07 & 0.07 & 0 \\ 0 & 0.07 & 0.44 & 0.07 & 0 \\ 0 & 0.07 & 0.07 & 0.07 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} 0.005 & 0.005 & 0.005 & 0.005 & 0.005 \\ 0.005 & 0.08 & 0.08 & 0.08 & 0.005 \\ 0.005 & 0.08 & 0.27 & 0.08 & 0.005 \\ 0.005 & 0.08 & 0.08 & 0.08 & 0.005 \\ 0.005 & 0.005 & 0.005 & 0.005 & 0.005 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} 0.02 & 0.02 & 0.02 & 0.02 & 0.02 \\ 0.02 & 0.06 & 0.06 & 0.06 & 0.02 \\ 0.02 & 0.06 & 0.15 & 0.06 & 0.02 \\ 0.02 & 0.06 & 0.06 & 0.06 & 0.02 \\ 0.02 & 0.02 & 0.02 & 0.02 & 0.02 \end{bmatrix} \quad (12)$$

У подальшій фільтрації зображення використовують наведені маски.

Для визначення значень елементів матриці $\omega(i,j)$ також можна використовувати рівномірний закон розподілу у тривимірному просторі (рис.4).

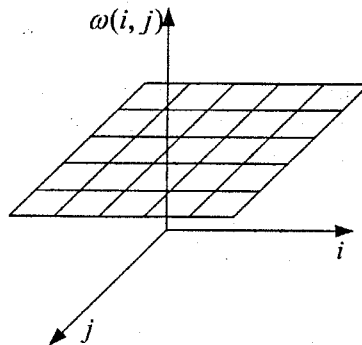


Рисунок 4 – Матриця елементів $\omega(i,j)$ при рівномірному розподілі

В даному випадку значення елементів поточного зображення усереднюються по апертурі робочої зони таким чином

$$\omega(i, j) = \frac{1}{m \cdot n}, \sum_i \sum_j \omega(i, j) = 1, \quad (13)$$

причому

$$i = 0, m-1, j = 0, n-1$$

де $m \times n$ – розмірність матриці ω .

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню низькорівневих методів фільтрації шляхом дискретної згортки.
2. Індивідуальні завдання містять розмірність двовимірного згладжувального масиву, значення середньоквадратичного відхилення і набір початкових зображень.
3. При виконанні розрахунків необхідно обчислити значення елементів згладжувальних масивів.
4. При фільтруванні зображення необхідно:
 - а) провести моделювання процесу згортки початкового зображення зі згладжувальним вектором;
 - б) зобразити результати фільтрації у форматах (*.BMP, *.JPG, *.TIFF).

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати розрахунок елементів згладжувальних векторів, використовуючи нормальний, рівномірний, експоненціальний закони розподілу.
3. Виконати моделювання фільтрації, використовуючи прикладні програми MathCad, Matlab або мови програмування Pascal, Delphi, C++.
4. Отримати в результаті фільтрування файли у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.
5. Виконати порівняльне оцінювання результатів фільтрування при використанні трьох варіантів для обчислення значень елементів згладжувальних векторів.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити:

1. Вхідні дані у вигляді рисунків.
2. Розрахунок коефіцієнтів згладжувальних векторів.

3. Результати розрахунку повинні бути зображені у вигляді векторів.
4. Результати фільтрації повинні бути зображені у вигляді рисунків.
5. Висновки.

Контрольні питання

1. Дайте означення анізотропної фільтрації.
2. Проаналізуйте формулу для дискретної інтерпретації анізотропної фільтрації.
3. Поясніть поняття «вузька апертура», «широка апертура».
4. Наведіть особливості визначення оптимального значення порога фільтрації.
5. Проаналізуйте вираз для методу низькочастотної фільтрації.
6. Поясніть, що таке гістограма зображення.
7. Поясніть, що таке маска при фільтрації зображення.

Лабораторна робота №6

Тема. Медіанна фільтрація зображень

Мета роботи. Ознайомитися з нелінійним методом фільтрації та навчитися згладжувати шуми на практиці

Теоретичні відомості

Медіанна фільтрація - метод нелінійного оброблення сигналів, розроблений Т'юкі. Цей метод є корисним при заглушенні шуму на зображенні [21].

Одновимірний фільтр – це ковзне вікно, що охоплює непарну кількість елементів зображення. Центральний елемент замінюється медіаною всіх елементів зображення у вікні. Медіаною дискретної послідовності a_1, a_2, \dots, a_N для непарного N є той її елемент, для якого існують $(N - 1)/2$ елементів, менших або рівних йому за величиною, і $(N - 1)/2$ елементів, більших або рівних йому за величиною. Нехай у вікно потрапили елементи зображення з рівнями 80, 90, 200, 110 і 120; у цьому випадку центральний елемент варто замінити значенням 110, яке є медіаною впорядкованої послідовності 80, 90, 110, 120, 200. Якщо в цьому прикладі значення 200 є шумовим викидом у послідовності, яка монотонно зростає, то медіанна фільтрація забезпечить істотне поліпшення [10, 21].

Навпаки, якщо значення 200 відповідає корисному імпульсу сигналу (при використанні ширококугових датчиків), то оброблення призведе до втрати чіткості відтвореного зображення. Таким чином, медіанний фільтр в одних випадках забезпечує придушення шуму, в інших - викликає небажане заглушення сигналу.

На рис. 1 показаний вплив медіанного і усереднювального (згладжувального) фільтрів з п'ятиелементним вікном ($L=5$) на східчастий, пілкоподібний, імпульсний і трикутний дискретні сигнали. З цих діаграм очевидно, що медіанний фільтр не впливає на східчасті або пілкоподібні функції, що зазвичай є бажаною властивістю. Проте цей фільтр заглушує імпульсні сигнали, тривалість яких складає менше половини ширини вікна. Фільтр також викликає сплюснення вершини трикутної функції.

Можливості аналізу дії медіанного фільтра обмежені. Можна показати, що медіана добутку постійної K і послідовності $f(i)$ дорівнює

$$\text{med}\{Kf(j)\} = K \text{med}\{f(j)\}. \quad (1)$$

Крім того,

$$\text{med}\{K + f(j)\} = K + \text{med}\{f(j)\}. \quad (2)$$

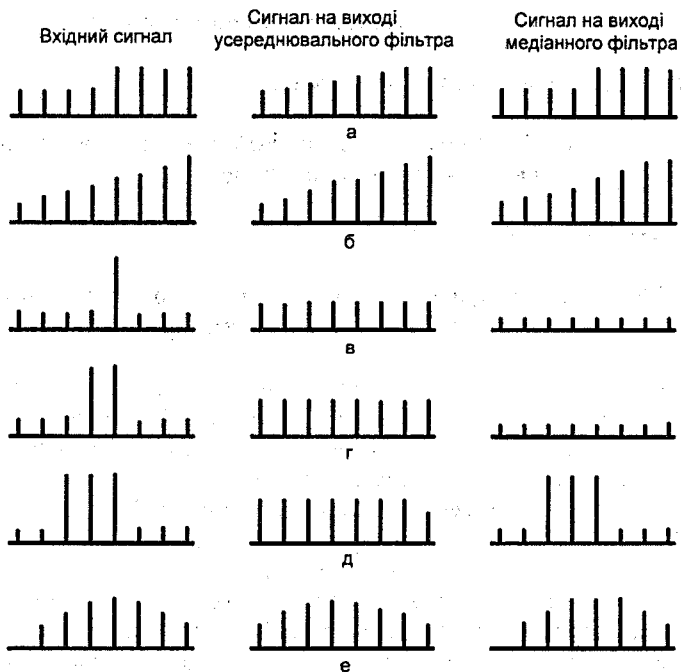


Рисунок 1 – Приклади медіанної фільтрації найпростіших дискретних сигналів, $L = 5$: а - східчастий перехід; б - пилкоподібний перехід; в - одиничний імпульс; г - здвоєний імпульс; д - строєний імпульс; е - трикутний сигнал

Проте медіана суми двох довільних послідовностей $f(j)$ і $g(j)$ не дорівнює сумі їх медіан:

$$\text{med}\{f(j) + g(j)\} \neq \text{med}\{f(j)\} + \text{med}\{g(j)\}. \quad (3)$$

Цю нерівність можна перевірити на прикладі послідовностей 80, 90, 100, 110, 120 і 80, 90, 100, 90, 80.

Можливі різноманітні стратегії застосування медіанного фільтра для заглушення шумів. Одна з них рекомендує починати з медіанного фільтра, вікно якого охоплює три елементи зображення. Якщо ослаблення сигналу незначне, вікно фільтра розширюють до п'ятого елементів. Це проходить доти, поки медіанна фільтрація починає приносити більше шкоди, ніж користі. Інша можливість полягає в здійсненні каскадної медіанної фільтрації сигналу з використанням фіксованої або змінюваної ширини вікна. У загальному випадку ті області, що залишаються без зміни після однократного оброблення фільтром, не змінюються і після

повторного оброблення. Области, в яких тривалість імпульсних сигналів становить менше половини ширини вікна, будуть піддаватися змінам після кожного циклу оброблення.

Концепцію медіанного фільтра легко узагальнити на два вимірювання, приймаючи двовимірне вікно бажаної форми, наприклад, прямокутне або близьке до круглого. Очевидно, що двовимірний медіанний фільтр з вікном розміром $L \times L$ забезпечує більш ефективне заглушення шуму, ніж послідовно застосовані горизонтальний і вертикальний одновимірні медіанні фільтри з вікном розміру $L \times 1$; двовимірне оброблення, однак, призводить до більш істотного послаблення сигналу. На рис. 2 показано вплив двовимірної медіанної фільтрації на просторовий імпульсний сигнал. Використовувалися фільтри з вікнами двох типів: квадратним розміром 3×3 і хрестоподібним розміром 5×5 . Як видно, медіанний фільтр з квадратним вікном зруйнував кути зображеного квадрата, а фільтр із хрестоподібним вікном лишив його без зміни.

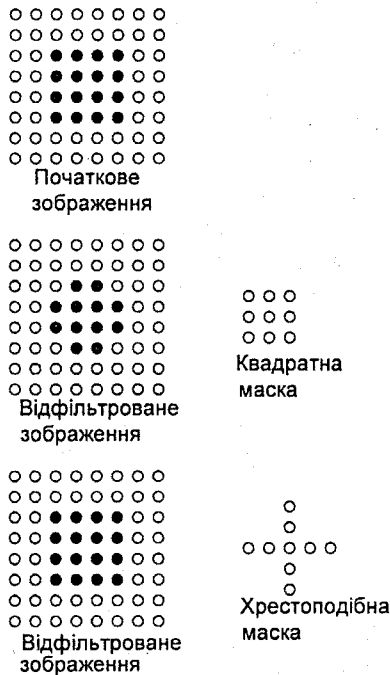


Рисунок 2 – Приклади двовимірної медіанної фільтрації

Медіанний фільтр більш ефективно заглушує розрізнені імпульсні завади, ніж гладкі шуми. Медіанну фільтрацію зображень з метою

заглушення шумів варто вважати евристичним методом. Її не можна застосовувати наосліп. Навпаки, варто перевіряти одержувані результати, щоб переконатися в доцільності медіанної фільтрації.

Важливою перевагою медіанної фільтрації є здатність до видалення імпульсних завад практично без перекручування послідовностей значення сигналу, що плавно змінюються, тривалість яких перевищує половину довжини апертури медіанного фільтра. Медіанна фільтрація відноситься до класу нелінійних методів оброблення сигналів, унаслідок чого її застосування не завжди вдається обґрунтувати за допомогою строгих критеріїв якості. Проте простота обчислень і ефективність оброблення обумовили широке поширення цього методу.

Одновимірний медіанний фільтр являє собою ковзне вікно довжиною N відліків, в якому центральний елемент замінюється медіаною (тобто середнім елементом послідовності, упорядкованої в порядку зростання значень сигналу у "вікні"). Таким чином, операція медіанної фільтрації K -послідовності значень сигналу характеризується відношенням вигляду

$$\underset{1 \leq k \leq N}{med} \{s_k\} = \begin{cases} 0.5(s_n + s_{n+1}), & N = 2n, \\ s_n, & N = 2n - 1, \end{cases} \quad (4)$$

де фіксоване значення $n = 1, 2, \dots$ визначає апертуру фільтра. Наприклад, нехай $n = 3$, $N = 5$, тоді

$$\underset{1 \leq k \leq 5}{med} \{0, 2, 7, 0, 3\} = 2.$$

Дія медіанного фільтра з апертурою $N = 5$ елементів на інтерференційний сигнал, перекручений імпульсною завадою, ілюструється на рис.3. З рисунка видно, що відбувається ефективне заглушення поодиноких і парних імпульсних викидів сигналу.

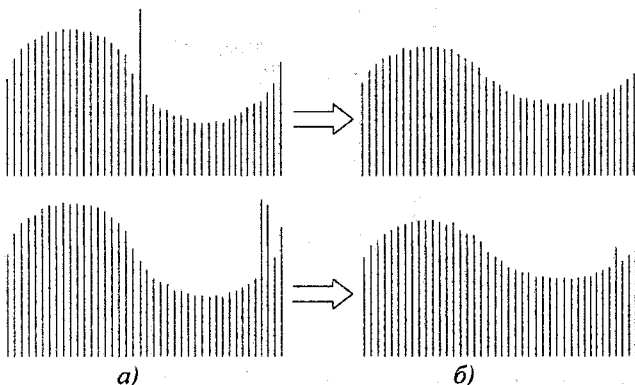


Рисунок 3 – Медіанна фільтрація інтерференційного сигналу в умовах імпульсної завади: початкові значення сигналів (а) і значення після оброблення (б)

Властивості медіанного фільтра характеризуються такими співвідношеннями:

$$\begin{aligned} \text{med}\{a \cdot s(k)\} &= a \cdot \text{med}\{s(k)\} \\ \text{med}\{s_0 + s(k)\} &= s_0 + \text{med}\{s(k)\}, \end{aligned} \quad (5)$$

де a і s_0 - постійні. Проте при медіанній фільтрації не дотримується принцип суперпозиції:

$$\text{med}\{s_1(k) + s_2(k)\} \neq \text{med}\{s_1(k)\} + \text{med}\{s_2(k)\}. \quad (6)$$

Внаслідок нелінійності (3), (6) не можна строго розмежувати вплив медіанної фільтрації на сигнал і шум (при лінійній фільтрації така задача вирішується порівняно просто).

Наведемо дані про вплив медіанного фільтра на послідовність незалежних однаково розподілених випадкових змінних. У випадку рівномірного закону розподілу на інтервалі $0 \leq s \leq 1$ підсумкова дисперсія дорівнює

$$\sigma_{\text{med}\{s_1, \dots, s_N\}}^2 = \frac{3\sigma_s^2}{N+2}, \quad (7)$$

де σ_s^2 - вихідна дисперсія випадкових змінних;

N - як і раніше - апертура медіанного фільтра.

При нормальному законі розподілу підсумкова дисперсія має вигляд

$$\sigma_{\text{med}\{s_1, \dots, s_N\}}^2 \approx \frac{\frac{\pi}{2} \sigma_s^2}{N + \frac{\pi}{2} + 1}, \quad (8)$$

де $N = 2n + 1$, $n = 0, 1, \dots$

Оскільки середнє значення $\langle s \rangle$ для N незалежних випадкових змінних має дисперсію $\frac{\sigma_s^2}{N}$, то можна сказати, що при впливі гауссівського білого шуму відповідно з виразом (8) ефективність медіанної фільтрації при великих N нижча на $\frac{\pi}{2} - 1 \approx 60\%$ у порівнянні з ковзним середнім.

Медіанна оцінка є кращою оцінкою в порівнянні з ковзним середнім і оптимальною оцінкою за критерієм мінімуму середньої квадратичної помилки для випадку подвійного експоненціального розподілу вигляду

$$p(s) = \frac{\sqrt{2}}{\sigma_s} \exp\left(\frac{-\sqrt{2}|s - s_0|}{\sigma_s}\right), \quad (9)$$

при цьому

$$\sigma_{\text{med}}^2 = \frac{\frac{1}{2} \sigma_s}{N - \frac{1}{2}}. \quad (10)$$

На рис. 4-7 наведено результати медіанної фільтрації з маскою певного розміру зображень з різним коефіцієнтом шуму.

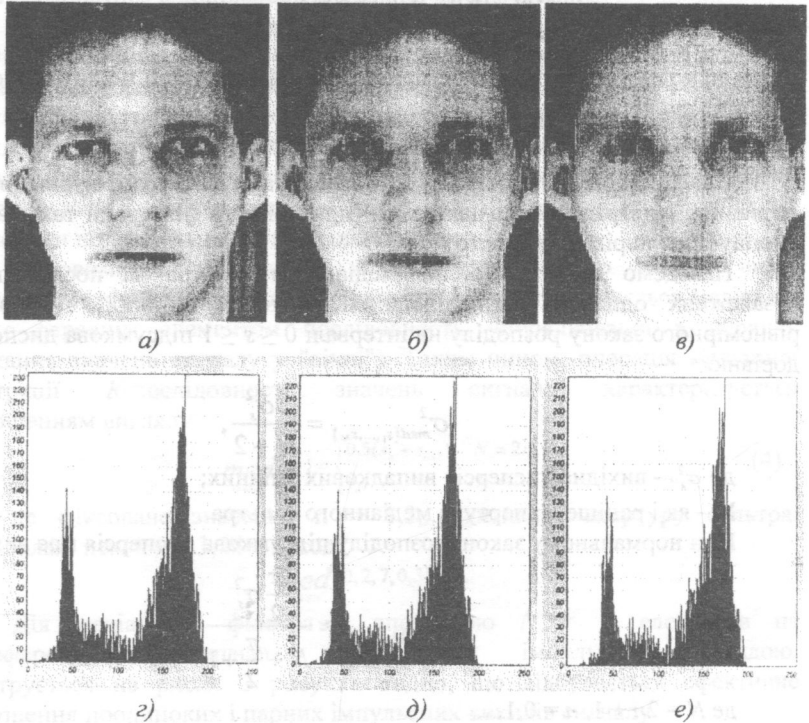


Рисунок 4 – Результати медіанної фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,01: а) фільтрація маскою вектором 3×1 , б) фільтрація маскою вектором 5×1 , в) фільтрація маскою вектором 7×1 і гістограми відповідно до кожного зображення

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню нелінійних методів фільтрації.
2. Індивідуальні завдання містять розмірність фільтрувального масиву і набір початкових зображень.
3. При фільтруванні зображення необхідно:
 - а) провести моделювання процесу фільтрування початкового зображення;
 - б) зобразити результати фільтрації у форматах (*.BMP, *.JPG, *.TIFF).

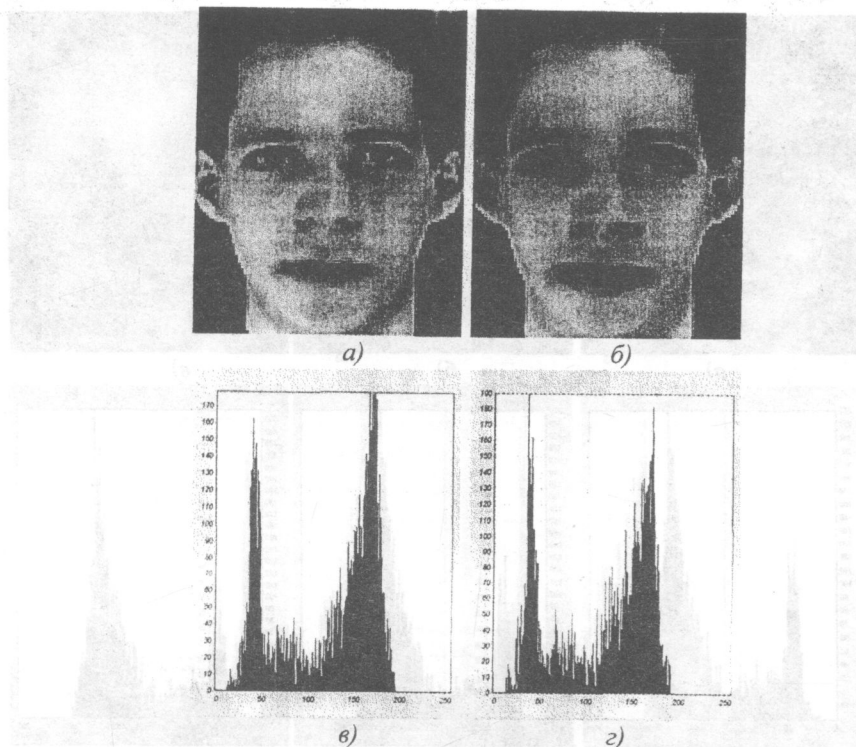


Рисунок 5 – Результати медіанної фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,01: а) фільтрація маскою вектором 3×3 , б) фільтрація маскою вектором 5×5 і гістограми відповідно до кожного зображення

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати моделювання фільтрації, використовуючи прикладні програми MathCad, Matlab або мови програмування Pascal, Delphi, C++.
3. Отримати в результаті фільтрування файли у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.
4. Виконати порівняльне оцінювання результатів фільтрування при використанні трьох варіантів розмірності фільтруючого вікна.

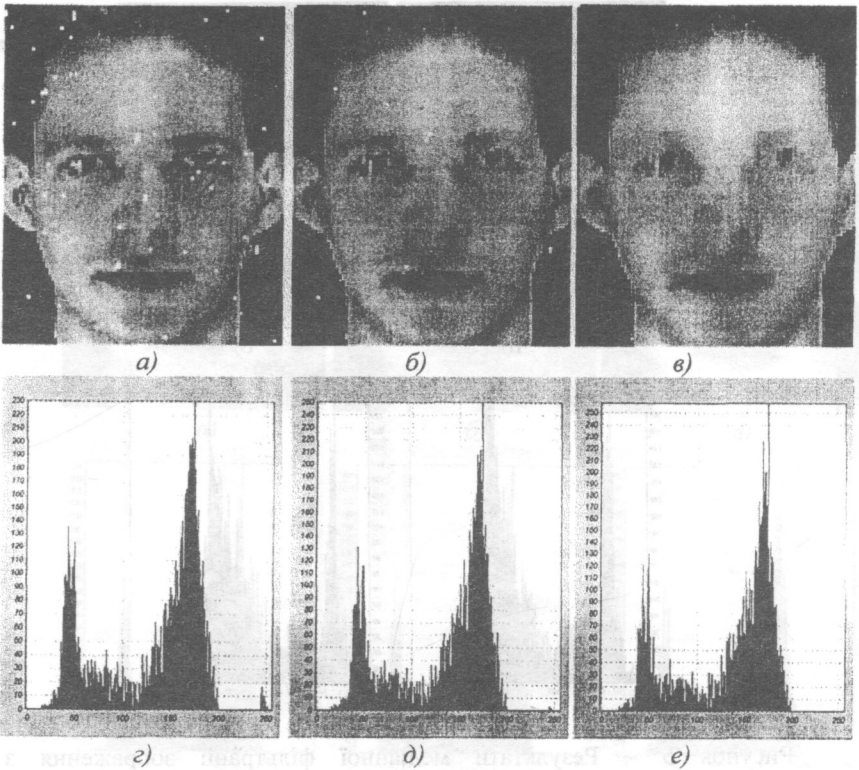


Рисунок 6 – Результати медіанної фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,15: а) фільтрація маскою вектором 3×1 , б) фільтрація маскою вектором 5×1 , в) фільтрація маскою вектором 7×1 і гістограми відповідно до кожного зображення.

Оформлення звіту

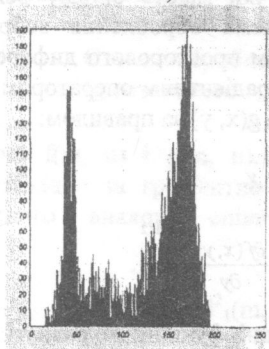
Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити:

1. Вхідні дані у вигляді рисунків.
2. Результати фільтрації повинні бути зображені у вигляді рисунків.
3. Висновки.

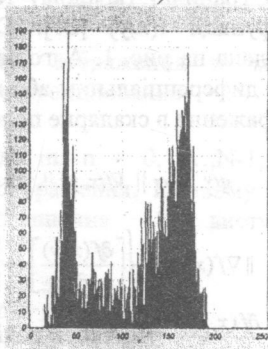


а)

б)



в)



г)

Рисунок 7 – Результати медіанної фільтрації зображення з коефіцієнтом шуму 0,15: а) фільтрація маскою вектором 3×3 , б) фільтрація маскою вектором 5×5 і гистограми відповідно до кожного зображення.

Контрольні питання

1. Дайте означення медіанної фільтрації.
2. Поясніть суть нелінійних методів фільтрації.
3. Дайте характеристику одновимірного фільтра.
4. Проаналізуйте особливості медіанного фільтра.
5. Поясніть особливості медіанного фільтра при згладжуванні шумів.
6. Наведіть та поясніть властивості медіанного фільтра.

Лабораторна робота №7

Тема. Сегментація зображень за методом просторового диференціювання

Мета. Ознайомитися з алгоритмічними реалізаціями сегментації зображень за методом просторового диференціювання

Теоретичні відомості

Метод просторового диференціювання оснований на припущенні про те, що граничні (крайові) точки мають більшу величину модуля градієнта функції $f(x, y)$ [21]. Схема оброблення зображення даним методом подана на рис. 1. Алгоритм просторового диференціювання, що називається диференціальним або градієнтним оператором D , перетворює вихідне зображення в скалярне поле $g(x, y)$ за правилом:

$$g(x, y) = \|\nabla f(x, y)\|, \quad \forall x \in X. \quad (1)$$

Тут

$$\|\nabla f(x, y)\| = \left\{ \left[\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \right]^2 + \left[\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \right]^2 \right\}^{1/2}, \quad (2)$$

де $\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}$, $\frac{\partial f(x, y)}{\partial y}$ - часткові похідні функції яскравості зображення за

ортогональними напрямками;

X - область задання функції $f(x, y)$.

Поле $g(x, y)$, що отримується після перетворення (1), називають градієнтним зображенням або зображенням з підсиленими границями. Обробка градієнтного зображення здійснюється за допомогою порогового оператора за правилом:

$$b(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{при } g(x, y) \geq T, \\ 0, & \text{при } g(x, y) < T, \end{cases} \quad (3)$$

де T - величина постійного або змінного за визначеним правилом порогу.

В результаті роботи порогового оператора вдається отримати бінарне контурне зображення $b(x, y)$.

Обчислювальна реалізація даного методу зводиться до синтезу чисельних алгоритмів оцінювання часткових похідних у деякій точці зображення і виконання далі нескладних арифметичних операцій, що регламентуються відношеннями (1) і (2). Відомі на даний час численні алгоритми просторового диференціювання, що називаються, як правило,

градієнтними або диференціальними операторами, відрізняються один від одного обраним способом оцінювання окремих похідних функції яскравості зображення за ортогональними напрямками.



Рисунок 1 – Схема оброблення зображення за методом просторового диференціювання

Нехай через $f(m, n)$ і $g(m, n)$, де $m, n = 0, 1, \dots, N-1$, позначені дискретизовані вихідне та градієнтне зображення. В цьому випадку в якості дискретного аналога співвідношення (1) виступає таке співвідношення

$$g(m, n) = [d_1^2(m, n) + d_2^2(m, n)]^{1/2}, \quad (4)$$

або його спрощений варіант:

$$g(m, n) = [d_1(m, n) + d_2(m, n)]^{1/2}. \quad (5)$$

В цих співвідношеннях $d_1(m, n)$ та $d_2(m, n)$ – оцінки окремих похідних функції яскравості в точці (m, n) . Конкретні формули для їх розрахунку, що використовуються у різних диференціальних операторах, наведені в табл. 1. Відмітимо, що у випадку диференціального оператора максимальної різниці оцінювання модуля градієнта проводиться за співвідношенням (5). Аналіз обчислювальних співвідношень, наведених у табл. 1, показує, що роботу більшості диференціальних операторів можна однаково описати з використанням понять вектора-околу, вагових векторів (масок або шаблонів) і операції скалярного добутку над цими векторами. Позначимо через $F'_{m,n}$ і $F_{m,n}$ такі вектори-околу точки (m, n) :

$$F'_{m,n} = (f_{m,n}, f_{m,n+1}, f_{m+1,n}, f_{m+1,n+1}), \quad (6)$$

$$F^T_{m,n} = (f_{m-1,n-1}, f_{m-1,n}, f_{m-1,n+1}, f_{m,n-1}, f_{m,n}, f_{m,n+1}, f_{m+1,n-1}, f_{m+1,n}, f_{m+1,n+1}),$$

де T – знак транспонування вектора.

Таблиця 1 – Опис диференціальних операторів

Найменування диференціального оператора	Формули для обчислення $d_1(m, n)$, $d_2(m, n)$	Вагові вектори W_i	Розмір околу, що аналізується. Кількість елементів розділу
Різницьвий	$d_1(m, n) = [f(m, n) - f(m, n+1)] + [f(m+1, n) - f(m+1, n+1)];$ $d_2(m, n) = [f(m+1, n) - f(m, n)] + [f(m+1, n+1) - f(m, n+1)].$	$W_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} \quad W_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$	2x2
Робертса	$d_1(m, n) = a(m, n) - f(m+1, n+1);$ $d_2(m, n) = f(m+1, n) - f(m, n+1)$	$W_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix} \quad W_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$	2x2
Максимальної різниці	$d_1(m, n) = \max\{f(m, n), f(m, n+1), f(m+1, n), f(m+1, n+1)\};$ $d_2(m, n) = (-1)\min\{f(m, n), f(m, n+1), f(m+1, n), f(m+1, n+1)\}$	Відсутні	2x2
Превігга	$d_1(m, n) = [f(m-1, n-1) + f(m, n-1) + f(m+1, n-1)] - [f(m-1, n+1) + f(m, n+1) + f(m+1, n+1)];$ $d_2(m, n) = [f(m+1, n-1) + 2f(m, n-1) + f(m+1, n-1)] - [f(m-1, n-1) + f(m-1, n) + f(m-1, n+1)];$	$W_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad W_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$	3x3
Собеля	$d_1(m, n) = [f(m-1, n-1) + 2f(m, n-1) + f(m+1, n-1)] - [f(m-1, n+1) + 2f(m, n+1) + f(m+1, n+1)];$ $d_2(m, n) = [f(m+1, n-1) + 2f(m+1, n) + f(m+1, n+1)] - [f(m-1, n-1) + f(m-1, n) + f(m-1, n+1)];$	$W_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \\ 2 \\ 2 \\ 0 \\ -2 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad W_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$	3x3
Девіса	$d_1(m, n) = \sigma_{1x}(m, n) - \sigma_{2x}(m, n) ;$ $d_2(m, n) = \sigma_{1y}(m, n) - \sigma_{2y}(m, n) ;$ $\sigma_{1x}(m, n) = f(m-1, n-1) - \mu_x + f(m, n-1) - \mu_x + f(m+1, n-1) - \mu_x ;$ $\sigma_{2x}(m, n) = f(m-1, n+1) - \mu_x + f(m, n+1) - \mu_x + f(m+1, n+1) - \mu_x ;$ $\sigma_{1y}(m, n) = f(m+1, n-1) - \mu_y + f(m+1, n) - \mu_y + f(m+1, n+1) - \mu_y ;$ $\sigma_{2y}(m, n) = f(m-1, n-1) - \mu_y + f(m-1, n) - \mu_y + f(m-1, n+1) - \mu_y ;$ $\mu_x = 1/3(f(m-1, n-1) + f(m, n-1) + f(m+1, n-1));$ $\mu_y = 1/3(f(m+1, n-1) + f(m+1, n) + f(m+1, n+1));$	Відсутні	3x3

Компоненти цих векторів являють собою впорядковані за рядками елементи околу точки (m, n) розмірами 2×2 та 3×3 , відповідно. Беручи до уваги введені значення, розрахунок градієнтного зображення $g(m, n)$ за допомогою оператора Робертса і різницевого оператора здійснюється таким чином:

$$g(m, n) = [(W_1^T F'_{mn})^2 + (W_2^T F'_{mn})^2]^{1/2}. \quad (7)$$

Для операторів Собеля і Превітта має місце рівність:

$$g(m, n) = [(W_1^T F_{mn})^2 + (W_2^T F_{mn})^2]^{1/2}. \quad (8)$$

У співвідношеннях (7) та (8) W_1 і W_2 – вагові вектори, отримані з відповідних масок порядковим впорядкуванням їх елементів.

Наведена вище формалізація виявилася зручною не тільки з точки зору одноманітності опису обчислень, що важливо під час програмної реалізації алгоритмів, але й з точки зору вироблення деякого узагальненого обчислювального підходу до розв'язання задачі оцінювання модуля градієнта з похідної за напрямком у деякій точці зображення. У відповідності до цього підходу розглядаються вектор F_{mn} та множина векторів $\{W_i\}$, $i=1,2,\dots,9$, тієї ж закономірності. На рис.2 ці вектори показані у формі масок або шаблонів. Вектори $\{W_i\}$ ортогональні і можуть бути прийняті в якості базиса 9-вимірного евклідового простору. Якщо зробити цей базис ортонормованим, то скалярний добуток

$$W_i^T F_{mn} = \|W_i\| \|F_{mn}\| \cos\theta' = \|F_{mn}\| \cos\theta'$$

визначає довжину проєкції вектора F_{mn} на напрямок, що задається координатним вектором W_i ; θ' – кут між векторами W_i і F_{mn} .

У загальному випадку довжина pr проєкції вектора F_{mn} на підпростір з базисом $\{W_1, W_2, \dots, W_k\}$, $k < 9$, визначається так:

$$pr = \left[\sum_{i=1}^k (W_i^T F_{mn})^2 \right]^{1/2},$$

при цьому

$$\|F_{mn}\| = \left[\sum_{i=1}^9 (W_i^T F_{mn})^2 \right]^{1/2}.$$

Кут θ визначається співвідношенням:

$$\theta = \arccos \left\{ \left[\sum_{i=1}^k (W_i^T F_{mn})^2 \right]^{1/2} \div \|F_{mn}\| \right\}. \quad (9)$$

Величина даного кута визначає геометричну близькість вектора F_{mn} до підпростору з базисом $\{W_1, W_2, \dots, W_k\}$. Зокрема при $k=2$ підпростором є площина з координатним базисом $\{W_1, W_2\}$. Якщо $\theta=0$, то вектор F_{mn} лежить в цій площині; якщо $\theta=\pi/2$, то вектор F_{mn} є ортогональним до неї.

Описана формальна схема знайшла застосування в задачі виділення країв. Показані на рис.2 маски розбиваються на 3 групи. В першу входять вектори $W_1 - W_4$, які визначають базис крайового підпростору. Близькість вектора F_{mn} до цього підпростору означає наявність в точці (m, n) краю, що має одну з можливих орієнтацій: $0^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 45^\circ$. Друга група складається з векторів $W_5 - W_8$ і визначає так званий підпростір ліній. Аналогічно при малому значенні кута між вектором F_{mn} і його проекцією на цей підпростір виносяться рішення про наявність ліній, що орієнтовані різним чином в околі точки, яка аналізується. Насамкінець, $\{W_9\}$ складає базис усереднювального підпростору, а величина $W_9^T F_{mn}$ пропорційна середній яскравості зображення в околі даної точки.

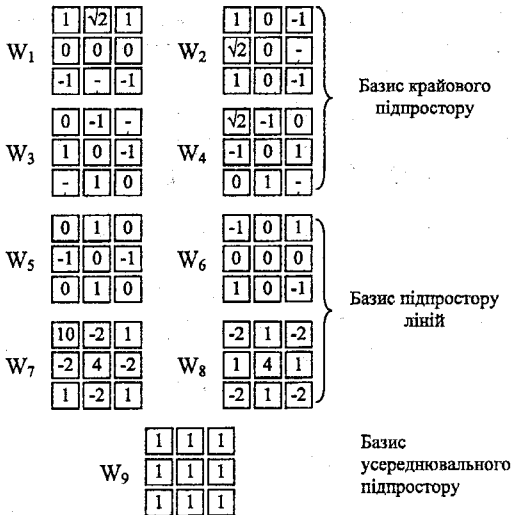


Рисунок 2 – Ортогональний базис 9-вимірного простору для виділення границь алгоритмом Френ-Чена

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню сегментації зображень методом просторового диференціювання.
2. Індивідуальні завдання містять набір початкових зображень та найменування диференціальних операторів для виконання сегментації.
3. При сегментації зображень необхідно: а) провести моделювання процесу сегментації методом просторового диференціювання з використанням двох різних диференціальних операторів; б) подати результати сегментації у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати моделювання процесу сегментації, використовуючи прикладні програми MathCad, Matlab, або мови програмування Pascal, Delphi, C++ у відповідності із завданням свого варіанта.
3. Отримані результати зобразити у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.
4. Виконати порівняльне оцінювання результатів сегментації при використанні двох різних диференціальних операторів.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити

1. Вхідні дані у вигляді рисунків.
2. Результати сегментації у вигляді рисунків з вказанням на оператори, що використовувались.
3. Висновки.

Контрольні питання

1. Дайте означення сегментації.
2. Які є основні підходи при сегментації зображень?
3. В чому суть методу просторового диференціювання?
4. Які існують найбільш поширені диференціальні оператори?
5. Які переваги і недоліки методу просторового диференціювання?

Лабораторна робота №8

Тема. Сегментація зображень за методом порогового обмеження за яскравістю

Мета. Ознайомитися з особливостями реалізації сегментації зображень за методом порогового обмеження за яскравістю

Теоретичні відомості

Метод порогової сегментації має найбільше розповсюдження (рис.1). Порогове оброблення зображення може бути представлено такою математичною моделлю [23]:

$$TH : f(x, y) \rightarrow s(x, y),$$
$$s(x, y) = \begin{cases} \lambda_i & \text{при } T_j \leq f(x, y) < T_{j-1} \\ \lambda_0 & \text{при } f(x, y) \leq T_0 \\ \lambda_{k-1} & \text{при } f(x, y) > T_{k-1} \end{cases}, \quad (1)$$

де TH – оператор порогового перетворення функції яскравості зображення $f(x, y)$, а $s(x, y)$ – результат сегментації, k – кількість областей сегментації, T_0, T_1, \dots, T_{k-1} – впорядковані величини порогів, $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{k-1}$ – мітки областей сегментації.

В окремому випадку, при $k=2$ порогове оброблення за вказаним правилом (1) передбачає використання одного порогу.

Відомо декілька аналітичних підходів до вибору значення порогу за яскравістю. Один з методів полягає у встановленні порогу на такому рівні, при якому загальна сума елементів з підпороговою яскравістю узгоджена з апіорними ймовірностями цих значень яскравості. Інший підхід до порогового обмеження за яскравістю полягає у виборі порогу, який відповідає мінімуму бімодальної гістограми, розташованому між двома її піками (рис.2). Визначення цього мінімального значення буває ускладненим внаслідок “східчастості” гістограми. Тому ділянка між піками апроксимується деякою аналітичною функцією і знаходиться її мінімум шляхом обчислення похідних.

Для знаходження порогу яскравості можна запропонувати використовувати оператор Лапласа. Для неперервного зображення $F(x, y)$ оператор Лапласа виглядає таким чином :

$$\nabla^2 F(x, y) = \partial^2 F(x, y) / \partial x^2 + \partial^2 F(x, y) / \partial y^2.$$

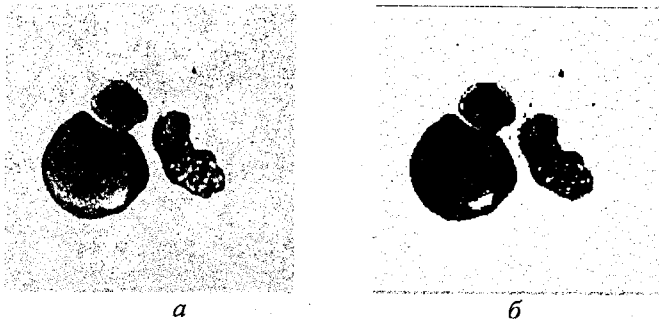


Рисунок 1 – Зображення мікроскопічного гемоцитологічного препарату: а – вхідне зображення, б – зображення, що отримане в результаті порогової сегментації

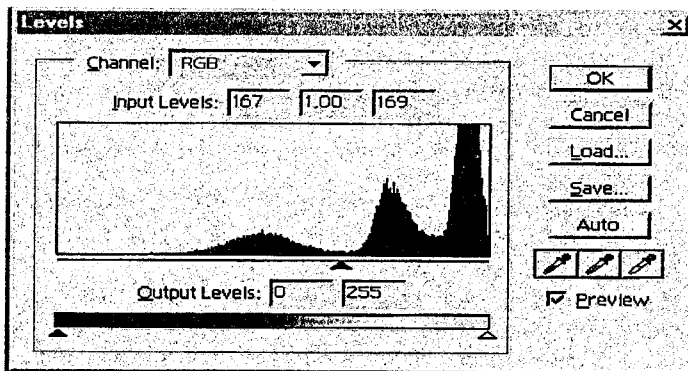


Рисунок 2 – Гістограма яскравостей гемоцитологічного препарату з вказаним порогом

Тобто, він дає значення других часткових похідних цієї функції за напрямками координатних осей. На плоских ділянках лапласіан дорівнює нулю, а вздовж похилої поверхні майже нулю. В області переходу від низького “плато” лапласіан буде мати велике додатне значення, а при переході від високого “плато” - велике від’ємне значення. Гістограма, яка побудована з використанням лише точок вхідного зображення, що відповідають дуже високим або дуже низьким значенням лапласіана, є бімодальною з чіткою западиною між піками (рис.2).

При неоднорідному фоні необхідно зробити так, щоб поріг за яскравістю адаптувався до її середнього рівня. Це може бути досягнуто розбиттям зображення на маленькі фрагменти та встановленням порогу для кожного фрагмента. Пороги для кожного елемента зображення можливо встановлювати шляхом інтерполяції між центрами фрагментів.

Відомі також методи, що дозволяють сегментувати зображення шляхом усереднення поперечних перерізів профілю яскравості зображення. Горизонтальні та вертикальні поперечні перерізи визначаються таким чином:

$$H(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} F(j, k),$$
$$V(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F(j, k),$$
(2)

де $H(k)$ - горизонтальний переріз зображення;

$V(j)$ - вертикальний переріз зображення;

$F(j, k)$ - функція зображення;

N - кількість точок зображення.

Найбільш ефективною є сегментація за допомогою рекурентного методу порогового обмеження за яскравістю. На першому етапі виконується порогове обмеження зображення шляхом знаходження мінімального значення між модами гістограми яскравості для того, щоб відокремити над'яскраві області від надтемних. Після цього формуються гістограми для кожної сегментованої частини. Якщо ці гістограми не унімодальні, то одержані сегменти можна знову наразити на порогове обмеження. Процес триває до тих пір, поки гістограми для всіх сегментів не стануть унімодальними або ж не буде досягнутий деякий бажаний рівень сегментації.

Відомо спосіб багатовимірною порогового обмеження за яскравістю. Він полягає в тому, що кольорове зображення представляють в системах координат кольору RGB, YIQ, а також у системі нестандартних кольорових координат, що одержали назви інтенсивність, тон кольору та насиченість. Одержують гістограми для цих дев'яти кольорових координат. Фактично вони є маргінальними гістограмами деякої сумісної багатовимірної гістограми. Якщо не всі гістограми ознак унімодальні, то застосовується спеціально розрахована на цей випадок процедура визначення найкращої ознаки і найкращого рівня, за яким виконується порогове обмеження цієї ознаки. Цей спосіб у поєднанні з розрізненням текстур виявляється досить ефективним. Проте, велика частина керуючих операцій виконується людиною-оператором, а для налагодження параметрів процедури вимагається людське судження, основане на візуальному аналізі результатів пробних експериментів з різними пороговими значеннями.

Те, що однією з найважливіших ознак, яка покладена в основу цього методу, є колір, робить його непридатним у використанні для напівтонових зображень.

Слабким місцем всіх відомих методів сегментації за яскравістю, оснований на пороговому обмеженні, є те, що в них не враховується просторове розміщення елементів зображення і їх взаємозв'язок, що надзвичайно важливо при аналізі форми зображень. Особливо це має значення, коли на зображенні є шумові елементи, які за своєю яскравістю близькі до яскравості сегментів, що виділяються, а також існує перетин розподілів яскравостей різних об'єктів.

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню сегментації зображень методом порогового обмеження за яскравістю.
2. Індивідуальні завдання містять набір початкових зображень та назву методики вибору порогу для виконання сегментації.
3. При сегментації зображень необхідно:
 - а) провести моделювання процесу сегментації методом порогового обмеження за яскравістю;
 - б) зобразити результати сегментації у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати моделювання процесу сегментації, використовуючи прикладні програми MathCAD, Matlab, Photoshop, або мови програмування Pascal, Delphi, C++ у відповідності із завданням свого варіанта.
3. Отримані результати подати у форматах *.BMP, *.JPG, *.TIFF.
4. Виконати порівняльне оцінювання результатів сегментації при використанні двох різних методик вибору порогу.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити

1. Вхідні дані у вигляді рисунків.
2. Результати сегментації у вигляді рисунків з вказанням на методику вибору порогу.
3. Висновки.

Контрольні питання

1. Надайте математичну модель методу порогового обмеження.
2. Поясніть основні методи знаходження порогових значень при пороговому обмеженні за яскравістю.
3. Які недоліки і переваги методу порогового обмеження?
4. Як використовується оператор Лапласа для визначення порогу яскравості зображень при сегментації?

Тема. Вибір критерію оцінювання адекватності методу сегментації та його аналіз

Мета. Ознайомитися з критеріями оцінювання адекватності методу сегментації та навчитися його практично застосовувати

Теоретичні відомості

Для оцінювання адекватності методу сегментації та порівняння його з іншими методами необхідний критерій.

Складність оцінювання адекватності методу полягає в тому, що кінцеві параметри (або критерії), за якими він оцінюється, значно залежать від конкретної алгоритмічної (у вигляді програми) або конкретної технічної (у вигляді пристрою) реалізації. Тому при виборі критерію оцінювання адекватності методу необхідно вибирати такий, щоб він повною мірою характеризував метод, але не знаходився у сильній залежності від вказаних реалізацій. До нього можуть бути висунуті ті же самі вимоги, що і до критерію ефективності. Сформулюємо ці вимоги з урахуванням [25]:

- критерій повинен характеризувати (краще прямо) адекватність, відображаючи об'єктивну реальність;
- критерій повинен мати фізичне тлумачення;
- критерій повинен бути простим і обчислюватись хоча б за допомогою ЕОМ;
- критерій повинен змінюватись в певних межах, наприклад: $0 \leq K \leq 1$, де K – критерій адекватності;
- критерій повинен бути безрозмірним, тобто нормованим;
- критерій повинен бути теоретичним, тобто його можливо сформулювати у вигляді закону, який може бути покладений в основу теорії;
- критерій повинен бути свристичним, тобто повинен дозволяти накопичувати досвід, розвивати інтуїцію.

Процес сегментації можна характеризувати такими критеріями:

- 1) точність сегментації;
- 2) трудомісткість методу;
- 3) функціональні можливості методу;
- 4) швидкодія або часові витрати;
- 5) ціна реалізації (програмої або технічної).

Одним з найбільш важливих окремих критеріїв оцінювання методу сегментації зображень є точність сегментації. Критерій точності сегментації повинен вказувати наскільки правильно відбувся процес,

тобто наскільки подібні результати реальної сегментації до результатів ідеальної сегментації. Це можна з'ясувати, якщо порівняти вихідне бінарне зображення, що утворено людиною в процесі сегментації, та бінарне зображення, що утворено в результаті роботи методу. В [24] розглянуто деякі підходи до визначення кількісних мір подібності бінарних матриць, а в [21] – напівтонових зображень.

Найкращою та найбільш відомою мірою схожості, або точніше відмінності, між цифровими кодами є хеммінгова відстань. В [24] вказано, що з початку ця міра була введена для бінарних кодів, але повністю може бути застосована для будь яких впорядкованих наборів. В якості міри несхожості двох наборів рівної довжини приймається кількість символів, які не збігаються.

Так, для бінарних послідовностей $x = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ і $y = (\eta_1, \dots, \eta_n)$, де ξ_i, η_i – логічні змінні, хеммінгову відстань можна отримати за допомогою такої циклічної операції:

$$\rho_H(x, y) = bc\left\{\left(\bar{\xi}_i \wedge \eta_i\right) \vee \left(\xi_i \wedge \bar{\eta}_i\right) \mid i = 1, \dots, n\right\}, \quad (1)$$

де $bc\{S\}$ – функція, яка визначає кількість елементів набору S , що приймають значення логічної одиниці, а булевий вираз, який виступає як елемент набору S , описує функцію “Виключне АБО” змінних ξ_i і η_i .

Це може бути застосовано до результатів сегментації, де як змінні, які підлягають оцінюванню за даним критерієм, виступають бінарні матриці (результати ідеальної сегментації і сегментації за певним методом).

В [21] вказується міра близькості напівтонових зображень – евклідова відстань. Нехай $U = \{S(i, j)\}$ – ідеальне зображення, що отримане як результат ідеальної сегментації, причому $i = 1, \dots, N$; $j = 1, \dots, M$ цілочислові координати елементів зображення, а M і N – кількість елементів в рядку і стовпці, відповідно.

Нехай $V = \{\tilde{S}(i, j)\}$ – реальне зображення, що отримане як результат сегментації реальним методом.

Квадрат евклідової відстані між зображеннями є квадрат норми їх різниці:

$$\|\Delta\|^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \Delta^2(i, j), \quad (2)$$

де різницеве зображення:

$$\Delta(i, j) = \tilde{S}(i, j) - S(i, j). \quad (3)$$

Вочевидь, що якщо результат сегментації зображений у бінарному вигляді, то квадрат евклідової відстані буде відповідати

кількості пікселів, які не збігаються, на ідеальному та реальному зображеннях і буде дорівнювати хеммінговій відстані. А поділивши цю величину на кількість пікселів зображення в [21] отримують нормовану квадратичну відстань зображень (НКВЗ):

$$\text{НКВЗ} = \frac{\|\Delta\|^2}{MN}. \quad (4)$$

Результат сегментації зобразимо як сукупність бінарних зображень V_1, V_2, \dots, V_z , кожне з яких може бути подане у вигляді бінарної матриці $B(\lambda_i)$, розмірністю $M \times N$, де λ_i - смислова мітка сегмента. Позначимо ідеальне зображення $B(\lambda_i)$, а реальне $\tilde{B}(\lambda_i)$. Відповідно елементи $b_\lambda(m, n)$ - елементи матриці ідеального зображення сегмента з міткою λ_i , а $\tilde{b}_\lambda(m, n)$ - елементи матриці реального зображення сегмента з міткою λ_i .

Також необхідно врахувати, що критерій не повинен залежати від масштабування. Тому пропонується пронормувати його тільки за площею сегмента на ідеальному зображенні. Назвемо цю величину нормованою квадратичною помилкою сегментації (НКПС). Вона буде обчислюватись таким чином:

$$\text{НКПС}_i = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \{b_\lambda(m, n) - \tilde{b}_\lambda(m, n)\}^2}{\tilde{S}_\lambda}, \quad (5)$$

де НКПС_i - нормована квадратична помилка сегментації i -го сегмента;

\tilde{S}_λ - площа сегмента з міткою λ_i на ідеальному зображенні.

Така НКПС відповідає кожному сегменту з певною міткою. Тому є сенс усереднити НКПС за кількістю сегментів у вихідній сукупності:

$$\text{НКПС}' = \frac{\sum_{i=1}^K \text{НКПС}_i}{K}, \quad (6)$$

де K - кількість сегментів вихідних зображень.

Якщо усереднити $\text{НКПС}'$ за кількістю дослідів для різних зображень, то отримаємо нормовану середньоквадратичну помилку сегментації (НСКПС):

$$\text{НСКПС} = \frac{\sum_{l=1}^L \text{НКПС}'_l}{L}, \quad (7)$$

де L - кількість зображень у вибірці.

Проаналізуємо цей критерій. Якщо ідеальне і реальне зображення повністю збігаються, то $\text{НСКПС} = 0$. Якщо повністю не збігаються, то $\text{НСКПС} = 1$. Таким чином $0 \leq \text{НСКПС} \leq 1$, що задовільняє вимоги.

Адекватність також може бути подана як величина, що доповнює НСКПС до одиниці:

$$T = 1 - \text{НСКПС}, \text{ або } T = (1 - \text{НСКПС})100\%. \quad (8)$$

Зміст завдання

1. Лабораторна робота присвячена дослідженню критерія оцінювання адекватності методу сегментації.
2. Індивідуальні завдання містять набір зображень, які є результатом проведення сегментації за різними методами.
3. При виконанні завдання необхідно:
 - а) провести моделювання процесу сегментації “вручну”, використовуючи прикладну програму Photoshop.
 - б) оцінити результати сегментації за допомогою нормованої середньоквадратичної помилки сегментації.

Порядок виконання роботи

1. Ознайомитись з теоретичною частиною.
2. Виконати процес сегментації “вручну”, використовуючи прикладну програму Photoshop.
3. За допомогою прикладних програм Photoshop, MathCad, Matlab або мов програмування Pascal, Delphi, C++ обчислити нормовану середньоквадратичну помилку сегментації для різних методів.
4. Отримані результати подати у вигляді таблиці та зробити висновки.

Оформлення звіту

Звіт про виконання даної лабораторної роботи повинен містити

1. Вхідні дані у вигляді рисунків для різних методів сегментації.
2. Результати сегментації у вигляді рисунків, що отримані в результаті “ручної” сегментації.
3. Таблицю з розрахованою нормованою середньоквадратичною помилкою сегментації для різних методів.
4. Висновки.

Контрольні питання

1. Які вимоги висуваються до критеріїв оцінювання методів сегментації?
2. Яка міра використовується для визначення "близькості" зображень?
3. Що таке „хеммінгова відстань“?
4. Яка міра близькості використовується для напівтонових зображень?
5. Як визначається нормована квадратична помилка сегментації?
6. Як визначається нормована середньоквадратична помилка сегментації?

Література

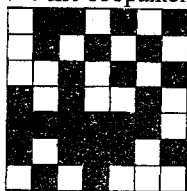
1. Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.К. Распознавание и цифровая обработка изображений: Учеб. пособие для вузов. - М.: Высшая школа, 1983.-295с.
2. Бондарев Б.В., Тестер Г., Чернега В.С. Цифровая обработка сигналов: методы и средства. Учебное пособие для вузов. - Севастополь: Издательство СевГТУ, 1999. - 398 с.
3. Василенко Г.И., Тараторин Г.М. Восстановление изображений. - М.: Радио и связь, 1986. - 304 с.
4. Кун С. Матричные процессоры на СБИС: Пер. с англ. - М.: Мир, 1991.- 672 с.
5. Очин Е.Ф. Вычислительные системы обработки изображений. - Л.: Энергоатомиздат, 1989. - 136 с.
6. Бутаков Е.А. Обработка изображений на ЭВМ. - М.: Радио и связь, 1987. - 270с.
7. Параллельные методы и средства распознавания образов / Под ред. Свенсона А.Н. - К.: Наук. думка, 1985. - 280 с.
8. Виттих В.А., Сергеев В.В., Сойфер В.А. Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. - М.: Наука, 1982. - 214с.
9. СБИС для распознавания образов и обработки изображений: Пер. с англ. / Под ред. К. Фу.- М.: Мир, 1988. - 248 с.
10. Васильев К.К., Крашениников В.А. Методы фильтрации многомерных случайных полей. - Саратов: Издательство Саратовского Университета, 1990. - 128 с.
11. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Хуанг Т.С., Эклунд Дж. и др.; Под ред. Хуанга Т.С.: Пер. с англ. - М.: Радио и связь, 1984. - 224 с.
12. Ярославский Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. - М.: Радио и связь, 1987. - 224 с.
13. Обидин Ю.В. Специализированный коррелятор // Автометрия. - 1989. - №2. - С.15-18.
14. Кендалл М.Д., Стюарт А. Статистические выводы и связи: Пер. с англ. - М.: Наука, 1973. - 280с.
15. Системный анализ параллельных оптоэлектронных процессоров / Кожемяко В.П., Мартынюк Т.Б., Заболотная Н.И. // Препринт ИППММ АН Украины. - Львов, 1992. - №10. - 118с.
16. Семенов А.С. и др. Интегральная оптика для систем передачи и обработки информации. - М.: Радио и связь, 1990. - 224 с.

17. Акаев А.А., Майоров С.А. Оптические методы обработки информации. – М.: Высш. школа, 1988. – 237с.
18. Морозов В.Н. Оптоэлектронные матричные процессоры. – М.: Радио и связь, 1986. – 112 с.
19. Мартинюк Т.Б., Кожем'яко А.В., Хомчук М.А. Реалізація кореляційної обробки на матричних структурах // Вісник ВПІ. – 1997. – №3. – С.33-37.
20. Фрир Дж. Построение вычислительных систем на базе перспективных микропроцессоров: Пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 413 с.
21. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – Кн.2. – 480 с.
22. Захаров С.М., Федоров В.Б., Цветков В.В. Оптоэлектронные интегральные схемы с применением полупроводниковых вертикально излучающих лазеров // Квантовая электроника. – 1999. – Т.28, №3. – С.189-206.
23. Денисов Д.А., Низовкин В.А. Сегментация изображений на ЭВМ // Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – №9. – С.5-29.
24. Кохонен Т. Ассоциативные запоминающие устройства: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 384 с.
25. Кузьмин И.В. Оценка эффективности и оптимизации АСКУ. – М.: Сов. радио, 1971. – 296с.

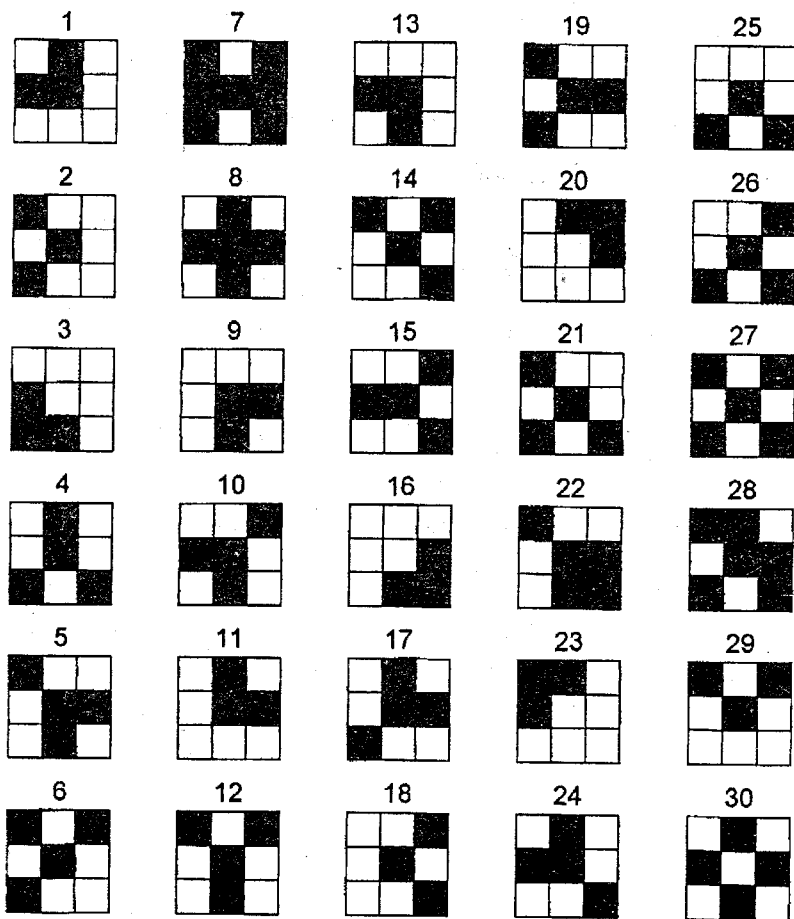
Додаток А

Варіанти завдань для лабораторних робіт №1, №2, №3

Поточне зображення



Еталонні зображення



Додаток Б

Варіанти завдань до лабораторної роботи № 4

Варіант	Розмірність масиву	Закон розподілу		Варіант	Розмірність масиву	Закон розподілу	
		Нормальний	Експоненціальний			Нормальний	Експоненціальний
1	3×1	$\sigma = 0,6$	—	9	5×1	—	$\lambda = 0,4$
2	3×1	$\sigma = 0,8$	—	10	5×1	—	$\lambda = 0,6$
3	3×1	$\sigma = 1$	—	11	7×1	$\sigma = 0,6$	—
4	3×1	—	$\lambda = 0,4$	12	7×1	$\sigma = 0,8$	—
5	3×1	—	$\lambda = 0,6$	13	7×1	$\sigma = 1$	—
6	5×1	$\sigma = 0,6$	—	14	7×1	—	$\lambda = 0,4$
7	5×1	$\sigma = 0,8$	—	15	7×1	—	$\lambda = 0,6$
8	5×1	$\sigma = 1$	—	16	7×1	—	$\lambda = 0,7$

Варіанти завдань до лабораторної роботи № 5

Варіант	Розмірність масиву	Середньоквадратичне відхилення, σ	Варіант	Розмірність масиву	Середньоквадратичне відхилення, σ
1	3×3	0,6	9	5×5	0,9
2	3×3	0,7	10	5×5	1
3	3×3	0,8	11	7×7	0,6
4	3×3	0,9	12	7×7	0,7
5	3×3	1	13	7×7	0,8
6	5×5	0,6	14	7×7	0,9
7	5×5	0,7	15	7×7	0,95
8	5×5	0,8	16	7×7	1

Варіанти завдань до лабораторної роботи № 6

Варіант	Розмірність масиву	Варіант	Розмірність масиву	Варіант	Розмірність масиву	Варіант	Розмірність масиву
1	3×1	5	3×3	9	5×5	13	9×7
2	5×1	6	5×3	10	7×5	14	3×7
3	7×1	7	7×3	11	9×5	15	5×7
4	9×1	8	9×3	12	7×7	16	7×9

Додаток В

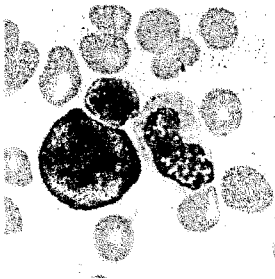
Варіанти завдань до лабораторної роботи № 7

Варіант	Тип диференціального оператора		Варіант	Тип диференціального оператора	
	1	2		1	2
1	Різницевий	Робертса	9	Максимальної різниці	Превітта
2	Різницевий	Превітта	10	Максимальної різниці	Собеля
3	Різницевий	Собеля	11	Максимальної різниці	Девіса
4	Різницевий	Максимальної різниці	12	Превітта	Собеля
5	Робертса	Максимальної різниці	13	Превітта	Девіса
6	Робертса	Превітта	14	Превітта	Девіса
7	Робертса	Собеля	15	Робертса	Різницевий
8	Робертса	Девіса	16	Собеля	Різницевий

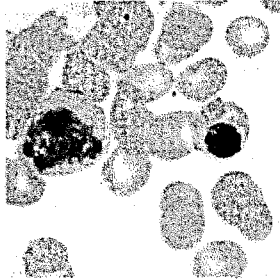
Варіанти завдань до лабораторної роботи № 8

Варіант	Метод вибору порогу	Варіант	Метод вибору порогу
1	Мінімум бімодальної гістограми	9	Усереднення поперечних перерізів профілю яскравості
2	За допомогою оператора Лапласа	10	Мінімум бімодальної гістограми
3	Усереднення поперечних перерізів профілю яскравості	11	За допомогою оператора Лапласа
4	Мінімум бімодальної гістограми	12	Усереднення поперечних перерізів профілю яскравості
5	За допомогою оператора Лапласа	13	Мінімум бімодальної гістограми
6	Усереднення поперечних перерізів профілю яскравості	14	За допомогою оператора Лапласа
7	Мінімум бімодальної гістограми	15	Усереднення поперечних перерізів профілю яскравості
8	За допомогою оператора Лапласа	16	Мінімум бімодальної гістограми

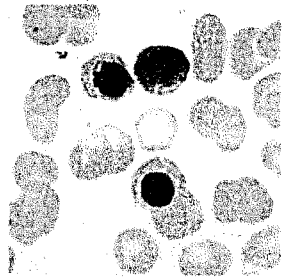
Варіанти вхідних мікроскопічних гемоцитологічних зображень для сегментації



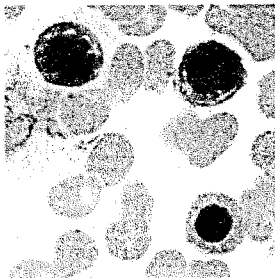
1



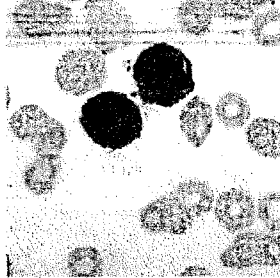
2



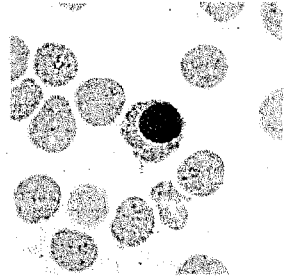
3



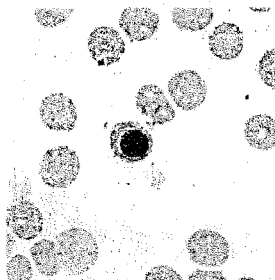
4



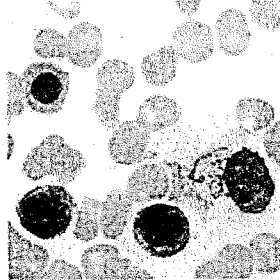
5



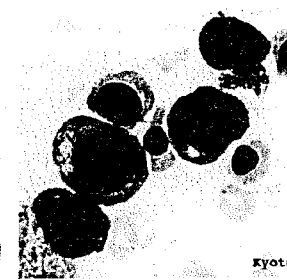
6



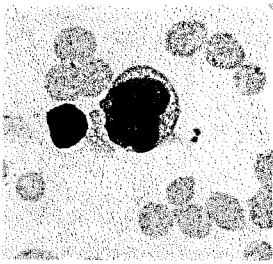
7



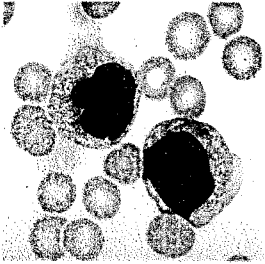
8



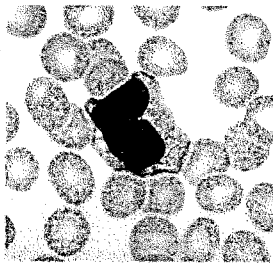
9



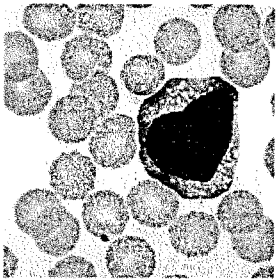
10



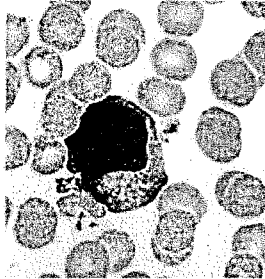
11



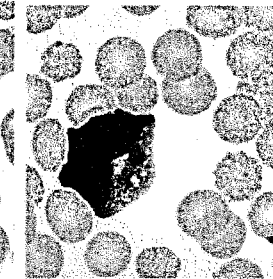
12



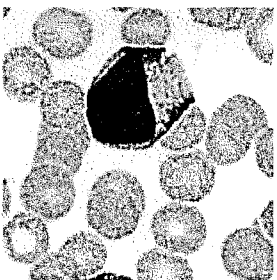
13



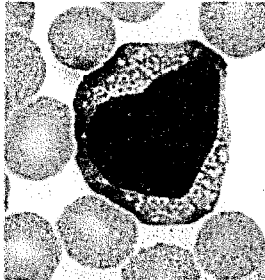
14



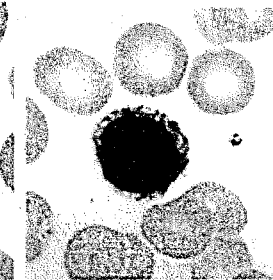
15



16



17



18

Навчальне видання

Тетяна Борисівна Мартинюк
Геннадій Леонідович Лисенко
Яніна Германівна Скорюкова

Кореляція, фільтрація та сегментація зображень

Лабораторний практикум

Оригінал-макет підготовлено Т.Б.Мартинюк

Редактор В.О.Дружиніна
Коректор З.В.Поліщук

Навчально-методичний відділ ВНТУ
Свідоцтво Держкомінформу України
серія ДК №746 від 25.12.2001
21021, м.Вінниця, Хмельницьке шосе, 95, ВНТУ

Підписано до друку *10.11.2006 р.*
Формат 29,7×42¼
Друк різнографічний
Тираж *75* прим.
Зам. № *2006-18.2*

Гарнітура Times New Roman
Папір офсетний
Ум. друк. арк. *4.8*

Віддруковано в комп'ютерному інформаційно-видавничому центрі
Вінницького національного технічного університету
Свідоцтво Держкомінформу України
серія ДК №746 від 25.12.2001
21021, м.Вінниця, Хмельницьке шосе, 95, ВНТУ