

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

О.А. Кобилін, І.С. Творошенко

МЕТОДИ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

РЕКОМЕНДОВАНО

Вченою радою університету.

Протокол № 9/7 від 30.10.2020

Харків 2021

УДК 004.932

Кобилін О.А., Творошенко І.С. Методи цифрової обробки зображень: навч. посібник. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 124 с.

ISBN 978-966-659-295-1

DOI: 10.30837/978-966-659-295-1

У навчальному посібнику викладено основні методи цифрової обробки зображень та надано приклади їх практичного застосування. Детально описано основні поняття цифрової обробки зображень, характеристики технічних засобів цифрової обробки зображень, параметричні та непараметричні методи класифікації цифрових зображень, методи фільтрації та відновлення зображень, методи лінійної просторово-інваріантної фільтрації та фільтрації у просторовій області.

Рекомендовано для здобувачів першого та другого рівнів вищої освіти усіх форм навчання за спеціальністю «Комп'ютерні науки», а також для дослідників, які працюють у галузі «Інформаційні технології»

Рецензенти:

В.О. Дорошенко, д-р фіз.-мат. наук, проф., декан факультету інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту Харківського національного університету радіоелектроніки;

Г.Г. Четвериков, д-р техн. наук, проф., професор кафедри програмної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки.

ISBN 978-966-659-295-1

DOI: 10.30837/978-966-659-295-1

© О.А. Кобилін,

І.С. Творошенко, 2021

ЗМІСТ

ВСТУП	6
1 ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ	7
1.1 Області використання цифрової обробки зображень.....	7
1.2 Методи обробки зображень шляхом поелементних перетворень.....	10
1.3 Метод лінійного контрастування зображень.....	12
1.4 Метод соляризації зображень.....	13
1.5 Метод зонального контрастування зображень.....	14
1.6 Методи перетворення гістограм. Еквалізація.....	15
1.7 Табличний метод під час поелементного перетворення зображень.....	17
1.8 Види зображень.....	18
1.9 Метод геометричної корекції цифрових зображень.....	24
1.10 Приклад попередньої обробки цифрових зображень шляхом поелементного перетворення.....	25
1.11 Запитання та завдання.....	30
2 ХАРАКТЕРИСТИКА ТЕХНІЧНИХ ЗАСОБІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ	31
2.1 Введення зображень за допомогою настільного сканера.....	31
2.2 Виведення зображень за допомогою принтерів.....	32
2.3 Сучасні монітори.....	32
2.4 Залежність дозволу під час друку від числа градацій яскравості.....	33
2.5 Роль нейрокомп'ютерів в обробці цифрових зображень.....	34
2.6 Запитання та завдання.....	34
3 ПАРАМЕТРИЧНІ ТА НЕПАРАМЕТРИЧНІ МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ	35
3.1 Роль нормального розподілу в задачах класифікації.....	35
3.2 Метод головних компонент.....	38
3.3 Аналіз головних компонент.....	39
3.4 Метод визначення вегетаційного індексу.....	41
3.5 Метод максимальної правдоподібності.....	42
3.6 Метод мінімальних відстаней.....	43
3.7 Метод паралелепіпедів.....	43
3.8 Особливості непараметричних методів класифікації.....	45

3.9 Робастні методи.....	46
3.10 Метод рангової статистики.....	46
3.11 Двовибірний метод Вілкоксона.....	48
3.12 Метод декореляції фону.....	50
3.13 Приклад методів класифікації визначення параметрів виділених об'єктів.....	53
3.14 Запитання та завдання.....	55
4 МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ТА ВІДНОВЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ.....	57
4.1 Формати графічних файлів. Растрова і векторна графіка.....	57
4.2 Методи стиснення зображень без втрат і з втратами.....	60
4.3 Каузальні, півкаузальні і некаузальні моделі зображень.....	63
4.4 Авторегресійні моделі.....	67
4.5 Методи розтяжки і еквалізації гістограми.....	70
4.6 Методи сегментації зображень.....	72
4.6.1 Метод розрахунку порогу під час порогової сегментації.....	73
4.6.2 Метод сегментації шляхом нарощування областей.....	74
4.6.3 Метод сегментації шляхом виділення кордонів.....	75
4.7 Методи розпізнавання зображень.....	76
4.7.1 Метод кластерного аналізу.....	76
4.7.2 Методи статистичного розпізнавання образів. Теорема Байєса.....	78
4.8 Метод знаходження помилки класифікації.....	80
4.9 Геометричні перетворення та прив'язка зображень.....	81
4.10 Приклад методів порогової сегментації та кластерного аналізу.....	82
4.11 Приклад методів стиснення графічних файлів.....	84
4.12 Запитання та завдання.....	86
5 МЕТОДИ ЛІНІЙНОЇ ПРОСТОРОВО-ІНВАРІАНТНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ У ПРОСТОРОВІЙ ОБЛАСТІ.....	87
5.1 Модель спотвореного зображення.....	87
5.2 Методи лінійних просторово-інваріантних фільтрів.....	88
5.3 Двовимірне перетворення Фур'є.....	90
5.4 Метод глобальної фільтрації.....	91
5.5 Метод інверсної фільтрації.....	92
5.6 Метод лінійних згладжувальних фільтрів.....	92
5.7 Метод лінійних фільтрів для виділення контурів.....	93
5.8 Метод нелінійних фільтрів.....	94

5.9	Метод синтезу зображень.....	95
5.10	Приклад методів масочної фільтрації.....	96
5.11	Запитання та завдання.....	101
6	СУЧАСНИЙ СТАН РОЗВИТКУ МЕТОДІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ.....	102
6.1	Методи відновлення зображень.....	102
6.2	Методи фільтрації зображень.....	107
6.3	Методи векторного подання лінійних фрагментів зображень.....	110
6.4	Методи вейвлет-перетворень і стиснення зображень.....	113
6.5	Сучасні параметри цифрових зображень.....	119
6.6	Сучасні статистичні характеристики зображень.....	120
6.7	Запитання та завдання.....	121
	ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	122

ВСТУП

Всебічне впровадження цифрової техніки зумовлює активний розвиток методів цифрових обробки сигналів. Підсилює цей процес інтеграція сучасних комп'ютерних та телекомунікаційних технологій. Особливого розвитку в умовах сьогодення набувають методи цифрової обробки зображень, оскільки вони становлять значну частину загального трафіку мультисервісних мереж.

Вирішення наукових та інженерних завдань під час роботи з візуальними даними вимагає особливих зусиль, спираючись на знання специфічних методів. Доцільним та актуальним науково-практичним завданням є діяльність, що пов'язана з удосконаленням сучасних та розробкою нових методів цифрової обробки зображень.

Навчальний посібник «Методи цифрової обробки зображень» рекомендовано для здобувачів першого та другого рівнів вищої освіти усіх форм навчання за спеціальністю «Комп'ютерні науки».

Метою навчального посібника є сформулювати у студентів комплекс теоретичних знань щодо сучасних методів обробки зображень, особливостей стиснення та злиття зображень на основі стандартних перетворень, а також практичні навички з використання методів просторової фільтрації растрів і перетворення Фур'є задля поліпшення та відновлення зображень, виділення і розпізнавання різноманітних об'єктів.

Завданням навчального посібника є надати знання та вміння стосовно використання методів цифрової обробки зображень в практичній діяльності, що пов'язана з обробкою растрової складової інформаційних систем.

У результаті опрацювання навчального посібника здобувач отримає компетентності пов'язані із здатністю: до інтелектуального аналізу даних на основі методів обчислювального інтелекту включно з великими та погано структурованими даними, їхньої оперативної обробки та візуалізації результатів аналізу в процесі розв'язування прикладних задач; застосовувати теоретичні та практичні основи методології та технології моделювання для дослідження характеристик і поведінки складних об'єктів і систем, проводити обчислювальні експерименти з обробкою та аналізом результатів; використовувати методи обчислювального інтелекту, машинного навчання, нейромережевої та нечіткої обробки даних, генетичного та еволюційного програмування для розв'язання задач розпізнавання, прогнозування, класифікації, ідентифікації об'єктів керування тощо.

1 ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Области використання цифрової обробки зображень

У даному підрозділі мова піде про найпопулярніші аспекти застосування технологій та методів цифрової обробки зображень, про їх актуальність та практичне значення. Аналіз областей використання методів цифрової обробки зображень показав, що вона проникла майже у всі види інформаційної діяльності людини [1].

Компресія цифрових зображень (стиснення, компактне подання) – одна з найактуальніших проблем цифрової обробки зображень, вона пов'язана з необхідністю економії місця на фізичних носіях інформації.

Прикладами практичного використання компресії зображень є:

- стиснення зображень на штучному супутнику Землі з метою збільшення об'єму інформації, що передається за сеанс зв'язку [2];
- зменшення об'ємів зображень для швидкого завантаження веб-сторінок;
- компактне подання зображень оптоелектронними пристроями (фотоапаратами, камерами) для економного використання дискового простору;
- застосування графічних архіваторів для збереження архівних, історичних, художніх та інших документів;
- стиснення зображень як окремих кадрів відеопотоку для зменшення об'ємів носіїв та скорочення вимог до якості каналів зв'язку.

Фільтрація шумів – одне із завдань ідентифікації об'єктів у військовій справі, важливе значення має при підвищенні чіткості зображень у цифровому телебаченні, фільтруванні сигналів у відповідних блоках сучасної апаратури.

Веб-дизайн та комп'ютерна графіка – актуальні для розробників штучної графіки (комп'ютерні ігри, анімація, зображення веб-сторінок) та, наприклад, розробників спеціалізованих програм для автоматизованих систем управління військами, об'єктів критичного застосування (управління атомними станціями, залізничним та авіаційним транспортом, центрами космічних польотів).

Розпізнавання образів – актуально у військовій справі, коли правильна ідентифікація військового об'єкта може кардинально змінити хід бою чи локальної операції, знаходить своє місце в археології та архівній справі, допомагає відтворити історично цінні документальні знахідки, а також при картографуванні місцевості і передачі інформації зі штучних супутників Землі.

Цифрова обробка зображень – це область обчислювальної техніки, що динамічно розвивається та охоплює як технічні, так і програмні засоби.

Цифрове зображення – модель реального або синтезованого зображення, що зберігається у файлі на машинному носії у вигляді сукупності кодів (цифр).

Область діяльності, що пов'язана з підготовкою і обробкою цифрових зображень, називається *комп'ютерною графікою* [3].

Спорідненими областями до цифрової обробки зображень є теорія інформації, теорія оптимального прийому сигналів і теорія розпізнавання образів. Термін «сигнал» ототожнюють із поняттями «дані» і «інформація».

Сигнал – це інформаційна функція, що несе повідомлення про фізичні властивості, стан або поведінку будь-якої фізичної системи, об'єкта або середовища.

Під сигналом ми розуміємо будь-яку змінну, яка передає або містить якийсь вид інформації, і яку можна, наприклад, переносити, виводити на екран або виконувати з нею якісь дії.

Обробку сигналів зображень здійснюють з метою зміни якості зображень, надання зображенню нових властивостей, аналізу інформації, що міститься у зображенні або для скорочення сигнального потоку, що передуює передаванню або запису сигналів зображень [4].

Незалежно від типу зображень все різноманіття принципів та способів обробки зображень можна розділити на такі напрямки [5]:

- реставрація та поліпшення зображень;
- аналіз зображень (розпізнавання образів та аналіз сцен);
- синтез зображень;
- кодування сигналів зображень.

У рамках першого напрямку здійснюють зміну контрасту, придушення шумів, уточнення межі об'єктів, корекцію кольорів.

Коли мова йде про поліпшення зображення, то мають на увазі зміну його властивостей, яка призводить до більш комфортного суб'єктивного сприйняття цього зображення, а не про досягнення повної ідентичності з реальним зображенням.

У рамках другого напрямку здійснюють ідентифікацію об'єктів, що є на досліджуваній сцені, оцінюють взаємозв'язок фрагментів зображення, а також визначають характеристики зображених об'єктів.

Синтез зображень набув останнім часом надзвичайно значного поширення. Методи та способи синтезу зображень використовують в абсолютно різних галузях діяльності.

Так, наприклад, синтез тривимірних зображень здійснюють за плоскими фотознімками земної поверхні або поверхні інших космічних об'єктів з метою дослідження властивостей цих об'єктів.

Синтез здійснюють під час двовимірного або тривимірного моделювання об'єктів під час автоматизованого проектування споруд, транспортних засобів.

Процес кодування сигналів зображень здійснюють з метою зменшення сигнального потоку необхідного для запису або передачі інформації про зображення.

Реєстрація зображень – це процес трансформування різних наборів даних в одну координатну систему. Даними можуть бути серія фотографій, дані з різних сенсорів, моментів часу, глибини або точок спостереження [5].

Алгоритми реєстрації зображень використовуються в комп'ютерному баченні, методах медичної візуалізації, у військовій справі для автоматичного розпізнавання цілей, для впорядкування та аналізу зображень із супутників. Реєстрація необхідна для того, щоб мати можливість порівнювати або інтегрувати дані, що отримані з різних пристроїв реєстрації.

У сучасних інформаційних системах зображення передають, зберігають та обробляють переважно у цифровій формі, але первинні зображення здебільшого існують у вигляді безперервних двовимірних полів розподілу яскравості та кольору.

Перетворення первинних зображень у цифрові сигнали є обов'язковою операцією, якщо передбачається використати цифрову обробку, передачу, зберігання. Таке перетворення складається із двох процедур, які здійснюють одночасно.

Перша полягає у заміні безперервного зображення набором дискретних елементів та називається *дискретизацією*, а друга виконує заміну безперервного розподілу яскравості та забарвлення множиною квантованих значень для кожного елемента зображення і називається *квантуванням* [6].

Двовимірний характер зображення у порівнянні зі звичайними одновимірними сигналами надає додаткові можливості щодо оптимізації цифрового сигнального потоку з метою скорочення обсягу цифрових даних.

Растром називають структуру поля зображення утворену в результаті поелементного розкладання або синтезу зображення. У сучасній термінології елемент зображення називають «піксел» або «піксель», а в англійській літературі можна зустріти кілька еквівалентних назв, які було утворено від сполучення слів picture element (елемент зображення) – pictel, pixel, pel.

На практиці застосовують дискретизацію, з використанням прямокутного растра, та рівномірне квантування яскравості. Такий підхід застосовують через простоту виконання відповідних операцій, а також із-за необхідності здійснення у подальшому операцій пов'язаних з перетвореннями зображень.

За умови використання прямокутного растра в остаточному вигляді сигнали оцифрованого зображення подають у вигляді матриці (монохромне зображення) або набору матриць (кольорове зображення), рядки та стовпці яких містять квантовані значення параметрів відповідних елементів дискретизованого зображення.

1.2 Методи обробки цифрових зображень шляхом поелементних перетворень

У різних інформаційних системах результати обробки даних подають у вигляді зображення, що формують на екрані пристрою відображення.

Процедуру, що забезпечує перетворення електричних сигналів у оптичне зображення називають *візуалізацією* [7].

Відтвореному зображенню бажано надати таких властивостей, за яких сприйняття окремих, найбільш суттєвих фрагментів зображення, або зображення в цілому буде зручним для спостерігача з огляду на художні або технологічні властивості цього зображення.

Якість зображення не завжди оцінюють за точністю відтворення первинного образу або лінійністю передачі зміни параметрів.

Наприклад, зображення, яке було отримано у сутінках або тумані буде характеризуватись малою контрастністю, нечіткими обрисами, блідим забарвленням. Зображення, яке було отримано за допомогою інфрачервоного перетворювача, за умови безпосереднього відтворення сигналів, може мати малу кількість градацій яскравості, що не дозволить виділити малоконтрастні деталі. Часто буває корисним підкреслити або підсилити якісь особливості відтвореної сцени з метою поліпшення її суб'єктивного сприйняття.

Суб'єктивність сприйняття зображення у разі його візуального аналізу та оцінки значно ускладнює застосування формалізованих підходів щодо формування властивостей відтвореного зображення. Тому під час здійснення візуалізації зображень набули поширення методи, для яких відсутні строгі математичні критерії оптимальності.

Застосування тих чи інших методів, параметрів та режимів часто ґрунтується на досвіді, суб'єктивному сприйнятті та мистецьких здібностях.

Серед процедур, що використовують для обробки зображень можна виділити дві групи [7]:

- поелементна обробка;
- кореляційна обробка.

За умови використання методів обробки першої групи результат обробки будь-якої точки кадру зображення залежить тільки від значення відліку характерного параметра первинного зображення у цій же точці. Очевидною перевагою таких процедур є простота реалізації, вони призводять до значного суб'єктивного поліпшення візуальної якості. Поелементну обробку зображень застосовують як заключний етап процесу комплексної обробки зображень.

Друга група процедур базується на тому, що між елементами всього зображення або окремих його фрагментів є взаємні зв'язки – *кореляція*.

Для одержання результату перетворення для кожної точки зображення у цьому випадку залучають дані про параметри певної множини точок первинного зображення, що знаходяться навколо обробленої точки.

Сутність поелементної обробки зображень полягає у встановленні певної функціональної залежності між остаточним значенням відліку сигналу зображення та його первинним значенням або статистичною характеристикою.

Нехай $x(i, j) = x_{i,j}$ та $y(i, j) = y_{i,j}$ – значення яскравості вхідного та вихідного сигналів зображень у точці, що має координати відповідно до i -го відліку в напрямку вертикальної осі та j -го відліку в напрямку горизонтальної осі.

Поелементна обробка базується на тому, що між значеннями яскравості існує однозначна функціональна залежність [8]:

$$y_{i,j} = f_{i,j}(x_{i,j}), \quad (1.1)$$

що дозволяє на підставі значень первинного сигналу визначити значення кінцевого.

Параметри функції $f_{i,j}(\cdot)$, що описує процес обробки, можуть залежати від поточних координат. Якщо така залежність існує, то обробку, яку здійснюють, називають *неоднорідною*.

У більшості процедур, що знайшли практичне застосування, здійснюють *однорідну поелементну обробку*, у цьому випадку індекси i та j з виразу (1.1) можуть бути відсутні:

$$y = f(x). \quad (1.2)$$

Залежність між яскравістю елементів вхідного та вихідного зображень буде визначено функцією (1.2) однаковою для всіх точок зображення.

Процедури поелементної обробки можна розділити на:

- процедури пов'язані зі зміною контрасту зображення;
- процедури бінаризації зображень.

Контраст зображення – це параметр, що дорівнює відношенню максимальної до мінімальної яскравості в полі зображення.

Контрастність зображення – параметр, що визначає перепад яскравості відносно середнього рівня та чисельно дорівнює відношенню різниці максимальної та мінімальної яскравості до їх суми [9]. Часто остаточне значення подають у відсотках.

1.3 Метод лінійного контрастування зображень

Лінійне контрастування використовують для узгодження динамічного діапазону вхідного сигналу зображення та динамічного діапазону яскравості пристрою відображення. Якщо для цифрового значення кожного відліку зображення виділяється 1 байт (8 біт) пристрою пам'яті, то вхідний або вихідний сигнали можуть набувати одного з 256 значень. Діапазон можливих значень аналогового сигналу знаходиться у межах від 0 до 255. Зазвичай, значення 0 відповідає рівню чорного, а значення 255 – рівню білого.

Припустимо, що мінімальна та максимальна яскравості первинного зображення мають значення x_{\min} та x_{\max} відповідно.

Якщо ці параметри або один з них істотно відрізняються від граничних значень діапазону сигналів яскравості, то відтворене зображення виглядає як малоконтрастне, незручне для сприйняття та дослідження.

Під час лінійного контрастування здійснюють лінійне поелементне перетворення вхідної величини x відповідно до рівняння

$$y = a \cdot x + b, \quad (1.3)$$

де параметри a та b визначаються бажаними значеннями мінімальної y_{\min} та максимальної y_{\max} яскравості в кінцевому зображенні.

Для знаходження зазначених параметрів потрібно розв'язати систему рівнянь [2]:

$$\begin{cases} y_{\min} = a \cdot x_{\min} + b, \\ y_{\max} = a \cdot x_{\max} + b. \end{cases} \quad (1.4)$$

Після підстановки знайдених значень у (1.3) рівняння для лінійного контрастування набуває остаточного вигляду:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min}. \quad (1.5)$$

При порівнянні двох зображень (вхідного та вихідного) встановлено значно кращу візуальну якість обробленого зображення [9]. Поліпшення обумовлено узгодженням динамічного діапазону вхідного зображення та динамічного діапазону екрана внаслідок здійснення лінійного контрастування.

1.4 Метод соляризації зображень

Даний різновид нелінійного контрастування отримав свою назву від слова «солярій» (лат. solarium, від sol – сонце).

Результат здійснення даного перетворення призводить до освітлення певної частини зображення, що має рівні яскравості, що відносяться до середини динамічного діапазону.

Перетворення здійснюють відповідно до співвідношення

$$y = k \cdot x \cdot (x_{\max} - x), \quad (1.6)$$

де x_{\max} – максимальне значення вихідного сигналу;

k – константа, що управляє динамічним діапазоном перетвореного зображення.

Функція, що описує дане перетворення, є квадратичною.

Якщо $k = \frac{4}{x_{\max}}$, то при $y_{\max} = x_{\max}$ динамічні діапазони зображень збігаються. Інший спосіб нормалізації динамічного діапазону може бути здійснено шляхом застосування одного із методів контрастування, наприклад, описаного вище лінійного контрастування.

Внаслідок соляризації ділянки вхідного зображення з рівнем білого (або близьким до нього рівнем яскравості) набувають чорного рівня.

Рівень білого у вихідному зображенні набувають ділянки, що мали на вході середній рівень яскравості (рівень сірого).

1.5 Метод зонального контрастування зображень

Цей різновид контрастування називають препаруванням зображення, тобто здійснення такого перетворення яскравостей певної частини динамічного діапазону, що дозволяє дослідити або підкреслити певні властивості зображення.

Препарування – це клас поелементних перетворень зображень, більшість із яких має власну назву. Амплітудні характеристики процедур препарування, що найчастіше застосовують на практиці [2]:

- бінаризація;
- зріз за яскравістю;
- інверсне контрастування;
- зональне лінійне контрастування.

Бінаризація – це перетворення з пороговою характеристикою.

За допомогою бінаризації напівтонове зображення, що містить всі рівні яскравості, перетворюють у таке, що містить тільки два рівні яскравості $y = 0$ або $y = y_{\max}$.

Операцію застосовують, коли метою обробки є виділення характерних контурів об'єктів зображення. Основною проблемою під час здійснення такої обробки є визначення порогового значення x_0 , порівняння з яким яскравості вхідного зображення дозволяє визначити значення кінцевого зображення в кожній його точці.

Найбільш виправданим підходом для визначення порогового значення є застосування математичного апарату теорії ймовірностей, випадкових процесів і випадкових полів для опису зображень.

За цієї умови визначення оптимального порогу бінарного квантування є статистичне завдання.

Іноді під час обробки зображення доводиться мати справу із зображеннями, збереженими у напівтоновому вигляді, але за своєю сутністю вони є такими, що мало відрізняються від бінарних. До таких належать текст, штрихові малюнки, креслення, зображення відбитка пальця.

Щільність імовірності $w(x)$, що описує розподіл яскравості такого зображення, може містити два виділені максимуми. Поріг бінарного квантування варто вибирати посередині між цими максимумами.

Заміна вхідного напівтонового зображення *бінарним препаратом* вирішує два основні завдання.

По-перше, буде досягнуто більшої наочності під час візуального сприйняття у порівнянні з первинним зображенням.

По-друге, буде відчутно скорочено обсяг пам'яті для збереження зображення, оскільки бінарний препарат для запису кожної точки бінарного зображення потребує лише 1 біт пам'яті, у той час як для запам'ятовування напівтонового зображення частіше за все слід використовувати 8 біт.

Іноді наочність зображення підвищують шляхом здійснення контрастування із застосуванням пилкоподібної характеристики перетворення. В цьому випадку різні піддіапазони яскравості одночасно зазнають локального лінійного контрастування. Однак, треба взяти до уваги ту обставину, що дане перетворення, як і деякі інші, може супроводжуватись появою хибних контурів у кінцевому препараті.

1.6 Методи перетворення гістограм. Еквалізація

У результаті всіх поелементних перетворень відбувається зміна закону розподілу ймовірностей яскравості пікселів, що описує зображення [10]. Розглянемо механізм цієї зміни на прикладі довільного перетворення з монотонною характеристикою.

Нехай функція перетворення $y = f(x)$, а однозначна обернена до неї функція $x = \varphi(y)$. Припустимо, що випадкова величина x розподілена відповідно до щільності ймовірності $w_x(x)$.

Нехай Δx – довільний малий інтервал значень випадкової величини x , а Δy – відповідний інтервал перетвореної випадкової величини y .

Знаходження величини x в інтервалі Δx обумовлює знаходження величини y в інтервалі Δy , що означає імовірнісну еквівалентність цих двох подій.

З огляду на малі розміри обох інтервалів, можна записати таку рівність:

$$w_x(x)|\Delta x| \approx w_y|\Delta y|. \quad (1.7)$$

Модулі у (1.7) враховують залежність ймовірностей від абсолютних довжин інтервалів (незалежність від знаків Δx та Δy).

Для обчислення щільності ймовірності перетвореної величини, підставимо замість x її вираз через обернену функцію та виконаємо граничний перехід $\Delta x \rightarrow 0$ (що обумовлює $\Delta y \rightarrow 0$).

У результаті можна записати:

$$w_y(y) = w_x(\varphi(y)) \cdot \left| \frac{d\varphi(y)}{dy} \right|. \quad (1.8)$$

Цей вираз дозволяє обчислити щільність імовірності результату перетворення, що *не збігається* із щільністю розподілу вихідної випадкової величини. Зрозуміло, що вигляд закону розподілу щільності ймовірності $w_y(y)$ залежить від характеристики перетворення, оскільки вираз (1.8) містить обернену функцію перетворення та її похідну.

Співвідношення набувають більш складного вигляду тоді, коли перетворення описується не взаємо-однозначною функцією.

У результаті кожного перетворення щільність імовірності кінцевого зображення не буде співпадати із щільністю ймовірності вихідного зображення.

Неважко переконатися, що за умови лінійного контрастування буде збережено вигляд закону розподілу щільності ймовірності, однак, параметри щільності ймовірності перетвореного зображення будуть іншими.

Перетворення щільності ймовірності передбачає знання інтегрального розподілу для первинного зображення. Як правило, достовірні відомості про нього відсутні.

Використання аналітичних апроксимацій для опису функцій розподілу також малоприслатне, тому що їхні невеликі відхилення від дійсних розподілів можуть призводити до істотної відмінності кінцевих результатів.

Обробку зображень перетворення розподілів виконують у два етапи.

На першому етапі вимірюють гістограму вхідного зображення.

Для цифрового зображення, шкала яскравості якого знаходиться в межах від 0 до 255, гістограма є таблицею з 256 чисел, кожне з них показує кількість пікселів певної яскравості у даному кадрі.

Для знаходження оцінки розподілу ймовірностей яскравості пікселів зображення необхідно розділити всі числа цієї таблиці на загальний розмір вибірки, що дорівнює загальному числу пікселів у зображенні.

Позначимо цю оцінку як $w_x^*(j)$, $0 \leq j \leq 255$.

Тоді оцінку інтегрального розподілу буде визначено за формулою:

$$F^*(j) = \sum_{i=0}^j w_x^*(i). \quad (1.9)$$

На другому етапі виконують безпосередньо нелінійне перетворення (1.2), що забезпечує необхідні властивості вихідного зображення. Під час такого перетворення замість невідомого інтегрального розподілу використовують його оцінку, що базується на гістограмі.

Методи поелементного перетворення зображень, метою яких є зміна законів розподілу, одержали назву *гістограмних методів*. Зокрема, перетворення, у результаті якого кінцеве зображення має рівномірний розподіл, називається *еквалізацією (вирівнюванням) гістограм*.

Процедури перетворення гістограм можна застосувати як до зображення в цілому, так і до окремих його фрагментів.

Застосування даної процедури до окремих фрагментів зображення може бути корисним для обробки нестационарних зображень, зміст яких істотно розрізняється за своїми характеристиками на різних ділянках. У цьому випадку кращого ефекту можна досягти шляхом застосування гістограмної обробки до окремих ділянок зображення.

Використання співвідношень (1.5)–(1.9), що є справедливими для зображень із безперервним розподілом яскравості, є не цілком коректним для цифрових зображень.

Необхідно брати до уваги, що в результаті обробки не вдається одержати ідеальний розподіл ймовірностей вихідного зображення, тому корисно здійснювати контроль його гістограми.

1.7 Табличний метод під час поелементного перетворення зображень

Під час поелементних перетворень зображень обчислення згідно (1.2) необхідно виконувати для всіх пікселів вхідного зображення.

У тих завданнях, де функція $f(x)$ (1.2) передбачає трудомісткі обчислення (множення, ділення, розрахунки тригонометричних функцій, статистичних та інших функцій), застосування безпосередньо прямого методу перетворення яскравості може виявитись взагалі неприйнятним.

Час виконання обробки залежить від її обчислювальної складності. Для запобігання таких незручностей застосовують табличний метод, що отримав широке розповсюдження у практиці цифрової обробки зображень.

Сутність табличного методу полягає в тому, що шляхом попереднього розрахунку створюють таблицю функції $y = f(x)$.

Під час обробки зображення замість обчислень використовують готові результати шляхом звернення до цієї таблиці.

Значення вхідної яскравості x використовують для визначення номера стовпчика, з якого треба прочитати значення перетвореного сигналу y .

Виконання цієї нескладної операції у порівнянні з безпосереднім обчисленням значень y дозволяє зробити обробку технологічною, а тривалість обчислень стає незалежною від складності перетворення.

Необхідно взяти до уваги той факт, що всі реальні таблиці, які можна записати в оперативній пам'яті комп'ютера, мають обмежену величину. Якщо множина значень вхідного сигналу перевищує розміри таблиці, то при розташуванні значення x між точками, для яких у таблиці зафіксовано певні значення, доводиться застосовувати інтерполяцію – наближене визначення відсутніх значень функції $y = f(x)$ за наявними сусідніми значеннями.

Часто для забезпечення цих обчислень використовують лінійну інтерполяцію – на проміжку між заданими вузлами невідому функцію замінюють відрізком прямої.

Слід зазначити, що у разі, якщо вхідне зображення подано у вигляді цілого числа з діапазону від 0 до 255, то розміри повної таблиці, що містить всі значення функції є незначними. Значення яскравості вхідного сигналу є адресою, що визначає номер стовпчика у таблиці функції. Обробка з використанням цього методу виявляється дуже зручною та швидкою.

1.8 Види зображень

Будемо називати *зображенням* функцію двох змінних $f(x, y)$, визначену у деякій області S площини (x, y) , що має певну множину своїх значень.

Наприклад, звичайну чорно-білу фотографію можна подати, як [2]:

$$f(x, y) \geq 0, \quad 0 \leq x \leq a, \quad 0 \leq y \leq b, \quad (1.10)$$

де $f(x, y)$ – яскравість (іноді називається оптичною щільністю або ступенем білизни) зображення в точці (x, y) ;

a – ширина кадру;

b – висота кадру.

З урахуванням особливостей функції f виділяють такі класи зображень:

– *напівтонові (сірі) зображення* (рис. 1.1). Прикладами таких зображень можуть бути звичайні чорно-білі фотографії.

Множина значень функції в області S може бути дискретною або неперервною. В один клас з напівтоновими відносять кольорові фото- і телевізійні зображення.

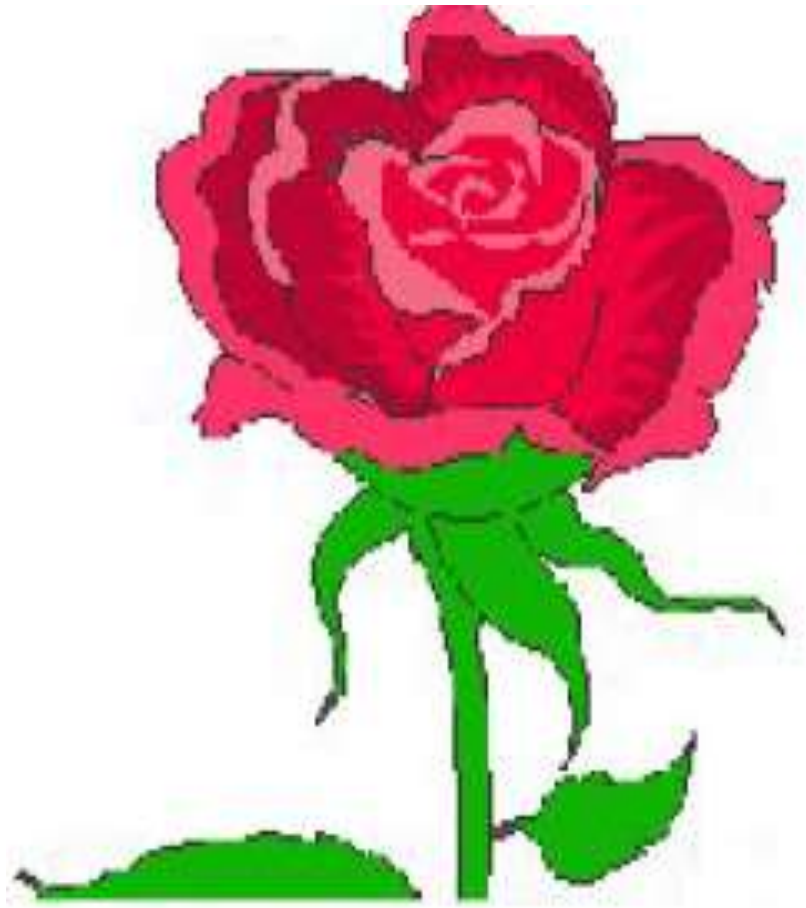


Рисунок 1.1 – Напівтонове зображення

Експериментально доведено, що практично будь-який *колір*, видимий людиною (але не всякий), може бути поданий як сума певних кількостей m_1, m_2, m_3 (лінійно-незалежних) таких основних кольорів:

$$f = m_1 \cdot E_1 + m_2 \cdot E_2 + m_3 \cdot E_3. \quad (1.11)$$

Основними є кольори з довжиною хвилі:

- $\lambda_1 = 0,7$ мкм (червоний – R);
- $\lambda_2 = 0,546$ 1 мкм (зелений – G);
- $\lambda_3 = 0,435$ 8 мкм (блакитний – B).

Множина значень функції f є тримірним простором інтенсивностей основних кольорів.

Якщо $m_1 = m_2 = m_3 = m$, то, у залежності від величини m , виходять різні відтінки сірого кольору – від чорного до білого.

Якщо $m_1 \neq m_2 \neq m_3$, то зображення забарвлене у різні кольори.

При космічній та аерозйомці застосовують багатоспектральну фото-, теле- і скануючу апаратуру.

Множина значень функції f – це n -мірний простір інтенсивностей $m_1, m_2, m_3, \dots, m_n$, де n від 5 до 10.

При візуалізації таких зображень кожному вектору з цього простору можна присвоїти будь-який видимий людським оком колір, не обов'язково основний. У результаті отримаємо аеро- або космічне зображення в умовних кольорах.

За допомогою комп'ютера різним рівням яскравості напівтонового зображення можна зіставити деяку кольорову шкалу і забарвити зображення в «помилкові кольори»;

– *бінарні (дворівневі) зображення* – множина значень функції $f \in (0, 1)$. Зазвичай, 0 – це чорний колір, а 1 – білий (рис. 1.2);

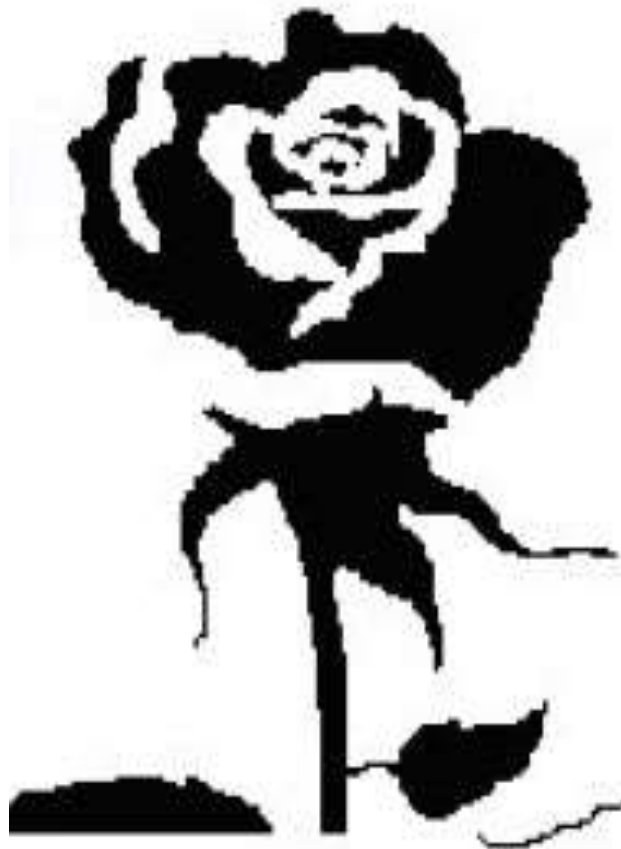


Рисунок 1.2 – Бінарне (дворівневе) зображення

– *лінійні зображення* (рис. 1.3). Типовий приклад – карта ізоліній, зображення берегової лінії, різні контури. Зображення – одна крива або сімейство кривих;

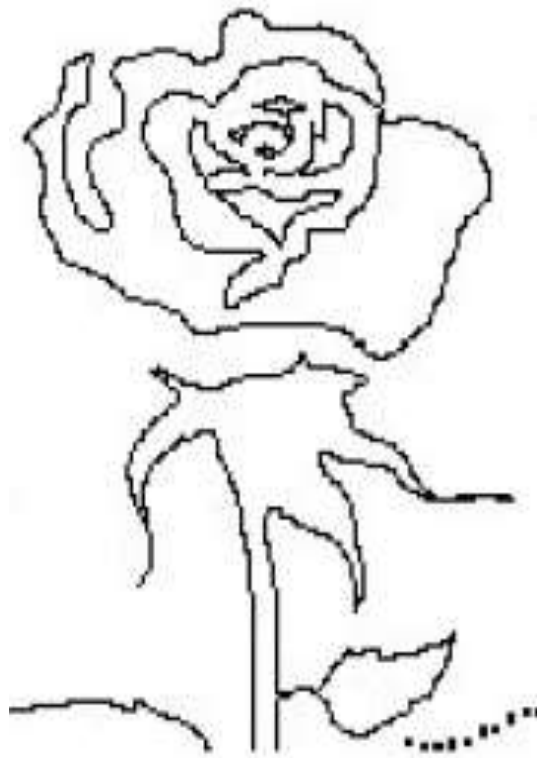


Рисунок 1.3 – Лінійне зображення

– *точкові зображення* (рис. 1.4). Типовий приклад – кадр ділянки зоряного неба.



Рисунок 1.4 – Точкове зображення

Зображення – k точок з координатами (x_i, y_i) і яскравістю $f_i, i = 1, \dots, k$.

Все різноманіття задач обробки зображень можна подати як перетворення між класами зображень, а також як перетворення всередині класу.

Поняття «поліпшення якості» відносять до перетворення напівтонових або кольорових зображень, сегментація полягає у перетворенні напівтонового зображення в бінарне, лінійні зображення отримують з бінарних зображень, криві та лінії перетворюють у точкові зображення (рис. 1.5).

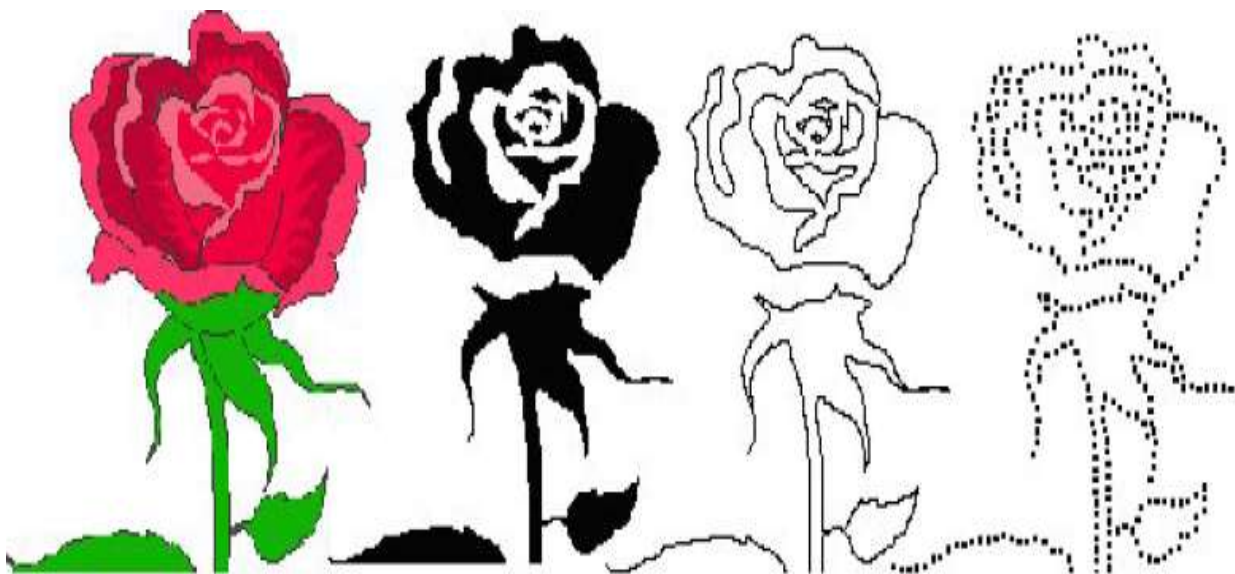


Рисунок 1.5 – Перетворення зображень

Під час обробки зображень, одержаних під час дистанційного зондування Землі з космосу, критичні чи опорні точки використовуються для поєднання зображення з картою, під час корекції геометричних спотворень зображення.

Перетворення зображення із класу з меншим номером у клас з більшим номером належить до задач *стиснення зображень та розпізнавання образів*.

Після проведення операції розпізнавання, коли об'єкт ідентифікований, часто буває необхідно провести вимірювання геометричних та інших параметрів об'єктів на зображенні.

Розглянемо різні види цифрових зображень, з якими доводиться мати справу на практиці.

За типом даних зображення поділяють на:

- бітові (булевські, логічні);
- байтові (зі знаком і без знаку);
- цілочисельні (зі знаком і без знака);
- дійсні (з фіксованою і плаваючою точкою);

- кольорові (спеціальний тип даних);
- векторні (піксель є масивом або списком чисельних значень).

У семантичному плані про ці типи зображень можна сказати таке [2, 5]:

– *бінарні зображення* (бітові, булевські, логічні): 0 позначає піксель «фону», 1 – піксель «об'єкта», «символу» (або навпаки – залежить від знаку контрасту «об'єкт/фон»). Як вхідне бінарне зображення формує тільки один тип пристроїв введення – оптичний сканер у режимі сканування текстових документів;

– *напівтонові зображення стандартного дозволу* (байтові без знаку). Дозвіл 8 біт (діапазон значень [0 ... 255] – 256 градацій сірого) – фактичний стандарт для систем введення, здатних працювати у реальному часі. У такому форматі подаються і результати фільтрації напівтонових зображень. Системний тип даних TBitmap підтримується операційною системою Windows як частина графічного інтерфейсу на системному рівні;

– *результати обробки напівтонових зображень*, в яких можливі від'ємні значення пікселів (байтові зі знаком).

Коротке ціле зі знаком використовується для подання проміжних результатів обробки з метою економії використаного об'єму пам'яті.

Довге ціле зі знаком стандартної і подвійної довжини використовується при реалізації всіх можливих цілочислових операцій над зображеннями, якщо немає необхідності в спеціальному обмеженні потрібних об'ємів пам'яті.

Дійсні значення пікселів використовуються під час реалізації різних нецілочисельних операцій і перетворень над зображеннями. Якщо потрібно обмежити об'єм задіяної пам'яті або збільшити швидкодію алгоритмів, замість подавань з плаваючою точкою використовуються подання дійсних чисел з фіксованою точкою;

– *напівтонові зображення підвищеного дозволу* (цілочисельні без знаку). Використовуються у тих випадках, коли діапазон у 256 градацій сірого не дозволяє відобразити всі елементи початкової інформації;

– *двовимірні частотні характеристики* – комплексні зображення, що складаються з дійсної та уявної частини. Формуються у результаті двовимірного косинусного перетворення, двовимірного перетворення Фур'є, швидкого перетворення Фур'є, перетворення зображення з просторової області у частотну. На програмному рівні реалізуються не як двовимірний масив комплексних чисел (двокомпонентних векторів), а як пара двовимірних масивів, один з яких представляє дійсну частину образу, а другий – уявну;

– *позначкові зображення* – використовуються під час автоматичного виділення зв’язкових областей і об’єктів. Кожен піксель такого зображення позначений номером області, якій він належить. Байтові зображення тут не підходять, так як у них можна закодувати тільки 255 різних областей, а на зображеннях високого дозволу їх може виявитися десятки і навіть сотні тисяч;

– *кольорові зображення* – спеціальний тип даних, запис формату TcolorRef = {Red, Green, Blue}. Дозвіл по кожному з каналів – 8 біт.

Кольорове зображення – системний тип даних, він підтримується усіма пристроями введення кольорових зображень. Крім того, стандартний тип даних TRGBBitmap підтримується операційною системою Windows як частина графічного інтерфейсу на системному рівні;

– *багатозональні і гіперспектральні зображення* – векторні, піксель є масивом цілочисельних значень. Формуються спеціальними пристроями введення. Використовуються для попиксельної класифікації та сегментації зображень. На програмному рівні, як правило, реалізуються не як двовимірний масив векторів, а як набір двовимірних зображень, кожне з яких відповідає одній зональній спектральній компоненті;

– *ознакові зображення* – скалярні та векторні, піксель є скаляр, масив або список дійсних значень, є результатом ознакового аналізу зображень. Використовуються для попиксельної класифікації та сегментації зображень. На програмному рівні, як правило, реалізуються не як двовимірний масив векторів, а як набір двовимірних зображень, кожне з яких відповідає одному типу ознак.

1.9 Метод геометричної корекції цифрових зображень

У задачах геоінформатики часто об’єкти на супутникових зображеннях необхідно зіставляти з географічною картою (здійснити географічну прив’язку супутникових даних) для визначення географічних координат об’єктів. Географічну прив’язку і геометричну корекцію можливо об’єднати в одну операцію суміщення деталей супутникового зображення і карти.

Нехай система координат (x, y) відповідає супутниковому зображенню, а система uv – карті. Потрібно знайти перетворення $u_k = f(x_k, y_k)$, $v_k = g(x_k, y_k)$, що встановлює відповідність між становищем k -го пікселя на зображенні і його географічними координатами.

Так як вид функцій f і g заздалегідь не відомий, то застосовується поліноміальна апроксимація.

Зазвичай, використовуються поліноми другого ступеня [2]:

$$u_k = a_0 + a_1 x_k + a_2 y_k + a_3 x_k y_k + a_4 x_k^2 + a_5 y_k^2, \quad (1.12)$$

$$v_k = b_0 + b_1 x_k + b_2 y_k + b_3 x_k y_k + b_4 x_k^2 + b_5 y_k^2.$$

Перші члени з коефіцієнтами a_0, b_0 відповідальні за зрушення зображення по x і y . Члени з коефіцієнтами a_1, a_2, b_1, b_2 відповідають за лінійну зміну масштабу по x і y , а також обертання, члени з a_3 і b_3 – за обертання зображення, члени з a_4, a_5, b_4, b_5 – за нелінійну зміну масштабу.

Коефіцієнти a_i і b_i визначаються з розв'язання системи (1.12).

На зображенні і на карті відшукують однакові точки (їх називають контрольними точками), їх координати підставляють у рівняння. Як контрольні точки зручно використовувати елементи гідромережі – гирла річок, миси, круті вигини русла річок. Кількість точок має бути достатньою для вирішення рівнянь. Для поліномів другого порядку можна обмежитися 6 контрольними точками, але бажано, щоб їх число досягало 15–20 з розподілом по всьому полю, це дозволить використати метод найменших квадратів і зробити оцінку коефіцієнтів менш залежною від помилок у визначенні координат на зображенні і на карті. Після визначення шуканих коефіцієнтів a_i і b_i вихідне зображення коректується попиксельно за допомогою перетворення (1.12).

1.10 Приклад попередньої обробки цифрових зображень шляхом поелементного перетворення

У багатьох інформаційних системах застосовується представлення результатів обробки даних у вигляді зображення, що виводиться на екран. Процедуру, що забезпечує таке подання, називають візуалізацією. Часто буває корисним підкреслити, посилити якісь риси, особливості, нюанси картини спостереження з метою поліпшення її суб'єктивного сприйняття.

Суб'єктивність сприйняття сильно ускладнює застосування формалізованого підходу в досягненні даних цілей. Тому при обробці зображень для візуалізації набули поширення методи, в яких часто відсутні суворі математичні критерії оптимальності. Їх замінюють якісні уявлення про доцільність тієї чи іншої обробки, що спираються на суб'єктивні оцінки результатів.

Переважає більшість процедур обробки для отримання результату в кожній точці кадру залучає вхідні дані з деякої множини точок вихідного зображення, що оточують оброблену точку. Однак, є група процедур, де здійснюється поелементна обробка. Результат обробки в будь-якій точці кадру залежить тільки від значення вхідного зображення в цій же точці, очевидною перевагою таких процедур є їх гранична простота. Разом з тим, багато з них призводять до суб'єктивного поліпшення візуальної якості.

Сутність поелементної обробки зображень зводиться до такого.

Нехай $f(i, j) = f_{ij}$, $g(i, j) = g_{ij}$ – значення яскравості вихідної і одержаної після обробки зображення точки, що має декартові координати i (номер рядка) і j (номер стовпця). Поелементна обробка означає, що існує функціональна однозначна залежність між цими яскравостями [2]

$$g_{ij} = \Phi_{ij}(f_{ij}), \quad (1.13)$$

яка дозволяє за значенням вхідного сигналу визначити значення вихідного сигналу. У загальному випадку вид або параметри функції $\Phi_{ij}(\cdot)$, яка описує обробку, залежать від поточних координат. При цьому обробка є неоднорідною.

Однак, у більшості практичних процедур використовується однорідна поелементна обробка. У цьому випадку індекси i та j у виразі (1.13) можуть бути відсутні. При цьому залежність між яскравостями вхідного і обробленого зображень описується однаковою для всіх точок зображення функцією [2]:

$$g = \Phi(f).$$

Лінійне контрастування зображення. Завдання контрастування пов'язане з поліпшенням узгодження динамічного діапазону зображення і екрану, на якому виконується візуалізація. Якщо для цифрового подання кожного відліку зображення відводиться 1 байт (8 біт) пристрою, що запам'ятовує, то вхідний чи вихідний сигнали можуть приймати одне з 256 значень.

Зазвичай, використовується діапазон від 0 до 255, при цьому значення 0 відповідає при візуалізації рівню чорного, а значення 255 – рівню білого. Припустимо, що мінімальна та максимальна яскравості вихідного зображення рівні $\min f$ і $\max f$ відповідно. Якщо ці параметри або один з них суттєво відрізняються від граничних значень діапазону яскравостей, то візуалізована картина виглядає як ненасичена, незручна під час спостереження.

При лінійному контрастуванні використовується поелементне перетворення виду [6]

$$g = a \cdot f + b, \quad (1.14)$$

параметри якого a і b визначаються бажаними значеннями мінімальної $\min g$ і максимальної $\max g$ вихідної яскравості.

Вирішивши систему рівнянь [6]

$$\begin{cases} g_{\min} = a \cdot f_{\min} + b \\ g_{\max} = a \cdot f_{\max} + b \end{cases}$$

щодо параметрів перетворення a і b , неважко привести (1.14) до виду [6]

$$g = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} (g_{\max} - g_{\min}) + g_{\min}.$$

Препарування зображення – це цілий клас поелементних перетворень зображення. Характеристики застосовуваних на практиці процедур зміни яскравості і контрасту наведені на рисунку 1.6.

Перетворення, наведені на рисунку 1.6 (а, б), дозволяють, відповідно, знизити або підвищити яскравість редагованого зображення, використовуючи такі співвідношення вхідного і вихідного діапазонів яскравості зображення [6]:

$$f_{\min} = 255 - g_{\max}, \quad g_{\min} = 0, \quad f_{\max} = 255 \text{ (зниження яскравості),}$$

$$g_{\min} = 255 - f_{\max}, \quad f_{\min} = 0, \quad g_{\max} = 255 \text{ (підвищення яскравості).}$$

Перетворення (рис. 1.6) дозволяють підвищити контраст зображення в обраному діапазоні яскравостей, коли вихідне зображення використовує повний динамічний діапазон від 0 до 255.

По суті, це перетворення – лінійне контрастування, що застосовується до обраного вхідного діапазону яскравості початкового зображення [6].

Точки, що потрапили в інтервал $[0, f_{\min}]$, утворюють після препарування чорний фон, а точки, що потрапили в інтервал $[f_{\max}, 255]$, – білий фон.

Препарування часто використовується в автоматичних системах обробки візуальної інформації, оскільки підготовлений при цьому препарат може містити всю інформацію, необхідну для подальшої (вторинної) обробки.

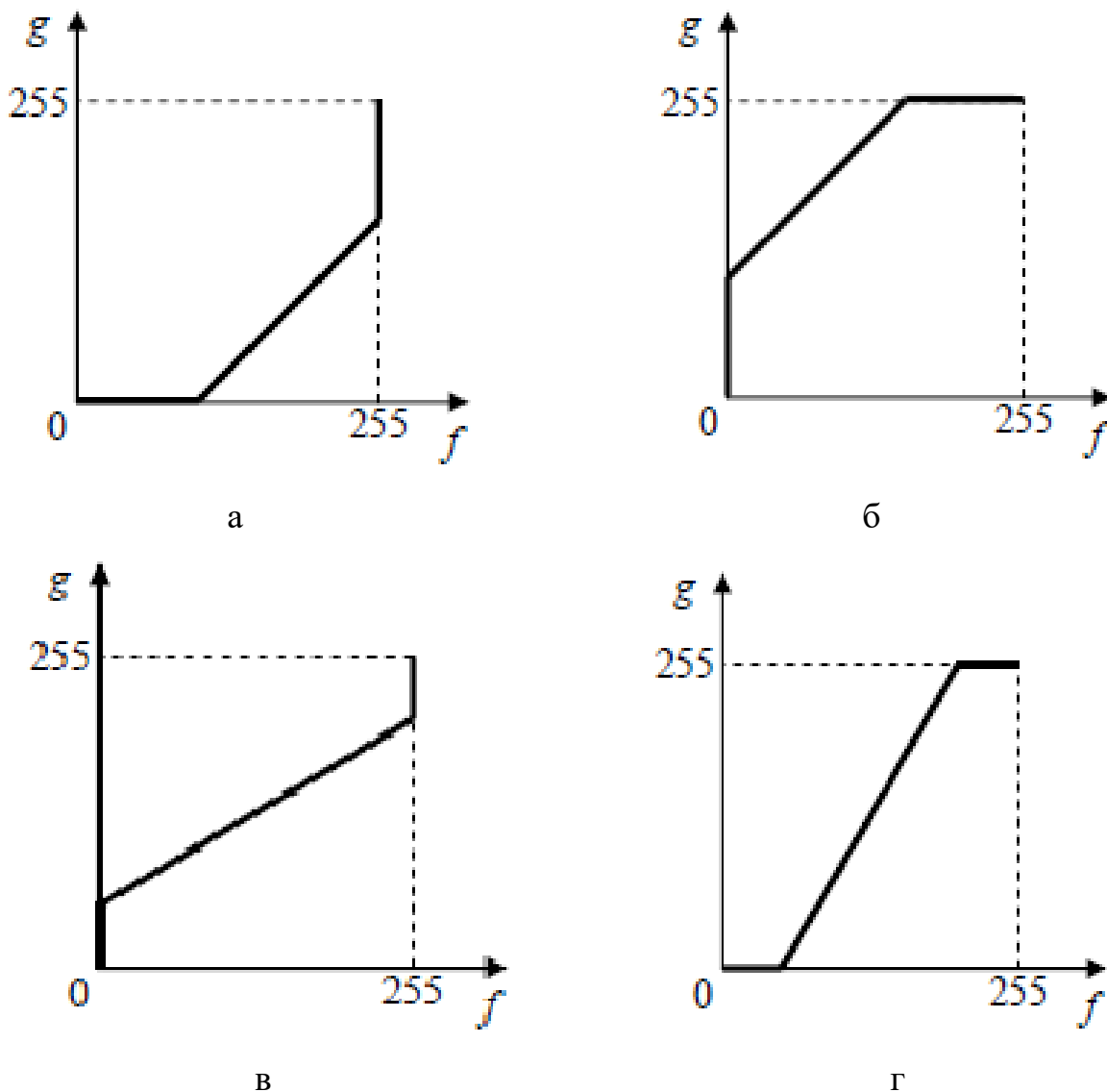


Рисунок 1.6 – Перетворення зображень

Перетворення гістограм, еквалізація. Під час поелементних перетворень відбувається зміна закону розподілу ймовірностей, що описує зображення. При лінійному контрастуванні зберігається вид щільності ймовірності, проте в загальному випадку, при довільних значеннях параметрів лінійного перетворення, змінюються параметри щільності ймовірності перетвореного зображення. Таким чином, у практиці обробки зображень перетворення розподілів виконують у два етапи.

На першому етапі вимірюється гістограма початкового зображення.

Для цифрового зображення, шкала яскравостей якого належить цілочисловому діапазону від 0 до 255, гістограмою є таблиця з 256 чисел. Кожне з них показує кількість точок на зображенні, що мають дану яскравість. Розділивши всі числа цієї таблиці на загальний розмір вибірки, рівний числу використаних точок зображення, отримують оцінку розподілу ймовірностей яскравості зображення.

Позначимо дану оцінку [6]

$$w_f^*(j), \quad 0 \leq j \leq 255.$$

Тоді оцінка інтегрального розподілу знаходиться за формулою [6]:

$$F_f^*(j) = \sum_{i=0}^j w_f^*(i).$$

На другому етапі виконується нелінійне перетворення (1.2), що забезпечує необхідні властивості вихідного зображення. Замість невідомого істинного інтегрального розподілу використовується його оцінка, заснована на гістограмі. З урахуванням цього всі методи поелементного перетворення зображень, метою яких є видозміна законів розподілу, отримали назву гістограмних методів. Зокрема, перетворення, при якому вихідне зображення має рівномірний розподіл, називається еквалізацією (вирівнюванням) гістограм.

Характерною рисою багатьох зображень, одержаних у реальних системах, є значна питома вага темних ділянок і порівняно мале число ділянок з високою яскравістю. Еквалізація покликана відкоригувати зображення, вирівнявши інтегральні площі ділянок з різними яскравостями.

Таким чином, при обробці перерозподіл яскравостей призводить до поліпшення візуального сприйняття редагованого зображення.

Процедури перетворення гістограм можуть застосовуватися як до зображення в цілому, так і до окремих його фрагментів. Під час обробки нестационарних зображень, зміст яких істотно розрізняється за своїми характеристиками на різних ділянках, кращого ефекту можна домогтися, застосовуючи гістограмну обробку до окремих ділянок.

1.11 Запитання та завдання

1. Дайте визначення поняттю «компресія цифрових зображень».
2. Дайте визначення поняттю «фільтрація шумів».
3. Дайте визначення поняттю «розпізнавання образів».
4. Дайте визначення поняттю «цифрове зображення».
5. Дайте визначення поняттю «сигнал».
6. Дайте визначення поняттю «реєстрація зображень».
7. Дайте характеристику дискретизації та квантуванню зображень.
8. Дайте визначення поняттю «візуалізація».
9. Дайте визначення поняттю «кореляція».
10. Дайте визначення поняттю «контраст зображення».
11. Дайте характеристику методам лінійного контрастування зображень.
12. Дайте характеристику методу соляризації зображень.
13. Дайте характеристику методу зонального контрастування зображень.
14. Дайте характеристику методам перетворення гістограм.
15. Дайте характеристику табличному методу під час поелементного перетворення зображень.
16. Дайте характеристику видам зображень.
17. Дайте характеристику методу геометричної корекції зображень.
18. Поясніть загальну схему обробки зображень.
19. Поясніть, що показує гістограма яскравостей пікселів зображення.
20. Поясніть, для яких цілей застосовується лінійне контрастування.
21. Поясніть, що розуміють під контрастом і яскравістю під час цифрової обробки зображень.
22. Наведіть алгоритм препарування зображень.
23. Назвіть причини та характер спотворень цифрових зображень.
24. Визначте, чому дорівнює мінімальне число опорних точок, необхідних для геометричної корекції зображення, при використанні поліномів першого та третього ступенів.
25. Напишіть систему рівнянь для визначення коефіцієнтів полінома третього ступеня для геометричної корекції зображення.
26. Поясніть, що означає масштаб карти 1:100 000, по якому проводиться корекція зображення.
27. Поясніть, якому масштабу карти відповідає цифрове зображення, що має просторовий дозвіл 30 м.

2 ХАРАКТЕРИСТИКА ТЕХНІЧНИХ ЗАСОБІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Введення зображень за допомогою настільного сканера

У датчиках зображень – сканерах авіаційного та космічного базування, телевізійних камерах, настільних сканерах, у цифрових фотоапаратах спосіб подання зображення називається *растровою графікою*. Дані датчики дозволяють отримувати напівтонові і кольорові зображення в аналоговій формі.

Для введення в електронно-обчислювальну машину зображення необхідно перетворити в деяку *числову матрицю*. Процес перетворення називається *дискретизацією* і складається з *вибірки* і *квантування*.

Вибірка полягає у виборі на полі спостереження деякої множини точок, у кожній з яких вимірюється величина яскравості $f(x, y)$.

Під час використання електронно-обчислювальної машини для обробки зображень нерідко застосовується формат 512×512 , згадана множина точок складається з $512 \cdot 512 = 262\,144$ пікселів.

Вибірка проводиться з деяким кроком, який і характеризує просторовий дозвіл. Під час використання *сканерів космічного базування* дозвіл, зазвичай, визначається швидкістю супутника і частотою сканування.

У даний час пристроєм введення зображень в електронно-обчислювальну машину з плоских оригіналів є планшетний сканер [2].

Для *квантування* і *перетворення* $f(x, y)$ в числовий код у пристроях введення використовується аналого-цифровий перетворювач.

Оскільки людське око не в змозі розрізняти рівні освітленості, що відрізняються один від одного менше, ніж на 1 % чи 2 %, для якісного подання півтонування цілком достатньо мати 256 рівнів квантування, тобто по 1 байту на піксель. Ця величина характеризує *тоновий дозвіл*.

Під час *дискретизації кольорового зображення* витрачають по 1 байту на кожен із трьох основних кольорів, тобто 3 байта на піксель (24-бітове кодування, 24-бітна глибина кольору).

Чорно-білі сканери реєструють не менше 256 градацій сірого, кольорові – не менше 256 градацій кожного з трьох основних кольорів, тобто не менше 16 700 000 відтінків. У деяких системах число рівнів квантування вибирається, виходячи з конкретного завдання.

До числа пристроїв, спеціально призначених для введення зображень в електронно-обчислювальну машину, відносяться *цифрові фото-і відеокамери*.

Типова цифрова фотокамера містить аналого-цифровий перетворювач матрицю з роздільною здатністю не менше 5 мегапікселів та процесор, зображення у цифровій формі записується на напівпровідникову пам'ять.

До електронно-обчислювальної машини зображення вводиться або через кабель, або через безконтактний пристрій введення, або через флеш-карту.

За якістю зображення тверді копії невеликого формату, отримані за допомогою цифрової камери, не поступаються звичайній фотографії розміром 9 см × 13 см, однак, 35-міліметрові фотонегативи допускають 10-кратне збільшення без істотної втрати якості. На збільшеному в 3 або 4 рази зображенні з цифрової камери проглядається піксельна структура.

2.2 Виведення зображень за допомогою принтерів

Тверді копії отримують за допомогою принтерів і плотерів.

Матричні принтери мало придатні для виведення зображень.

Струменеві принтери забезпечують значно кращу якість при тій же ціні, що і матричні.

Сучасні струменеві принтери друкують від 2 до 10 сторінок формату А4 за хвилину з роздільною здатністю до 1 400 точок на дюйм. Деякі струменеві принтери реалізують таку ж якість зображень, яка досягається на кольорових фотографіях невеликого розміру. Практично всі струменеві принтери дозволяють друкувати кольорові зображення.

Більш досконалі *лазерні принтери*.

Спеціальний світлочутливий барабан заряджають статичною електрикою, через барабан «прокочується» аркуш паперу, тонер переходить на папір і закріплюється нагріванням. Лазерні принтери можуть забезпечувати більш високий дозвіл, ніж струменеві.

2.3 Сучасні монітори

Для візуалізації зображень використовуються кольорові монітори на електронно-променевих трубках, рідкокристалічних плазмових дисплеях.

Рідкокристалічні дисплеї менше стомлюють зір, ніж електронно-променеві.

Рідкокристалічний дисплей має дві тонкі пластини з кварцового скла, на внутрішній стороні яких нанесені матриці з електродів, кожна чарунка відповідає одному пікселю.

Наприклад, монітори формату $1\ 024 \times 768$ містять 1 024 елемента по горизонталі і 768 по вертикалі. Якщо користувач побажає перевести цей монітор у режим 640×480 , то зображення буде виводитися на середину екрану, а по краях залишатимуться темні поля.

Можливе застосування інтерполяції, тоді зображення займає весь екран, проте воно буде виглядати не дуже якісним, наприклад, літери можуть мати не плавні обриси, а ступінчасті. Рідкокристалічні монітори дають більш бляклі кольори, ніж електронно-променеві.

Плазмові екрани поєднують технології електронно-променевих трубок і рідкокристалічних екранів, вони складаються з окремих чарунків, у яких знаходиться інертний газ при низькому тиску, а на стінку, повернену до глядача, нанесено люмінофор.

Для професійної обробки зображень використання рідкокристалічних моніторів небажано.

2.4 Залежність дозволу під час друку від числа градацій яскравості

Зазначений вище дозвіл реалізується під час друку не напівтонових, а бінарних зображень, до числа яких можна віднести літери тексту, чорні лінії на білому фоні. Для друку напівтонових зображень, як правило, доводиться імітувати півтони за допомогою створення растру.

Растр півтонування може друкуватися у вигляді чарунків 8×8 пікселів.

Залежно від заповнення чарунку точками чорного кольору можна імітувати 64 градації півтонів.

Незаповнений чарунок має білий колір, заповнений 8 точками, що імітує 12%-й рівень почорніння, заповнений 32 точками – 50%-й рівень.

Отже, при друці зображень дозволу принтера по півтонам та за елементами залежать один від одного. Якщо дозвіл принтера складає 600 точок на дюйм, то імітують 64 півтони, маємо $600 / 8 = 75$ чарунків на дюйм.

Кращого результату можна досягти, якщо відмовитися від строгої відповідності між напівтоновими чарунками та друкованими точками, тобто використовувати дифузійний метод друку.

2.5 Роль нейрокомп'ютерів в обробці цифрових зображень

Ще у ХХ столітті було розроблено нейромережеві модулі обробки інформації, що дають можливість поліпшити характеристики систем розпізнавання образів і систем пошуку інформації у відповідності з інтересами користувача. Створено також апаратні засоби підтримки нейромережних модулів – нейрокомп'ютери.

Розроблені нейромережеві модулі використані для створення системи пошуку інформації, яка самостійно будує модель інтересів користувача і з поточної інформації вибирає таку, що найбільше його цікавить. Модулі, що містять нейромережеві класифікатори, були використані для створення систем розпізнавання рукописних слів.

Відбувається нове підвищення складності об'єктів обробки інформації, з якими людина може лише шляхом підвищення рівня інтелектуалізації технічних засобів. Це спричиняє необхідність розвитку таких кібернетичних понять, як самоорганізація, самокерування, розумна, адаптивна поведінка, самовдосконалювальні та генераційні системи. Дедалі більшого значення набувають методи та інструментарій системного аналізу.

2.6 Запитання та завдання

1. Дайте визначення поняттю «растрова графіка».
2. Дайте визначення поняттю «числова матриця».
3. Дайте визначення поняттю «дискретизація».
4. Дайте визначення поняттю «вибірка».
5. Дайте визначення поняттю «квантування».
6. Дайте визначення поняттю «перетворення».
7. Дайте визначення поняттю «тоновий дозвіл».
8. Дайте характеристику матричним принтерам.
9. Дайте характеристику струменевим принтерам.
10. Дайте характеристику лазерним принтерам.
11. Дайте визначення поняттю «роздільна здатність».
12. Дайте характеристику сучасним моніторам.
13. Дайте визначення поняттю «градація яскравості».
14. Дайте визначення поняттю «чарунок».
15. Дайте визначення поняттю «дифузійний метод друку».
16. Дайте визначення поняттю «нейрокомп'ютери».

3 ПАРАМЕТРИЧНІ ТА НЕПАРАМЕТРИЧНІ МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Роль нормального розподілу в задачах класифікації

Під час дистанційного зондування яскравість кожного пікселя складається з яскравостей природних об'єктів, що потрапили під миттєве поле зору сканера. Об'єкти випадковим чином відображають і розсіюють сонячне випромінювання, так що яскравість пікселя є сумою випадкових величин.

З теорії ймовірностей відомо, що сума незалежних, однаково розподілених випадкових величин має нормальний (гаусівський) закон розподілу (центральна гранична теорема).

Таким чином, є підстави вважати, що для природних об'єктів яскравість пікселів може підпорядковуватися нормальному закону розподілу.

Названа вище причина не єдина, за якою у задачах параметричного розпізнавання зображень широко використовується гіпотеза про нормальний закон розподілу яскравості пікселів.

Під час розпізнавання монохроматичних зображень для розподілу яскравості майже завжди вдається підібрати один з відомих одновимірних законів (нормальний, біноміальний, експонентний, пуасонівський).

Інша справа – зображення, одержані за допомогою сканерів, що мають n -спектральних каналів, $n > 1$. У цьому випадку для опису статистичних характеристик потрібно n -мірний спільний розподіл величин яскравості в каналах.

n -мірна нормальна функція щільності ймовірностей яскравості має вигляд

$$w_n(f_{ij}) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |R|^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (f_{ij} - \mu)^T \cdot R^{-1} (f_{ij} - \mu) \right]. \quad (3.1)$$

У (3.1) вектор даних, що характеризує яскравість (i, j) -го пікселя у всіх n -спектральних каналах, позначений через f_{ij} , вектор математичного очікування – через μ , кореляційна матриця – через R , $|R|$ – визначник кореляційної матриці, R^{-1} – матриця, обернена до R , символ $(f_{ij} - \mu)^T$ означає транспонування вектора [8].

$$f_{ij} = \begin{pmatrix} f_{1ij} \\ f_{2ij} \\ \dots \\ \dots \\ f_{nij} \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \dots \\ \dots \\ \mu_m \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & \dots & \dots & R_{1n} \\ R_{21} & R_{22} & \dots & \dots & R_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_{n1} & R_{n2} & \dots & \dots & R_{nn} \end{pmatrix}. \quad (3.2)$$

Компоненти вектора $f_{ij} : f_{1ij}, f_{2ij}, \dots, f_{nij}$ – яскравість пікселя у першому, другому та інших каналах. Компоненти вектора $\mu : \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m$ – математичне очікування яскравості пікселя для першого, другого та інших каналів.

На головній діагоналі кореляційної матриці (3.2) на перетині n -го рядка та n -го стовпця стоїть величина $R_{nn} = \sigma_p^2$, що показує значення дисперсії яскравості пікселів у n -му каналі (характеристика контрасту).

$R_{ns} = R_{sn}$ – це коефіцієнт кореляції значень яскравості пікселів у n -му та s -му каналах.

Методи класифікації, засновані на нормальному законі розподілу, задовільно працюють навіть при помітних відхиленнях від нормальності [11].

Нехай супутникове сканерне зображення земної поверхні, що отримане в n -спектральних каналах, є сукупністю пікселів, яскравість (i, j) -го пікселя описується вектором f_{ij} з n компонентів. Потрібно віднести цей піксель до одного з M класів. Попередньо створюється *навчальна вибірка* – супутникове зображення, на якому по наземним даним визначені ділянки, що відповідають різним класам. Користувач вказує межі цих класів, відбувається процес навчання, тобто комп'ютер оцінює вектор математичного очікування і кореляційну матрицю для кожного із класів.

Далі проводиться обробка даного супутникового зображення. Комп'ютер для кожного класифікованого пікселя визначає вектор вимірювань f_{ij} і в кожному k класі формує умовні щільності ймовірностей $w \left(\frac{f_{ij}}{C_k} \right)$.

Для цього у багатовимірний нормальний закон розподілу (3.1) підставляються μ_k і R_k – задані умови, тобто у даному випадку оцінки вектора математичного очікування і кореляційної матриці еталонного об'єкта « k » [12].

Таким чином, для кожного пікселя формується M умовних щільностей ймовірностей, які порівнюються з деяким порогом Q_{kl} . Порівняння дозволяє визначити, яка з гіпотез найбільш правдоподібна.

Відношення правдоподібності L_{kl} для класів k та l має вигляд [8]:

$$L_{kl} = \frac{w\left(\frac{f_{ij}}{C_k}\right)}{w\left(\frac{f_{ij}}{C_l}\right)} = \frac{|R_k|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1}(f_{ij} - \mu_k)\right]}{|R_l|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(f_{ij} - \mu_l)^T R_l^{-1}(f_{ij} - \mu_l)\right]}. \quad (3.3)$$

Замість відношення правдоподібності L_{kl} можна використати будь-яку монотонну функцію від нього, наприклад, натуральний логарифм $\ln L_{kl}$:

$$\ln L_{kl} = \frac{1}{2} \ln \frac{|R_l|}{|R_k|} + \frac{1}{2} \left[(f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1}(f_{ij} - \mu_k) \right] - \frac{1}{2} \left[(f_{ij} - \mu_l)^T R_l^{-1}(f_{ij} - \mu_l) \right]. \quad (3.4)$$

У цьому випадку величина $\ln L_{kl}$ порівнюється з порогом $q_{kl} = \ln Q_{kl}$. Перший член $\frac{1}{2} \ln \frac{|R_l|}{|R_k|}$ і множник $\frac{1}{2}$ у виразі для $\ln L_{kl}$ можуть бути включені до порогу q_{kl} .

Таким чином, завдання з'ясування, до k -го або l -го класу відноситься (i, j) -й піксель, зводиться до порівняння квадратичних форм:

$$A = \left[(f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1}(f_{ij} - \mu_k) \right], \quad B = \left[(f_{ij} - \mu_l)^T R_l^{-1}(f_{ij} - \mu_l) \right]. \quad (3.5)$$

Нерідко вважають, що $q_{kl} = 0$. У цьому випадку вважається, що (i, j) -й піксель відноситься до k -го класу, якщо квадратична форма $A < B$, тобто коли компоненти вектора f_{ij} тісніше групуються навколо μ_k .

Квадратична форма $\left[(f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1}(f_{ij} - \mu_k) \right]$ характеризує відстань класифікованого пікселя з вектором яскравості f_{ij} , вона часто застосовується у задачах розпізнавання зображень.

У випадку, коли вектор яскравості пікселя f_{ij} складається з двох компонент, тобто для двох спектральних каналів, квадратична форма має вигляд (3.6).

$$P_k = \frac{1}{(1 - \rho_{12k}^2)} \left[\frac{(f_{1ij} - \mu_{1k})^2}{\sigma_{1k}^2} + \frac{(f_{2ij} - \mu_{2k})^2}{\sigma_{2k}^2} - 2\rho_{12k} \frac{(f_{1ij} - \mu_{1k})(f_{2ij} - \mu_{2k})}{\sigma_{1k}\sigma_{2k}} \right], \quad (3.6)$$

де $\rho_{12k} = \frac{R_{12k}}{\sigma_{1k}\sigma_{2k}}$ – нормований коефіцієнт кореляції двох спектральних каналів для об'єкта « k » еталонного зображення.

3.2 Метод головних компонент

До недавнього часу метод головних компонент вважали різновидом факторного аналізу. Сьогодні даний метод відносять до групи самостійних статистико-математичних методів багатомірного аналізу. Виникла необхідність у стисненні інформації, тобто описати досліджуване явище (об'єкт) більш укрупненими показниками, що називаються «головними компонентами».

Вихідним ступенем тут є кореляційна матриця, на підставі якої з використанням методу головних компонент може бути продовжено аналіз значень спостережуваних ознак. Правильно відібрані у кореляційну модель ознаки пов'язані між собою. Наявність таких зв'язків між ними дозволяє на основі одного фактора мати інформацію про інший. Існування тісного зв'язку між ознаками дає підставу для виключення однієї з них. Ідея обліку однієї ознаки на підставі другої лежить в основі методу головних компонент.

З двома ознаками метод головних компонент малоефективний. Його використовують, як правило, при десятках взаємопов'язаних ознак, ставиться мета «набрати» певну частину загальної варіації результативної ознаки мінімальною кількістю змінних, які підбирають до тих пір, поки сума їх дисперсій не досягне заданої частки у дисперсії досліджуваного явища.

Метод головних компонент розв'язує такі завдання:

- відшкодування скритих закономірностей у зміні явищ;
- характеристика явища, що вивчається. Число головних компонент, виділених у процесі дослідження, буде вміщувати у компактній формі більше інформації, ніж початково-виміряні ознаки;
- виявлення ознак, найбільш тісно пов'язаних з головною компонентою. Інакше кажучи, вивчення стохастичного зв'язку між ними (зв'язок, при якому зі зміною однієї змінної змінюється закон розподілу другої);
- прогнозування рівнів досліджуваних явищ на підставі рівняння регресії, яке одержане по інформації головних компонент.

Переваги такого методу прогнозування на відміну від класичного регресійного аналізу можна пояснити тим, що в модель намагаються включити максимально можливу кількість факторів, які в економічних явищах часто характеризуються істотною корельованістю (мультилінеарністю). Прогноз за такими змінними, як правило, буває не точним. Тому виникає завдання про заміну вихідних взаємопов'язаних змінних сукупністю некорельованих параметрів. Це завдання вирішується математичним апаратом – методом головних компонент, який є характеристиками, що побудовані на підставі первинно вимірених ознак.

Недоліком методу головних компонент слід назвати складність математичного апарату, зумовлену абсолютністю знань теорії ймовірностей, математичної статистики, лінійної алгебри, а також математичного забезпечення електронно-обчислювальної машини. Формальне використання стандартних програм без розуміння математичної суті обчислювальних процедур може призвести до необґрунтованих висновків [13].

3.3 Аналіз головних компонент

Сукупність ознак, що використовуються під час розпізнавання образів, повинна найбільшою мірою відображати ті властивості об'єктів, які важливі для розпізнавання. Від розмірності p простору ознак у значній мірі залежить обчислювальна складність процедур навчання та прийняття рішення, достовірність розпізнавання і витрати часу.

При відображенні на моніторі ЕОМ результатів багатоспектральних дистанційних досліджень виникає ще одна проблема – доступні три кольори (RGB), які можливо присвоїти як умовні трьом спектральним каналам, у той час, як число каналів може перевищувати цю цифру.

Навіть у цьому випадку важливо перетворити супутникову інформацію, щоб з'явилася можливість адекватно представити її на екрані монітора.

Крім того, скорочення числа ознак іноді здатне збільшити відстань між ознаками і спростити процедуру розпізнавання.

Початковий набір ознак формується до початку розпізнавання з числа доступних виміру характеристик об'єкта g_1, g_2, \dots, g_p , що відбивають істотні для розпізнавання властивості.

На наступному етапі з початкового можна сформувати новий набір h_1, h_2, \dots, h_q , що складається з меншого числа ознак $q < p$.

Зменшення кількості ознак знижує витрати, але може призвести до падіння достовірності розпізнавання.

Таким чином, вимоги мінімуму загальної розмірності задачі і максимуму достовірності розпізнавання виявляються суперечливими, необхідний розумний вибір розмірності простору ознак або виконання правильного, без помітного зменшення інформативності, перетворення сукупності даних з метою зменшення числа ознак. Як критерій правильності вибору нових ознак використовують середньоквадратичну помилку апроксимації ознак $\{g_1, g_2, \dots, g_p\}$ з допомогою $\{h_1, h_2, \dots, h_q\}$, середню міжкласову відстань, внутрішньокласовий розкид спостережень, а також ентропію.

Найбільш широке поширення одержали методи лінійного перетворення A початкового простору ознак $G = (g_1, g_2, \dots, g_p)$ у новий простір $H = (h_1, h_2, \dots, h_q)$:

$$H = AG. \quad (3.7)$$

Перетворення (3.7) може здійснювати перехід від однієї координатної системи, в якій ознаки g_i , наприклад, компоненти векторів яскравості пікселів f_{ij} корельовані, до іншої, де вони не корельовані.

У цьому випадку процедура носить назву перетворення Карунена-Лоева.

Як матриця A використовується матриця власних векторів кореляційної матриці R . Вирішується матричне рівняння [1]

$$[R - \lambda_i I] A = 0.$$

Матриця A задовольняє умові $A^{-1} = A^T$, що означає збереження середнього контрасту сукупності зображень. У результаті перетворення (3.7) відбувається поворот координат в m -мірному просторі, такий, що нові зображення стають некорельованими і тому не повторюють один одного.

Сама кореляційна матриця R^* стає діагональною з власними числами λ_i на діагоналі [6]:

$$R^* = A^T R A = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdot & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & \cdot & \cdot & \lambda_p \end{bmatrix}.$$

Після виконання зазначеного перетворення відбирають q ($q < p$) нових зображень, що відповідають найбільшим власним числам.

Ці зображення – *головні компоненти* – мають найбільший контраст, в них зосереджена практично вся інформація, що раніше знаходилася у початкових зображеннях. Трьом головним компонентам можна присвоїти три основні кольори (RGB) і візуалізувати перетворене зображення в умовних кольорах на моніторі.

3.4 Метод визначення вегетаційного індексу

Велику практичну зацікавленість викликає відбивна здатність рослинного покриву, яка визначається пігментами листа, в особливості, хлорофілом.

У синій і червоній області видимого діапазону відбивна здатність листа низька через наявність смуг поглинання з центрами при $\lambda_1 = 0,45$ мкм та $\lambda_2 = 0,65$ мкм.

Поглинання між смугами, тобто в зеленій області, незначне, мінімум поглинання, максимум відбивної здатності лежить приблизно при 0,54 мкм. Коли рослина знаходиться у стані стресу і утворення хлорофілу зменшується, відбувається зменшення поглинання енергії у смугах λ_1 і λ_2 , відбивна здатність підвищується, це помітно оком в червоній області, рослина здається жовтою.

Порівнюючи між собою яскравості f_1 і f_2 зображення рослинності в червоній та ближній ділянках, можна судити про стан рослин у даному районі, для цього використовують диференціальний вегетаційний індекс $DVI = f_2 - f_1$.

Однак, DVI дуже чутливий до взаємного розташування джерела освітлення (Сонця), супутника та рослин. Нормалізований диференціальний вегетаційний індекс [6] у значній мірі позбавлений цього недоліку

$$NDVI = (f_2 - f_1) / (f_2 + f_1).$$

Це пов'язано з тим, що f_1 та f_2 змінюються приблизно пропорційно при зміні взаємного розташування Сонця, супутника і рослин.

Для рослин у нормальному стані $NDVI$ близький до діапазону від 0,6 до 0,65, а низькі значення $NDVI$ – від 0,3 до 0,4 свідчать про нестачу вологи або про захворювання рослин. Це може бути викликано несприятливою екологічною обстановкою, тому $NDVI$ є також індикатором забруднення навколишнього середовища.

3.5 Метод максимальної правдоподібності

Розпізнавання за методом *максимальної правдоподібності* використовує значний обсяг статистичних даних та успішно справляється із складними завданнями. Метод максимальної правдоподібності забезпечує оптимальне розпізнавання. Однак, цей метод вимагає досить великої кількості операцій і є порівняно повільним.

Багато, щоб під час його використання враховувалися не тільки яскравості в спектральних каналах для кожного одиночного пікселя, але і його оточення. У деяких випадках розглянутий варіант методу максимальної правдоподібності за якістю програє більш простим методам, які беруть до уваги взаємні зв'язки сусідніх пікселів.

Квадратичну форму $[(f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1} (f_{ij} - \mu_k)]$ можна спростити, якщо покласти $R_{mnk} = 0, m \neq n$, тобто не враховувати кореляцію яскравостей пікселя у спектральних каналах. У (3.6) залишаться тільки два члени, множник перед квадратними дужками стане рівним 1.

У разі двох класів k та s отримуємо такі вирази [2]:

$$r_k^2 = \sum_{m=1}^n \frac{(f_{mij} - \mu_{mk})^2}{\sigma_{mk}^2}, \quad r_s^2 = \sum_{m=1}^n \frac{(f_{mij} - \mu_{ms})^2}{\sigma_{ms}^2}, \quad (3.8)$$

де m – номер спектрального каналу;

n – загальне число каналів;

r_k^2 – квадрат відстані в просторі яскравості по евклідовій метриці між класифікованим пікселем з вектором f_{ij} і вектором середнього значення μ_k еталонного об'єкта « k ».

Під час використання (3.8) вважається, що піксель відноситься до того класу, де менший один із двох r_k^2 чи r_s^2 .

Точність r_k^2 істотним чином залежить від точності оцінювання σ_{mk}^2 , як і в методі максимальної правдоподібності.

3.6 Метод мінімальних відстаней

Подальше спрощення призводить до методу *мінімальних відстаней*, коли вирішення про те, до якого класу належить піксель, приймається на підставі порівняння відстаней між пікселями і середніми значеннями в просторі яскравості без урахування вектора дисперсії яскравості еталонного об'єкта:

$$r_k^2 = \sum_{m=1}^n (f_{mij} - \mu_{mk})^2. \quad (3.9)$$

Це самий простий і швидкий метод класифікації, він вимагає мінімальних відомостей про класи, але нерідко поступається методу максимальної правдоподібності у точності класифікації. Порівняння з результатами класифікації по методу максимальної правдоподібності показує, що у даному випадку краще всього виділилися згарища та інші елементи ландшафту, позбавлені рослинності, гірше виділилися листяні дерева.

Метод мінімальних відстаней не враховує оточення пікселя, тому іноді може поступатися методам кластерного аналізу, методам сегментації по нарощуванню областей та по виділенню кордонів.

Метод мінімальних відстаней заснований на евклідовій метриці та не пов'язаний з нормальним законом розподілу.

3.7 Метод паралелепіпедів

На практиці знаходить застосування ще один простий метод класифікації, пов'язаний з нормальним законом, – метод паралелепіпедів (метод прямокутників). Він використовує відомості про класи у вигляді векторів середніх значень яскравості μ_k і векторів дисперсій σ_{mk}^2 , що отримані у процесі навчання. Відомо, що для нормально-розподіленої випадкової величини 95,4 % її значень лежать у межах відхилень від середнього значення, менших 2σ .

Розглянемо випадок двох спектральних компонент.

На рисунку 3.1 по вертикальній осі відкладені значення яскравості f_1 у першому каналі, по горизонтальній осі – значення яскравості f_2 у другому каналі.

Зазначені середні значення яскравості μ_{11} і μ_{12} для першого і другого класів у першому каналі, μ_{21} і μ_{22} для першого і другого класів у другому каналі. Від значення середньої яскравості в обидві сторони відкладені значення середньоквадратичного відхилення σ_{11} , σ_{12} , σ_{21} , σ_{22} для першого і другого класу в кожному із двох каналів.

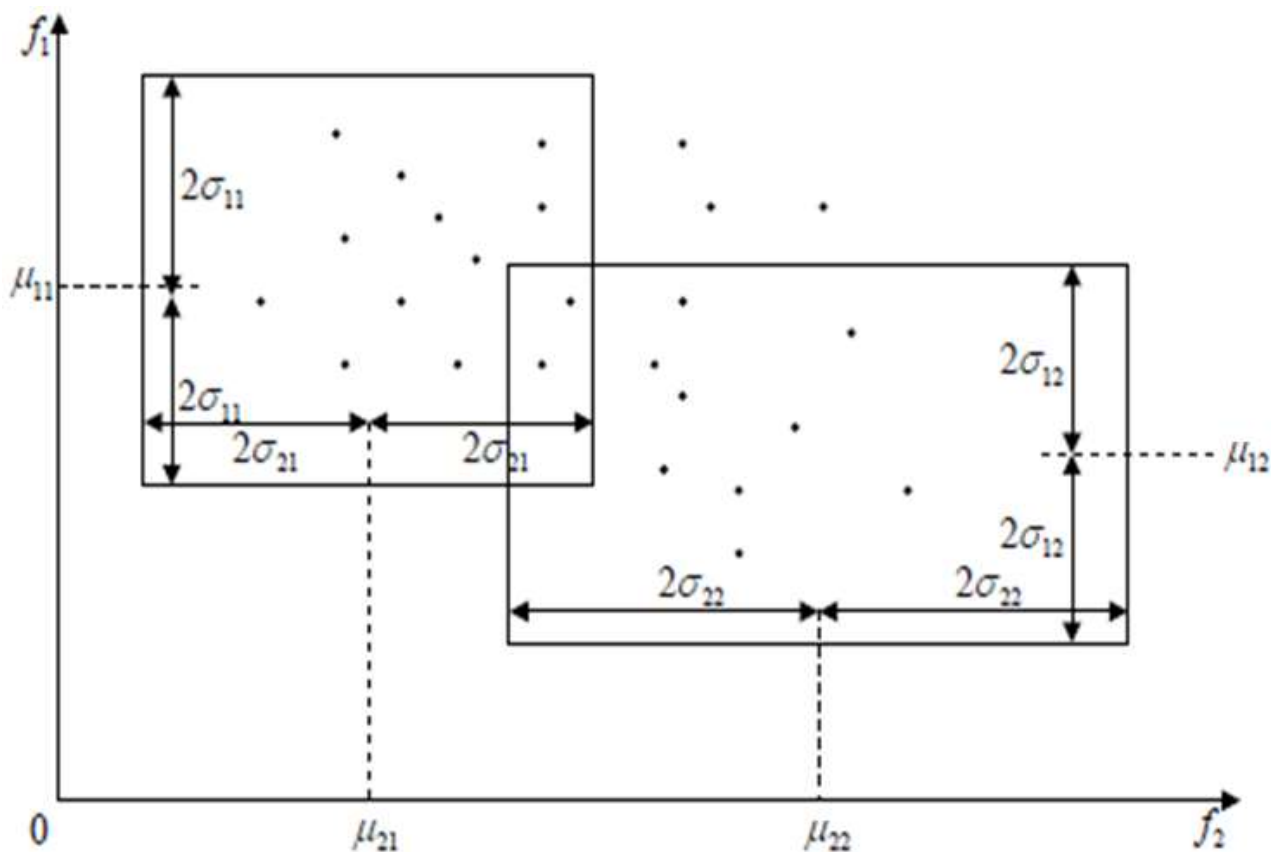


Рисунок 3.1 – Дві спектральні компоненти

У двовимірному випадку отримано прямокутники, у три- і більше мірному випадку маємо паралелепіпеди у відповідному просторі.

Якщо компоненти вектора яскравості f_{1ij} та f_{2ij} такі, що потрапляють в лівий прямокутник, приймається рішення про належність пікселя до першого класу, якщо вони потрапляють у правий прямокутник, то до другого.

Прямокутники можуть частково перекриватися, особливо це характерно для областей, що примикають до кутів. У цьому випадку точки виявляються нерозпізнаними.

Метод паралелепіпедів відноситься до числа швидких методів класифікації, однак, за якістю розпізнавання він поступається більшості з розглянутих методів, як видно із зображення.

Метод паралелепіпедів найдоцільніше використовувати для попередньої класифікації, він найбільш ефективний при нормальному законі, так як для нього виконується «правило двох сигм».

3.8 Особливості непараметричних методів класифікації

Параметричні методи статистичної класифікації зображень є потужним засобом тематичної обробки [9–11]. Специфіка дистанційного зондування в оптичному діапазоні полягає у тому, що зображення подане у вигляді декількох шарів, кожен з яких отримано в одному із спектральних каналів [2].

Для використання параметричних методів необхідно знати багатовимірні функції розподілу ймовірностей, пов'язані з класами образів. Часто ці функції не відомі і повинні оцінюватися по множині навчальних образів. Використовується багатовимірний нормальний закон, хоча не відомі докази, що багатовимірні функції розподілу ймовірностей яскравостей багатоспектральних зображень мають саме такий вигляд.

В одновимірному випадку нормальний закон розподілу несправедливий хоча б через те, що яскравість – величина невід'ємна.

У разі прийняття гіпотези про нормальність розподілу по навчальним образам необхідно оцінити тільки окремі параметри, пов'язані з цими функціями (такі як математичні сподівання, дисперсії, функції кореляції).

Параметричні методи, зазвичай, легше реалізуються, але вимагають більшого обсягу апріорної інформації або фундаментальних припущень щодо природи образів. Якщо форма функцій розподілу ймовірностей не відома заздалегідь [14], метод є *непараметричним*.

Непараметричні методи мають великі потенційні можливості для точної оцінки функцій розподілу ймовірностей і для точного розпізнавання, але ця перевага, зазвичай, вимагає складних систем, що розпізнають, великого числа навчальних образів і, головне, великих часових витрат.

Непараметричні алгоритми, зазвичай, синтезують евристично, часто використовуються локальні оцінки ймовірності за емпіричною частотою.

3.9 Робастні методи

Серед непараметричних алгоритмів слід виділити робастні (стійкі) алгоритми, справедливі з тією чи іншою ефективністю при різних законах розподілу.

Прикладом непараметричного алгоритму є метод мінімальних відстаней, метод використовує середні значення яскравості і дисперсії або тільки середні значення яскравості об'єктів, знайдені з навчальної вибірки.

При цьому припущення про функції розподілу не використовуються. Головне, щоб середні значення яскравості і дисперсії існували.

Прикладом непараметричного алгоритму, що використовується під час придушення шуму у вигляді крапок і ліній на зображенні, є алгоритм *медіанної фільтрації*.

3.10 Метод рангової статистики

Розглянемо типовий робастний алгоритм, який має назву ранговий, що враховує відхилення елементів даної вибірки від елементів випадкової вибірки. Наприклад, є зображення лісу з дозволом 30 м, на якому видні крони дерев та просіка. Потрібно виявити і виділити зображення просіки (рис. 3.2) [2].



Рисунок 3.2 – Зображення лісу з просікою

Можна використати градієнтний фільтр, наприклад, фільтр Лапласа. Просіка стає більш помітною, але пікселі, що відносяться до неї, оточені іншими пікселями, які можна інтерпретувати як шум (рис. 3.3) [2].

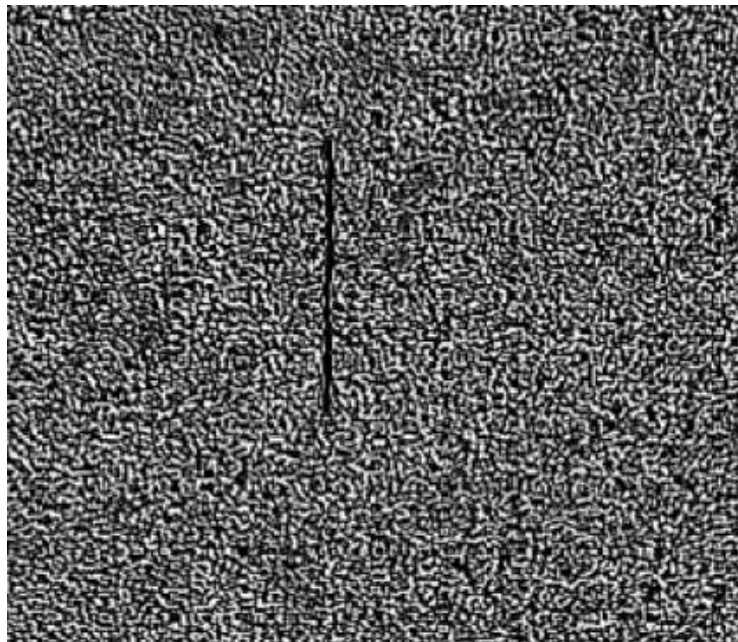


Рисунок 3.3 – Результат застосування фільтру Лапласа

Розглянемо один рядок зображення, який показано на рисунку 3.4.

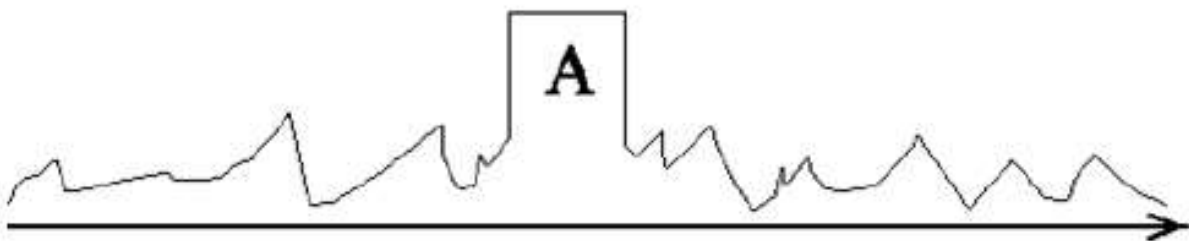


Рисунок 3.4 – Рядок зображення, що містить пікселі об'єкта та шуму

Приймемо, що A – пікселі об'єкта (просіки), x_i – вибіркові значення яскравості пікселів (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Вибіркові значення яскравості пікселів

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
4	3	13	8	5	18	9	6	11	15

Рангом R_i елемента вибірки x_i називається число елементів n цієї вибірки, менших або рівних x_i . Якщо елементи вибірки розташувати у порядку зростання від меншого до більшого (сформувати варіаційний ряд за зростанням), то отримаємо таблицю 3.2.

Таблиця 3.2 – Вибіркові значення яскравості пікселів

R_i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	3	4	5	6	8	9	11	13	15	18
x_i	x_2	x_1	x_5	x_8	x_4	x_7	x_9	x_3	x_{10}	x_6

Ранг R_9 елемента x_9 дорівнює 7, ранг R_2 елемента x_2 дорівнює 1, ранг R_6 елемента x_6 дорівнює 10.

Коли спостерігається тільки шум, враховуючи незалежність та однорідність значення яскравості пікселів, то величини рангів рівноймовірні при будь-яких функціях розподілу.

Якщо ж у вибірці є суміш шуму і деякого не випадкового зображення, то величини рангу не будуть рівноймовірними.

3.11 Двовибірний метод Вілкоксона

Для виявлення локальних контурних ознак можна використати двовибірний алгоритм Вілкоксона. Формуються дві вибірки, одна з яких $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ є опорною і належить області фону, інша $Y = y_1, y_2, \dots, y_m$ – робоча. Вхідні в Y елементи можуть бути як пікселями фону, так і пікселями шуканого зображення, тобто до складу вектора Y включені ті пікселі, які відповідають очікуваному положенню об'єкта, що цікавить (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Двовибірний алгоритм Вілкоксона

Без локальних контурних ознак										
R_i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
x_i	3	4	5	6	8	9	11	13	15	18
3 локальними контурними ознаками										
R_i	1	2	3	7	8	9	10	11	12	13
y_i	3	4	5	11	13	15	18	24	24	24

Складаються два варіаційних ряди – один для елементів опорної X вибірки, а другий для робочої Y вибірки. Ранги елементів робочої вибірки визначаються з урахуванням рангів елементів опорної вибірки, тобто для тих елементів робочої вибірки y_i , які збігаються (або близькі) до елементів опорної вибірки x_i , зберігаються ті ж самі ранги.

Значення яскравості y_i пікселів, що відносяться до області A , перевищують x_i , тому вони потраплять у кінець варіаційного ряду з новими (більшими) номерами (рангами), а у загальній послідовності номерів відбудеться стрибок, зникнуть ранги 4, 5, 6.

Далі визначається рангова статистика $R = \sum R_i$, порівняння якої з порогом R_0 призводить до вирішення про наявність чи відсутність локальних контурних ознак згідно правилу:

$$R \geq R_0 - \text{локальні контурні ознаки є,} \quad (3.10)$$

$$R < R_0 - \text{локальні контурні ознаки відсутні.} \quad (3.11)$$

У розглянутому прикладі $R = 55$, якщо локальні контурні ознаки відсутні і $R = 76$, якщо локальні контурні ознаки є.

При відсутності локальних контурних ознак елементи обох векторів X та Y утворюють однорідну множину випадкових величин, що підкоряються одному і тому ж закону розподілу $w(x)$.

У цьому випадку елемент робочої вибірки з рівними шансами займає будь-яке положення у варіаційному ряді, а це означає, що випадкова величина R_i підпорядковується рівномірному закону розподілу:

$$w(R_i) = \frac{1}{(n+1)}, \quad R_i = 0, 1, 2, \dots, n. \quad (3.12)$$

На даний розподіл не робить впливу конкретний вид розподілу некорельованого фону $w(x)$. Закон розподілу $w(R)$ вирішальної статистики R при фактичній відсутності в Y перепаду яскравості не залежить від розподілу фону $w(x)$.

Отже, від $w(x)$ не залежить і ймовірність помилкового виявлення локальних контурних ознак, яким відповідає верхня умова у процедурі $R \geq R_0$.

Для практичного застосування особливо важливо, що і вибір порогу рангової процедури R_0 , який підпорядковують вимозі отримання бажаної величини ймовірності помилкового виявлення, також не пов'язаний із розподілом фону $w(x)$.

Таким чином, застосування рангового алгоритму автоматично стабілізує ймовірність помилкового виявлення, роблячи її незалежною від виду та параметрів закону розподілу фону. Ця властивість досягається тільки за умови, що всі випадкові величини, що утворюють вибірки X та Y , незалежні. В іншому випадку в закон розподілу $w(R)$ будуть входити параметри, що описують залежність елементів.

При наявності об'єкта A елементи вектора Y статистично перевищують елементи X , тому закон розподілу рангу $w(R_i)$ перестає бути рівномірним: імовірності великих значень R_i збільшуються за рахунок зменшення ймовірностей малих значень. Дана тенденція проявляється тим сильніше, чим більша величина яскравісного перепаду.

3.12 Метод декореляції фону

На зображенні ділянки лісу з просікою яскравості пікселів фону залежні статистично, це типово для багатьох зображень випадкового фону.

Тому для коректного використання рангового алгоритму необхідно перетворити зображення. Будемо вважати, що яскравості пікселів фону на рисунку 3.2 підкоряються нормальному закону розподілу, для якого незалежність і некорельованість елементів зображення еквівалентні один одному, тому перетворення зображення зводиться до декореляції фону.

Нехай фон є однорідним та ізотропним випадковим полем, у якого статистичні характеристики однакові по рядках і стовпцях.

Як модель фону (крона дерев) використовуємо чотириточкову модель:

$$f(i, j) = \alpha [f(i-1, j) + f(i, j-1) + f(i+1, j) + f(i, j+1)] + z(i, j), \quad (3.13)$$

де i та j – номери рядків і стовпців;

α – параметр, що характеризує ступінь впливу сусідніх відліків на даний відлік поля $f(i, j)$;

$z(i, j)$ – випадкове поле з нормальним законом розподілу та некорельованими відрахунками.

Для декореляції фону використовуємо таку процедуру [8]:

$$g(i, j) = f(i, j) - \alpha [f(I-1, j) + f(i, j-1) + f(I+1, j) + f(i, j+1)] = z(i, j),$$

$$\begin{vmatrix} 0 & -\alpha & 0 \\ -\alpha & 1 & -\alpha \\ 0 & -\alpha & 0 \end{vmatrix}. \quad (3.14)$$

Декореляція здійснюється шляхом обробки зображення ковзаючим вікном та враховує конфігурацію сусідніх підрахунків.

Результат цієї обробки при відсутності локальних контурних ознак збігається з породжуючим процесом $z(i, j)$, який за властивостями своєї кореляційної функції близький до білого шуму. Для того, щоб при виявленні локальних контурних ознак використовувати незалежну вибірку, її відліки слід розташовувати так, щоб їх взаємна кореляція дорівнювала нулю.

Вид сигналу, що пройшов через процедуру декореляції, залежить від значень параметра α , тому зупинимося на їх визначенні. Прийmemo умову однаковості характеристик зображення по рядках і стовпцях. Параметр α бере участь у процедурі декореляції, тому його вибір необхідно підпорядкувати мінімізації помилок декореляції [15].

$$\langle [g(i, j) - z(i, j)]^2 \rangle, \quad (3.15)$$

враховуючи, що

$$\langle z(i, j) \rangle = 0, \quad \langle |z(i, j)|^2 \rangle = \sigma_z^2, \quad \langle [f(i, j) - \langle f(i, j) \rangle]^2 \rangle = \sigma_f^2,$$

причому коефіцієнт кореляції між сусідніми відліками дорівнює (3.16).

$$\langle (f(i, j) - \langle f(i, j) \rangle) \cdot (f(i, j+1) - \langle f(i, j) \rangle) \rangle = \sigma_f^2 \cdot \rho, \quad (3.16)$$

де ρ – нормований коефіцієнт кореляції між сусідніми пікселями фону.

Як модель коефіцієнта кореляції прийmemo вираз

$$\langle (f(i, j) - \langle f(i, j) \rangle) \cdot (f(I+n, j+m) - \langle f(i, j) \rangle) \rangle = \sigma_f^2 \cdot \rho \sqrt{n^2 + m^2}, \quad (3.17)$$

при цьому

$$\langle [z(i, j) - g(i, j)]^2 \rangle = \sigma_z^2 + 4\alpha^2 \sigma_f^2 - 2\alpha 4\sigma_f^2 \rho + 2 \cdot 2\alpha^2 \sigma_f^2 \rho^2 + 2 \cdot 4\alpha^2 \sigma_f^2 \rho^{\frac{1}{2}}. \quad (3.18)$$

Прирівнюючи нулю похідну по α лівій частині цього виразу, знаходимо:

$$\alpha = \frac{\rho}{\left(1 + 2\rho^{\frac{1}{2}} + \rho^2\right)}. \quad (3.19)$$

Процедура декореляції впливає на сигнальну (A) складову зображення. Необхідно оцінити зміну яскравісного перепаду, що відбувається під час цього впливу. Уявімо повну модель вихідного зображення $h(i, j)$ у вигляді суми безперервної (фонові) складові $f(i, j)$ і ступінчастої функції $s(i, j)$, яка описує перепад яскравості:

$$h(i, j) = s(i, j) + f(i, j). \quad (3.20)$$

Для зображень, поданих на рисунках 3.2 та 3.3, значення коефіцієнта кореляції ρ лежать у межах $0,9 < \rho < 1$. Цьому відповідає $0,25 < \alpha < 0,255$.

Зміна параметру α у таких невеликих межах незначно змінює відгук оператора декореляції на яскравісний перепад $s(i, j)$. Нижче наведено переріз вихідного сигналу, розрахований при $\alpha = 0,25$ [15]:

$$\begin{vmatrix} 0 & -0,25 & 0 \\ -0,25 & 1 & -0,25 \\ 0 & -0,25 & 0 \end{vmatrix} = 0,25 \begin{vmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{vmatrix}.$$

Лінія локальних контурних ознак перетвориться фільтром Лапласа, причому яскравість всіх елементів ділиться на 4, множник 0,25 не є принциповим, його можна упустити.

3.13 Приклад методів класифікації визначення параметрів виділених об'єктів

Метод максимальної правдоподібності. Як раніше зазначалося, при розпізнаванні монохроматичних зображень для розподілу яскравості майже завжди вдається підібрати один з відомих одновимірних законів – нормальний, біноміальний, експонентний або пуасонівський.

Слід зазначити, що зображення, які одержані за допомогою сканерів та мають $n > 1$ спектральних каналів, для опису їх статистичних характеристик потрібно n -мірним спільний розподіл яскравості в каналах.

Для одновимірного випадку нормальна функція щільності ймовірності яскравості пікселів f_{ij} для деякого класу k має вигляд [6]

$$w_1(f_{ij}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} \exp\left[-\frac{(f_{ij} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right],$$

де (i, j) – координати пікселя;

μ_k – математичне очікування (середнє значення) яскравості для класу k ;

$\sigma_k^2 = \langle (f - \mu)^2 \rangle$ – дисперсія яскравості пікселів для класу k .

На практиці μ_k і σ_k^2 невідомі і повинні оцінюватися за навчальною вибіркою. Незміщені оцінки для μ_k і σ_k^2 визначаються виразами [6]:

$$\bar{\mu}_k = \frac{1}{Q} \sum_{m=1}^Q f_m,$$

$$\bar{\sigma}_k^2 = \frac{1}{Q-1} \sum_{m=1}^Q (f_m - \bar{\mu}_k)^2,$$

де Q – загальне число навчальних образів вибірки класу k ;

f_m – яскравість пікселя класу k з навчальної вибірки.

У багатовимірному випадку позначимо вектор яскравості (i, j) пікселя через f_{ij} , вектор математичного очікування класу k – через μ_k , кореляційну матрицю через – R_k [15]:

$$f_{ij} = \begin{bmatrix} f_{ij1} \\ f_{ij2} \\ \cdot \\ \cdot \\ f_{ijn} \end{bmatrix}, \mu_k = \begin{bmatrix} \mu_{1k} \\ \mu_{2k} \\ \cdot \\ \cdot \\ \mu_{nk} \end{bmatrix}, R_k = \begin{bmatrix} R_{11k} & R_{12k} & R_{13k} & \dots & R_{1nk} \\ R_{21k} & R_{22k} & R_{23k} & \dots & R_{2nk} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ R_{n1k} & R_{n2k} & R_{n3k} & \dots & R_{nnk} \end{bmatrix},$$

де f_{ijn} – яскравість пікселя в n -спектральному каналі;

μ_{nk} – математичне очікування яскравості у n -спектральному каналі k -го класу;

$$R_{ijk} = \frac{1}{Q-1} \sum_{m=1}^Q [f_{mi} - \mu_{ik}] \cdot [f_{mj} - \mu_{jk}], \quad 1 \leq i, j \leq n - \text{коефіцієнт кореляції між}$$

яскравостями пікселів i -го і j -го каналу зображення k -го класу.

Використовуючи векторну (матричну) форму запису, отримаємо компактний вираз для формули n -мірної нормальної функції щільності ймовірностей [6]:

$$w_n(f_{ij}) = (2\pi)^{\frac{n}{2}} |R_k|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1} (f_{ij} - \mu_k) \right],$$

де $|R_k|$ – визначник кореляційної матриці;

R_k^{-1} – зворотна до R_k матриця;

$(f_{ij} - \mu_k)^T$ – транспонований вектор $(f_{ij} - \mu_k)$.

Нехай супутникове сканерне зображення земної поверхні, отримане в спектральних каналах, є сукупністю пікселів, причому яскравість (i, j) -го пікселя описується вектором f_{ij} з n -компонентами – значеннями яскравості в кожному каналі. Потрібно віднести цей піксель до одного з k класів.

Для цього попередньо створюється навчальна вибірка – супутникове зображення, на якому по наземним даним визначені ділянки, що відповідають різним класам (наприклад, водойми, міські та сільські забудови). Користувач вказує межі цих класів, відбувається процес навчання, відбувається оцінка вектора математичного очікування і кореляційної матриці для кожного з класів.

Далі проводиться обробка (класифікація) супутникового зображення. Для кожного пікселя комп'ютером визначається вектор вимірювань f_{ij} , і в кожному класі k формуються умовні щільності ймовірностей, у багатовимірний нормальний закон розподілу підставляються f_{ij} і згадані оцінки вектора математичного очікування μ_k , а також кореляційної матриці R_k .

Таким чином, для кожного пікселя формуються умовні щільності ймовірностей, які порівнюються між собою, визначаючи максимальну щільність ймовірності, що дозволяє визначити, до якого з класів належить даний піксель, у цьому і полягає метод максимальної вірогідності.

Метод мінімальних відстаней. Самий простий та швидкий метод класифікації. Рішення про те, до якого класу належить піксель, приймається на підставі порівняння відстані між пікселями і середніми значеннями у просторі яскравостей [6]:

$$r_k = \sqrt{\sum_{m=1}^n (f_{ijm} - \bar{\mu}_{mk})^2},$$

де k – номер спектрального каналу;

$\bar{\mu}_{mk}$ – середнє значення яскравості в m -спектральному каналі у k -му класі.

Поточний піксель відносять до того класу, для якого відстань менша, ніж до інших класів.

Непараметричні алгоритми синтезуються в розрахунку, що заздалегідь невідомі статистичні розподіли ознак об'єктів різних класів. Вони можуть використовувати локальну оцінку ймовірності появи реалізації об'єкта в деякій області за емпіричною частотою.

Реалізовано непараметричний алгоритм розпізнавання без навчання на основі аналізу багатовимірної гістограми зображення, побудованої в просторі множини спектральних каналів [9].

3.14 Запитання та завдання

1. Дайте характеристику нормальному розподілу в задачах класифікації.
2. Поясніть, яку роль відіграє нормальний закон розподілу в задачах статистичної класифікації.
3. Дайте визначення поняттю «навчальна вибірка».
4. Дайте характеристику методу головних компонент.

5. Дайте визначення поняттю «головні компоненти».
6. Поясніть, у яких випадках та як необхідно використовувати метод головних компонент.
7. Дайте визначення поняттю «кореляційна матриця».
8. Поясніть, як обчислити власні числа та власні вектори кореляційної матриці.
9. Поясніть, за якими формулами обчислюються оцінки середнього значення, дисперсії та коефіцієнтів кореляції.
10. Дайте характеристику методу визначення вегетаційного індексу.
11. Поясніть, який інтервал довжин хвиль називається «видимим діапазоном».
12. Поясніть, яка зі смуг поглинання хлорофілу використовується під час визначення вегетаційного індексу та якій ділянці спектру вона відповідає.
13. Поясніть, яку інформацію можна отримати, аналізуючи NDVI.
14. Поясніть, що означає нормалізований диференціальний сніговий індекс (NDSI) і для чого він застосовується.
15. Дайте характеристику методу максимальної правдоподібності.
16. Поясніть, у чому сутність процедури навчання під час використання алгоритму класифікації за максимальною правдоподібністю.
17. Поясніть, які статистичні характеристики обчислюються при класифікації за максимальною правдоподібністю.
18. Дайте характеристику методу мінімальних відстаней.
19. Поясніть, у якому просторі вимірюється відстань за методом мінімальних відстаней.
20. Дайте характеристику методу паралелепіпедів.
21. Поясніть роботу алгоритмів класифікації за мінімальними відстанями і за методом прямокутників (паралелепіпедів).
22. Дайте визначення поняттю «правило двох сигм».
23. Дайте характеристику непараметричним методам класифікації.
24. Дайте характеристику робастним методам.
25. Поясніть, що означає розпізнавання з навчанням та розпізнавання без навчання.
26. Дайте визначення поняттю «медіанна фільтрація».
27. Дайте характеристику методу рангової статистики.
28. Дайте характеристику двовибірному методу Вілкоксона.
29. Дайте характеристику методу декореляції фону.

4 МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ТА ВІДНОВЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

4.1 Формати графічних файлів. Растрова і векторна графіка

Для подання графічної інформації на двовимірній площині (екрані монітору) застосовуються два підходи: растровий та векторний.

При *векторному підході* графічна інформація описується як сукупність абстрактних геометричних об'єктів – прямих, відрізків, кривих, прямокутників. Векторний опис припускає апріорні знання про структуру зображення.

Векторна модель – лінійний список параметрів (вектор), що математично визначають графічні об'єкти, це складові синтезованого зображення (об'єктно-орієнтована модель).

Растрова модель – прямокутна матриця однакових неподільних елементів-пікселів, кожен з яких у закодованому вигляді відображає певну ділянку реального або синтезованого зображення.

Елемент растру називають *пікселем*.

Стандартна ідентифікація пікселей [2, 16]:

$$f(i, j) = (A(i, j), C(i, j)), \quad (4.1)$$

де $A(i, j) \subset R^2$ – область пікселя;

$C(i, j) \in C$ – атрибут пікселя (як правило, колір).

Частіше за все використовують два види атрибутів:

– $C(i, j) = I(i, j)$ – інтенсивність (яскравість) пікселя;

– $C(i, j) = \{R(i, j), G(i, j), B(i, j)\}$ – кольорові атрибути у моделі RGB.

Растрова графіка оперує з довільними зображеннями у вигляді растрів.

Растр – це опис зображення на площині шляхом розбиття (дискретизації) його на однакові елементи по регулярній сітці і присвоєння кожному елементу свого кольору та будь-яких інших атрибутів.

З математичних позицій растр – це кусково-постійна апроксимація на площині безперервної функції зображення.

Найпростіший растр – прямокутний, найекономічніший для передачі зображень – гексагональний.

Нехай зображення містить дві прямі з відомими координатами початку і кінця кожної, як показано на рисунку 4.1.

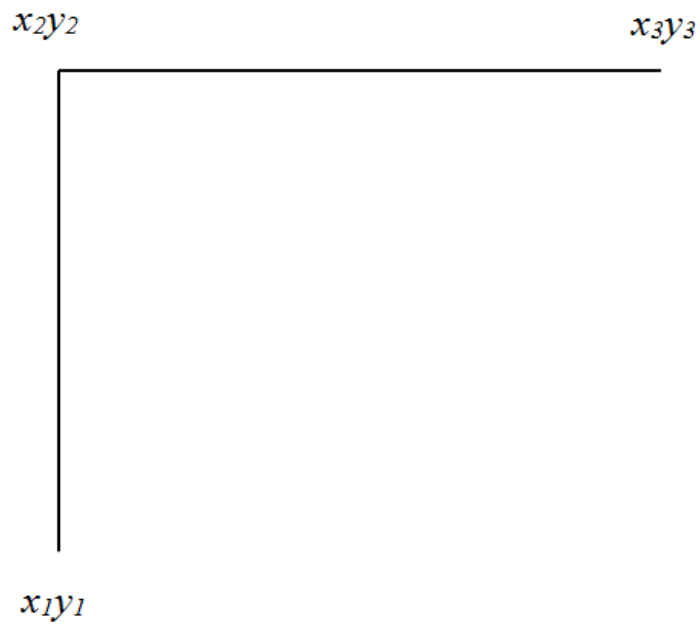


Рисунок 4.1 – Дві прямі з відомими координатами

Зображення (рис. 4.1) у векторній формі має вигляд $(x_1, y_1; x_2, y_2; x_3, y_3)$. Зображення у растровій формі, що відповідає цим прямим, представлено в умовному вигляді на рисунку 4.2.

<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>w</i>	<i>w</i>	<i>w</i>	<i>w</i>	<i>w</i>	<i>w</i>
<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>w</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>
<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>w</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>

Рисунок 4.2 – Зображення у растровій формі

Зображення (рис. 4.2), що містить дві прямі з яскравістю *w* на фоні *a* у вигляді 3 рядків по 10 пікселів, зазвичай, записується в пам'яті електронно-обчислювальної машини у вигляді: *aaaawwwwwwwaaaawaaaaaaawaaaaa*.

Для виведення такого зображення на монітор необхідно навести дані про число рядків і пікселів у рядку.

Кожна з форм запису має свої переваги і недоліки.

Растрова форма запису більш універсальна, більш інформативна, ідеально відповідає архітектурі електронно-обчислювальної машини. Однак, якщо збільшити растрове зображення ліній, то вони стануть товщі.

Векторна графіка позбавлена цього недоліку. При будь-якому масштабі точка зображується пікселем, лінія має однакову товщину. Це надзвичайно важливо при роботі з інформаційними системами, коли необхідно послідовно переходити від дрібномасштабних до великомасштабних зображень, від карт місцевості до планів, що містять зображення міст, житлових кварталів та окремих будинків з різними комунікаціями, причому зображення супроводжуються текстовою та цифровою інформацією. Векторна графіка більш орієнтована на роботу з базами даних, ніж растрова.

Під час роботи з космічними зображеннями Землі доводиться одночасно використовувати растрову і векторну графіку, наприклад, накладати зображення земної поверхні на географічну карту, накладати координатну сітку на зображення. Тому в програмному забезпеченні станцій прийому та обробки космічної інформації передбачається перетворення вектор-растр.

Для збереження растрових зображень потрібний значний обсяг пам'яті електронно-обчислювальної машини.

Етапи отримання растрової моделі (рис. 4.3):

- дискретизація – розбиття на однакові елементи (дискрети);
- кодування – присвоєння дискрету параметрів, що характеризують відповідний фрагмент зображення.

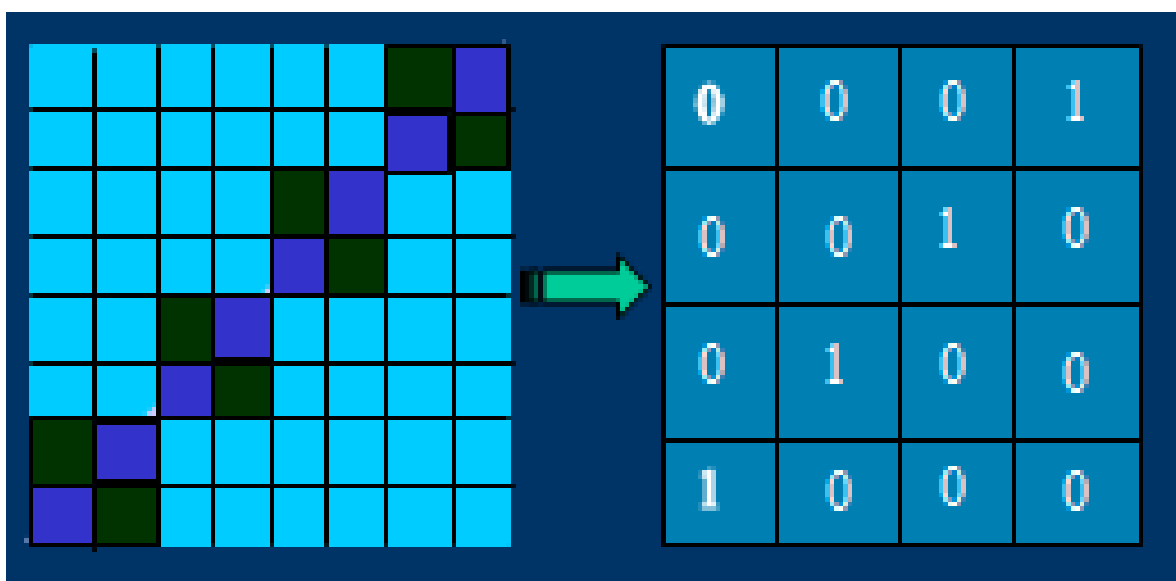


Рисунок 4.3 – Етапи отримання растрової моделі

Основні параметри растрових цифрових зображень:

- розмір – добуток ширини на висоту в пікселях (наприклад, 400 × 600).
- дозвіл – щільність інформації на одиницю довжини по горизонталі і вертикалі (ppi – pixels per inch – пікселів на дюйм, наприклад, 300 ppi).
- тип колірної моделі (наприклад, RGB).
- глибина кольору (біт на піксель, наприклад, 24 б/п).

Кожний графічний файл складається з двох основних частин: заголовка та даних. Кольорові зображення містять також таблицю, відповідно до якої елементам зображення присвоюються значення основних кольорів.

Заголовок починається з ідентифікатора, який зазначає, в якому форматі записаний файл (TIF, BMP чи GIF), далі містяться загальні відомості про структуру файлу (ширина, висота зображення, чи кольорове, чи стиснене). Форма подання цих відомостей різна для кожного формату.

Найбільш розвиненим, але і найскладнішим є *TIF-формат* (Tag Image File Format). Кожна серйозна програма обробки зображень може читати і записувати TIF-файли. У цьому форматі можна зберігати всі види зображень. Поряд із основною інформацією про зображення, у заголовку TIF-файлу можна записати множину додаткових відомостей про зображення.

Формат файлу, придатний для обміну даними між комп'ютерами різних систем, – це *формат Targa* (TGA), він не створює ніяких проблем і практично виключає несумісність між програмами, але і цей формат має недолік, який полягає у тому, що дозвіл зображення у файлі, зазвичай, не запам'ятовується.

Формат GIF відомий всім користувачам Інтернету. Метою розробки формату було забезпечити максимальне стиснення відеоданих під час їх запису в пам'ять, щоб зменшити обсяг файлів, мінімізувати витрати на їх завантаження та передачу по каналах зв'язку. Стандартна версія формату GIF обмежується зображеннями з палітрою, що містить максимум 256 кольорів.

4.2 Методи стиснення зображень без втрат і з втратами

У даний час розроблені різні методи економічною запису зображень у пам'ять електронно-обчислювальної машини та стиснення зображень, існує багато форматів запису.

Один з найпростіших методів стиснення – *групове кодування*. Відповідно до групового кодування повторювані величини замінюються однією величиною із зазначенням їх кількості. Наприклад, замість послідовності значень яскравості *abbbcccddeeeeeeeef* можна записати *1a3b3c2d9e1f*.

Цей метод легко реалізується, він добре працює з довгими серіями повторюваних величин, наприклад, при наявності великих областей з однаковою яскравістю або кольором, у цьому випадку він зручніший, ніж кодування кодами змінної довжини (статистичне кодування).

Групове кодування використовується у форматах TIF, PCX, BMP, воно не вимагає складання кодової таблиці.

Наприклад, космічне зображення природного об'єкту при 24-бітному поданні RGB, 780×780 пікселів має розмір 1,46 Мбайт.

Групове кодування у форматі BMP стискає зображення до 479 Кбайт. Групове кодування добре справляється зі стисненням зображень об'єктів, що містять великі ділянки, які однорідні по тону (кольору).

Статистичне кодування більш ефективне, ніж групове [2, 8].

У теорії інформації доведено, що найбільшою середньою кількістю інформації на одне повідомлення володіє джерело, що видає повідомлення з випадковими, незалежними, рівномірно розподіленими значеннями.

Якщо інтервал зміни цих значень дорівнює $[a, b]$, то ймовірність появи будь-якого значення з цього інтервалу однакова, значення яскравості необхідно кодувати словами однакової довжини. З цієї точки зору, «найбільш інформативним зображенням» буде шум з рівномірним законом розподілу при статистичній незалежності яскравості всіх пікселів.

Однак, реальні зображення істотно відрізняються від випадкового двовимірного поля, вони містять фон і деякі зв'язкові об'єкти. Фон і об'єкти, як правило, мають повторювані значення яскравості, деякі значення яскравості зустрічаються часто, деякі – рідко. Реальне зображення володіє надмірністю, і якщо її усунути, для його збереження потрібний менший об'єм пам'яті. Надмірність усувається шляхом раціонального кодування, що враховує нерівну ймовірність (точніше, частоту) появи яскравості пікселів і їх взаємозалежність. Найпростіше врахувати нерівну ймовірність появи різних значень яскравості.

У даний час широко застосовується статистичне кодування *за методом Хаффмана*, для якого довжина кодового слова залежить від ймовірності появи повідомлення. Кодування за Хаффманом вимагає під час першого етапу проведення аналізу зображень і визначення ймовірності (частоти) появи яскравості (або основних кольорів) пікселів зображення та складання кодової таблиці з урахуванням цих ймовірностей. Далі всім яскравостям присвоюються кодові слова з таблиці. При цьому відбувається стиснення зображення, так як для передачі цієї сукупності буде потрібно менше біт, ніж для запису рівномірним кодом [11].

Алгоритм Хаффмана дозволяє у певних випадках досягати стиснення більше, ніж 8:1. Однак, він вимагає два підходи: один для створення кодової таблиці, другий – для кодування.

Кодування і декодування по Хаффману великих масивів інформації – порівняно повільні процеси, це характерно і для інших кодів змінної довжини.

Існують процедури, які не потребують попереднього створення кодової таблиці, у цих процедурах кодова таблиця створюється і уточнюється по мірі надходження даних – *адаптивні методи стиснення*.

До числа таких процедур відноситься схема стиснення LZW (Лемпела-Зеева-Велч), яка використовується у форматах GIF та TIF. 24-бітове зображення розміром 780×780 пікселів займає 1,46 Мбайт, а стиснене за методом LZW у форматі TIF займає 436 Кбайт проти 479 Кбайт при груповому кодуванні у форматі BMP.

Розглянуті методи не охоплюють всіх відомих схем стиснення зображень. Особливістю їх є відсутність втрати інформації при стисненні. Це важливо при зберіганні вихідних даних.

Існують алгоритми *стиснення з втратами*, наприклад, *JPEG* (Joint Photographic Experts Group), розширення jpg. Цей алгоритм використовує ідею, реалізовану в сучасних системах кольорового телебачення (SECAM, PAL, NTSC) і застосовується у цифрових фотоапаратах та видавничих системах. Враховується, що людське око дуже чутливе до зміни яскравості зображення, але не помічає колір дрібних його деталей. У телебаченні дані про колір передаються у сильно стислому вигляді так, що кадр чорно-білого і кадр кольорового телевізійного зображення займає однакову смугу частот.

Алгоритм JPEG забезпечує дуже високий коефіцієнт стиснення, але мало придатний для збереження зображень, одержаних під час дослідження Землі з космосу і призначених для подальшої обробки на електронно-обчислювальній машині. Однак, він корисний при створенні рисунків до статей та презентацій.

Зображення, стиснене за методом JPEG, займає всього 65 Кбайт замість 1,46 Мбайт вихідного зображення у форматі TIF.

Під час обробки зображень застосовуються дискретні ортогональні перетворення, зокрема, *вейвлет-перетворення*, на основі їх використання розроблені нові швидкі алгоритми стиснення зображень та нові формати, наприклад, *JPEG-2000*.

4.3 Каузальні, півкаузальні і некаузальні моделі зображень

Під час моделювання випадкових полів на електронно-обчислювальній машині числа від датчика випадкових чисел перетворюються у числову матрицю, що володіє певними властивостями. Залежно від того, які відліки датчика беруть участь у формуванні поточного значення поля, моделі випадкових полів розділяються на *каузальні*, *півкаузальні* і *некаузальні*.

Основна відмінність між цими моделями обумовлена їх просторовими особливостями, які найчастіше призводять до принципово різних алгоритмів.

Якщо для формування відліку поля (біла точка на рисунку 4.4) з координатами (x, y) використовується поточний відлік датчика, попередні його відліки, то модель називають *каузальною* (рис. 4.4) [8, 15].

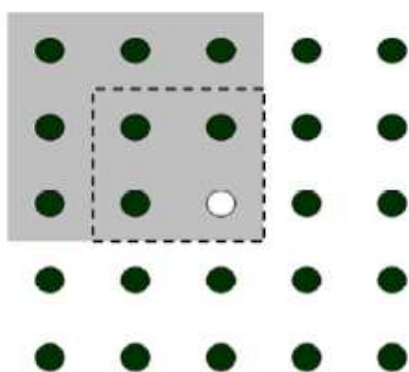


Рисунок 4.4 – Каузальна модель

Іноді під *каузальною моделлю* розуміють модель, що використовує дані області, геометрія якої визначається растровою розгорткою (рис. 4.5) [8].

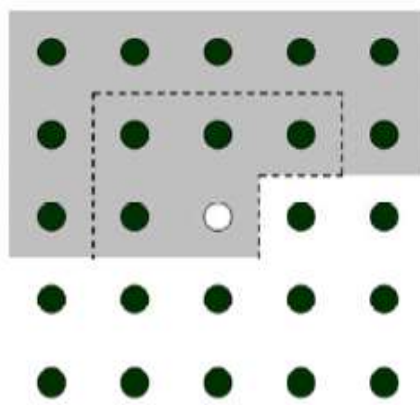


Рисунок 4.5 – Каузальна модель (растрова розгортка)

Під час роботи в реальному часі, коли відомі лише ці дані, виконується умова причинності.

Півкаузальний фільтр (рис. 4.6) [8] використовує вхідні дані верхньої півплощини, а *некаузальний* – дані всієї площини (рис. 4.7) [8].

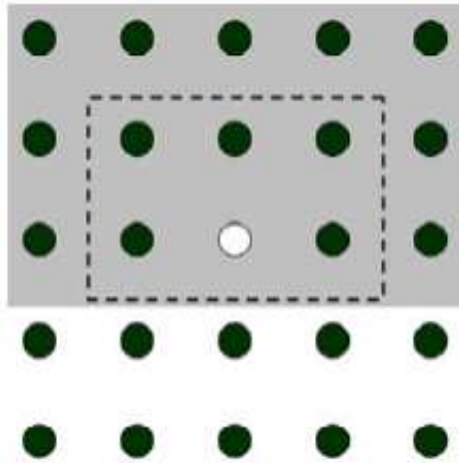


Рисунок 4.6 – Півкаузальна модель

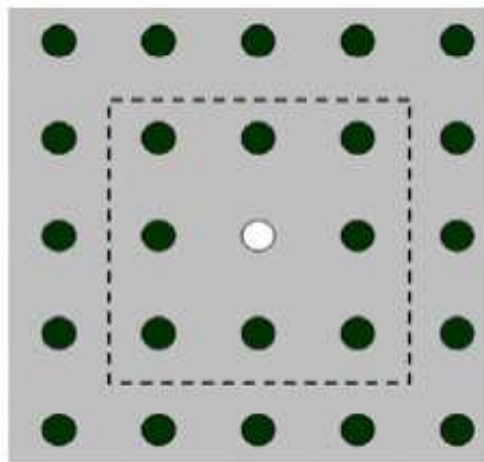


Рисунок 4.7 – Некаузальна модель

Можуть використовуватися не всі дані відповідної області, а лише деяка її частина (рис. 4.8) [8], наприклад, зазначена штриховий лінією.

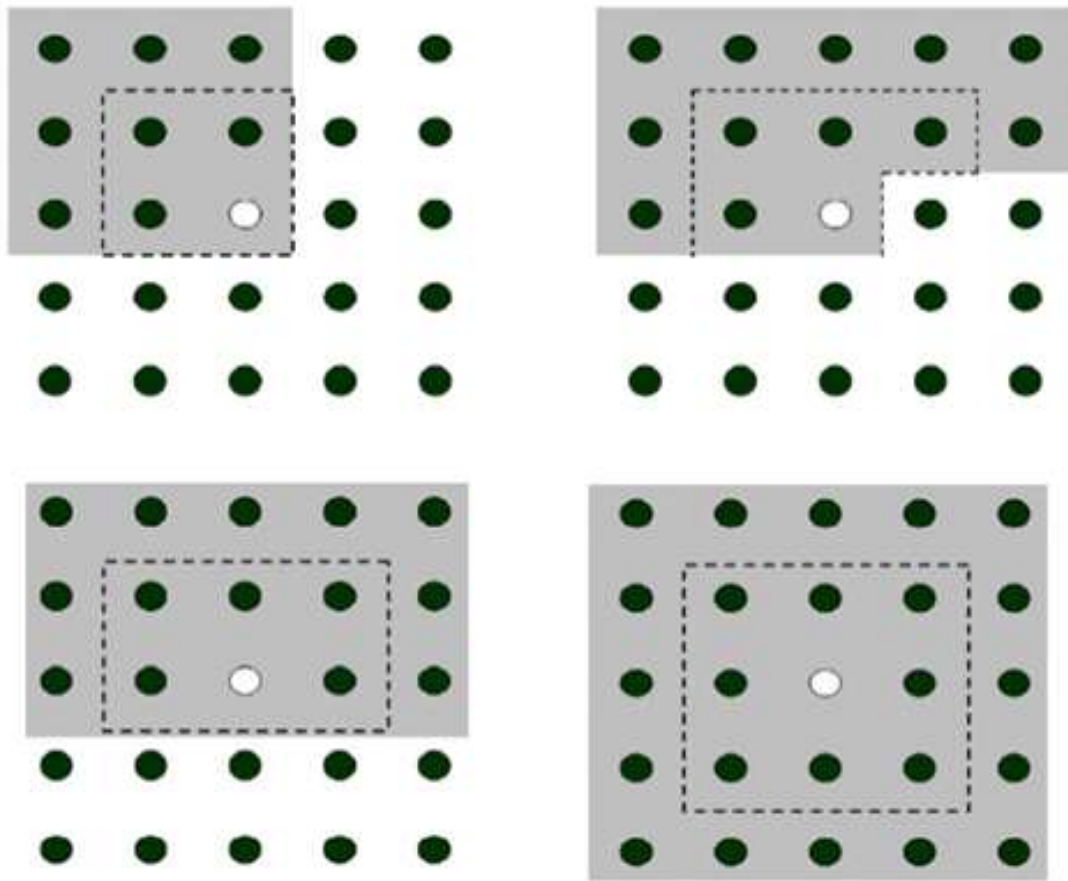


Рисунок 4.8 – Приклади використання моделей

Приклад зображення (рис. 4.9), побудованого за каузальною методикою, модель космічного знімку лісу у вигляді сукупності кругів різного діаметру, випадковим чином розміщених на площині, причому круги не перекриваються.

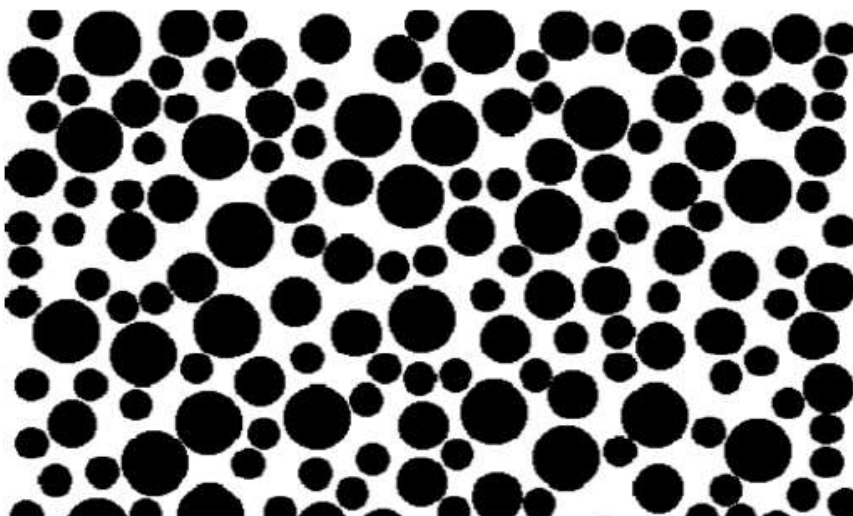


Рисунок 4.9 – Модель космічного знімку лісу

Під час побудови моделі спочатку, за випадковим законом, вибирається центр першого кола в околі лівого верхнього кута, зображується ця окружність. Далі в її околі випадковим чином ставляться наступні точки – центри інших кіл. Окружність зображується, якщо виконується умова [8]:

$$(R_i + R_j)^2 > (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2, \quad (4.2)$$

де $(x_i, x_j), (y_i, y_j)$ – координати центрів найближчих сусідів;

R_i, R_j – радіуси найближчих сусідів, $i \neq j$.

За цією схемою поступово, зверху вниз, заповнюється все поле.

У програмному забезпеченні сучасних електронно-обчислювальних машин є алгоритм моделювання випадкових чисел, розподілених рівномірно в інтервалі від 0 до 1, ці числа є статистично незалежними у досить довгій послідовності.

Математичне очікування таких чисел $\mu_1 = 0,5$, дисперсія $\sigma^2 = \frac{1}{12}$, якщо відняти з цих чисел μ_1 , то отримаємо послідовність, розподілену рівномірно в інтервалі від мінус 0,5 до 0,5.

З послідовності рівномірно розподілених випадкових чисел можна отримати послідовність нормально розподілених випадкових чисел.

З теорії ймовірностей відомо, що сума незалежних однаково розподілених випадкових величин має нормальний закон розподілу за умови, що доданки дають рівномірно малий вклад у суму (центральна гранична теорема).

Щоб отримати один відлік випадкового числа з нормальним законом розподілу, досить підсумувати 8 чи 10 рівномірно розподілених випадкових чисел, отриманих за описаною методикою, зручніше використовувати 12 чисел, при цьому $\sigma^2 = \frac{1}{12}$.

Нехай вихідна послідовність чисел $\{x_i\}$ з рівномірним законом розподілу має $\mu_1 = 0$ та $\sigma^2 = \frac{1}{12}$.

Враховуючи, що значення цієї реалізації x_i, x_j при $i \neq j$ статистично незалежні, підсумуємо 12 таких чисел і отримаємо реалізацію $\{h_k\}$ з нормальним законом розподілу, з нульовим середнім і одиничною дисперсією.

Помножимо всі h_k на постійне число σ і додамо до них постійну μ_1 . Нова реалізація f_j матиме задану дисперсію і середнє значення.

Використовуючи випадкові числа x_i або h_k , можна моделювати зображення, якщо послідовно, рядок за рядком, присвоювати пікселям ці випадкові значення яскравості. Необхідно враховувати, що яскравість – величина невід’ємна.

Якщо її значення f_j лежать в інтервалі від 0 до 255, то при нормальному законі розподілу можна припустити, наприклад, $\mu_1 = 127$, $\sigma = 50$, при цьому значення $f_j < 0$ і $f_j > 255$ мало вірогідні.

Можна задавати великі σ , у цих випадках від’ємним f_j слід присвоювати нульові значенням, а $f_j > 255$ присвоювати значення $f_j = 255$.

Отримане таким чином зображення – це сукупність непов’язаних одна з одною точок. Більш реалістичні зображення вдається отримати, якщо використовувати *авторегресійну модель*.

4.4 Авторегресійні моделі

Використання авторегресійної моделі дозволяє генерувати однорідне, однорідне і ізотропне або неоднорідне випадкове поле із заданими кореляційною функцією та математичним очікуванням.

Авторегресійні методики типово каузальні.

Розглянемо найпростішу лінійну авторегресійну модель зображення – авторегресії по рядках. Це може бути, наприклад, модель рядка телевізійного сигналу, коли значення яскравості зчитуються уздовж рядка з деяким кроком:

$$f_i = \rho \cdot f_{i-1} + (1 - \rho) \cdot \mu_1 + h_i \sigma \sqrt{1 - \rho^2}, \quad (4.3)$$

де f_i, f_{i-1} – значення яскравості на i -му та $(i - 1)$ -му кроці;

h_i – однаково розподілені незалежні випадкові числа з нульовим середнім та одиничною дисперсією (що породжує випадковий процес);

ρ, μ_1, σ^2 – постійні параметри.

Таким чином, статистичні характеристики випадкової послідовності $\{f_i\}$ повинні бути інваріантні щодо зміни початку відліку пікселів у рядку, тобто рядок $\{f_i\}$ має властивості однорідного випадкового поля.

Наведене рекурентне співвідношення описує лінійне інерційне перетворення випадкової послідовності h_i .

Усереднимо праву і ліву частини виразу (4.3), дужки $\langle \rangle$ означають усереднення [8, 15]:

$$\langle f_i \rangle = \rho \cdot \langle f_{i-1} \rangle + (1 - \rho) \cdot \mu_1,$$

звідси

$$\langle f_i \rangle = \langle f_{i-1} \rangle = \mu_1.$$

Перепишемо авторегресійне рівняння у вигляді:

$$f_i - \mu_1 = \rho(f_{i-1} - \mu_1) + (1 - \rho) \cdot \mu_1 + h_i \sigma \sqrt{1 - \rho^2}. \quad (4.4)$$

Помножимо праву і ліву частину на $(f_{i-1} - \mu_1)$ та усереднимо:

$$\langle (f_i - \mu_1)(f_{i-1} - \mu_1) \rangle = \rho \langle (f_{i-1} - \mu_1)^2 \rangle. \quad (4.5)$$

Середнє від добутку $f_{i-1}h_i$ дорівнює нулю, тому що f_{i-1} та h_i статистично незалежні (випадкове число h_i з'явилося пізніше, ніж f_{i-1}).

Вираз $\langle (f_i - \mu_1)(f_{i-1} - \mu_1) \rangle = R_1$ – це коефіцієнт кореляції між яскравостями двох сусідніх пікселів у рядку.

Зведемо ліву та праву частину авторегресійного рівняння у квадрат та усереднимо:

$$\langle (f_i - \mu_1)^2 \rangle = \rho^2 \langle (f_{i-1} - \mu_1)^2 \rangle + \sigma^2 \langle h_i^2 \rangle (1 - \rho^2).$$

Так як $\langle h_i^2 \rangle = 1$, то $\langle (f_i - \mu_1)^2 \rangle = \langle (f_{i-1} - \mu_1)^2 \rangle = \sigma^2$ – дисперсія випадкової послідовності $\{f_i\}$. Параметр $\rho = \frac{R_1}{\sigma^2}$ – це нормований на σ^2 коефіцієнт кореляції між f_i та f_{i-1} , $0 \leq \rho \leq 1$.

Помножимо ліву і праву частину авторегресійного рівняння на $(f_{i-2} - \mu_1)$ та усереднимо. Отримаємо $\langle (f_i - \mu_1)(f_{i-2} - \mu_1) \rangle = R_2$ – коефіцієнт кореляції між значеннями яскравості двох пікселів, віддалених один від одного у рядку через один крок. Можна показати, що $R_2 = \rho^2 \sigma^2$.

Продовжуючи цю процедуру, знайдемо, що коефіцієнт кореляції між значеннями яскравості пікселів, розділених вздовж рядка n кроками,

$$R_n = \rho^n \sigma^2 = \sigma^2 e^{-\alpha n}, \text{ де } \alpha = \ln\left(\frac{1}{\rho}\right).$$

Таким чином, випадкова послідовність $\{f_i\}$ має експоненціальну функцію автокореляції, f_i володіє нормальним законом розподілу, якщо h_i розподілено по нормальному закону або якщо h_i має відмінний від нормального закон розподілу, але ρ близько до 1 (має місце нормалізація випадкового процесу f_i). Трансформація закону розподілу шляхом нелінійного перетворення $\{f_i\}$ призводить до «некерованої» функції кореляції, спроба зробити спочатку нелінійне перетворення послідовності незалежних відліків $\{h_i\}$, цього провести лінійне не завжди призводить до бажаного результату, так як лінійна система нормалізує випадковий процес при чималому ρ .

У такій моделі існує деяка залежність між яскравістю пікселів у рядку, але кожний сусідній рядок випадковим чином слідує за попереднім, зображення, скоріше, схоже на візерунок на тканині, ніж на знімок земної поверхні, отриманий із космосу.

Триточкова авторегресійна модель зображення записується так [8]:

$$f_{i,j} = \mu_1 + \rho_1(f_{i-1,j} - \mu_1) + \rho_2(f_{i,j-1} - \mu_1) - \rho_1\rho_2(f_{i-1,j-1} - \mu_1) + \sigma\rho_1^2\rho_2^2 h_{i,j} \sqrt{1 - \rho_1^2\rho_2^2},$$

де i – номер рядка;

j – номер пікселя у рядку;

ρ_1, ρ_2 – коефіцієнти кореляції значень яскравості поруч розташованих пікселів у сусідніх рядках і в одному рядку;

$h_{i,j}$ – однаково розподілені незалежні випадкові величини з нульовим середнім і одиничною дисперсією.

Триточкова модель при правильному підборі параметрів дозволяє створювати досить реалістичні зображення, дуже схожі на супутникові зображення земної поверхні (рис. 4.10). Ці зображення можна використовувати при моделюванні на різних алгоритмах обробки зображень.

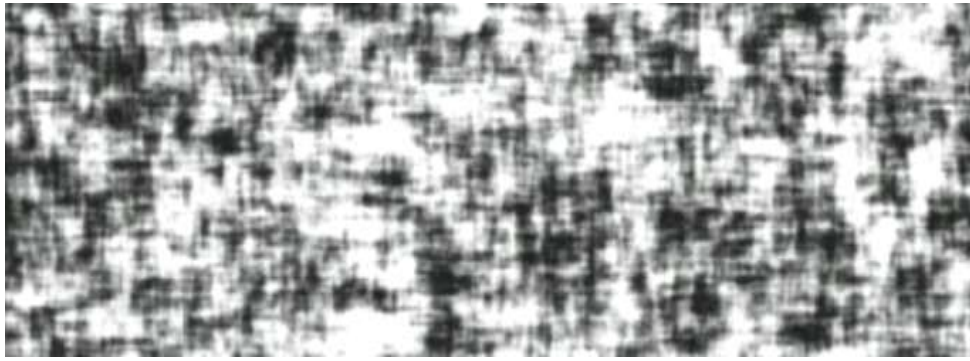


Рисунок 4.10 – Триточкова модель зображення

Наблизитися до однорідного та ізотропного поля можна, використовуючи складніші авторегресійні моделі, наприклад, чотириточкові.

Схема авторегресії знаходить застосування і в інших задачах, наприклад, при відновленні пропущених пікселів.

4.5 Методи розтяжки і еквалізації гістограми

Гістограма яскравості зображення, побудованого за триточковою моделлю, має вигляд кривої нормального закону розподілу. Гістограма показує, скільки пікселів n з близьким значенням яскравості f потрапляє в інтервал від f_i до $f + \Delta f_i$.

Параметри, що входять до триточкової моделі, мають певний фізичний зміст: μ_1 – це середня яскравість всіх пікселів, σ – величина стандартного відхилення, що характеризує контраст.

Параметри $\frac{1}{\alpha}$, $\frac{1}{\beta}$ задають характерний розмір «плям» на зображенні (у пікселях). Збільшення яскравості призводить до зміщення гістограми вправо, зменшення – вліво. При збільшенні σ гістограма розширюється, контраст збільшується.

Під час цифрової обробки можлива зміна яскравості та контрасту. Слабкий контраст – досить поширений дефект сканерних, фотографічних і телевізійних зображень, обумовлений обмеженістю діапазону відтворюваних яскравостей. Як раніше зазначалося, під *контрастом* розуміють різницю між максимальним і мінімальним значенням яскравості. Враховуючи специфіку цифрової обробки зображень, будемо називати середнє значення μ_1 яскравістю зображення, а стандартне відхилення σ – мірою контрасту.

Шляхом цифрової обробки контраст можна підвищити, змінюючи яскравість кожного елемента зображення та збільшуючи діапазон яскравостей.

Для цього розроблено декілька методів [9–11].

Нехай рівні деякого півтонування займають інтервал від 6 до 158 із середнім значенням яскравості 67 при можливому найбільшому інтервалі значень від 0 до 255. Зображення малокоонтрастне, переважає темний відтінок. Методом поліпшення контрасту є *лінійна розтяжка гістограми*, коли рівням вихідного зображення, що належать інтервалу $[f_{\min}, F_{\max}]$, присвоюються нові значення для того, щоб охопити весь можливий інтервал зміни яскравості, у даному випадку $[0, 255]$, контраст істотно збільшується (рис. 4.11) [8].

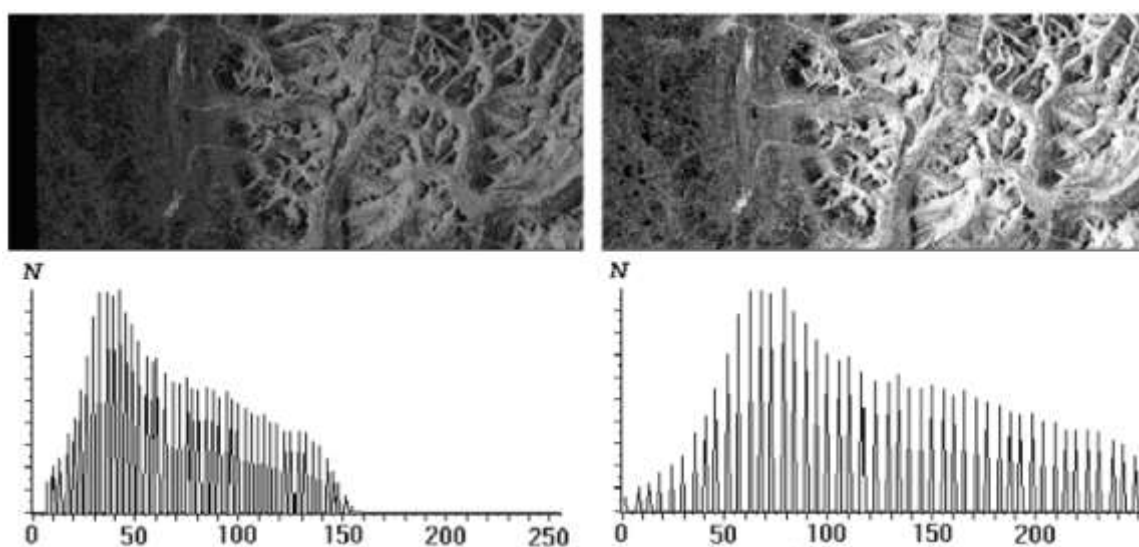


Рисунок 4.11 – Розтяжка гістограми

Перетворення рівнів яскравості здійснюється за формулою:

$$g_i = c + df_i, \quad (4.6)$$

де f_i – старе значення яскравості i -го пікселя;

g_i – нове значення яскравості i -го пікселя;

c, d – коефіцієнти.

Варіант, коли на весь максимальний інтервал рівнів яскравості $[0, 255]$ розтягується не вся гістограма, що лежить в межах $[f_{\min}, F_{\max}]$, а її найбільш інтенсивна ділянка, малоінформативному лівому «хвосту» присвоюється значення 0, правому «хвосту» 255, цю процедуру називають *нормалізацією гістограми*.

Метою *вирівнювання гістограми* (лінеаризація чи еквалізація) є таке перетворення, щоб всі рівні яскравості придбали б однакову частоту, а гістограма яскравостей відповідала б рівномірному закону розподілу. Початкове зображення та результат еквалізації (рис. 4.12) [8].

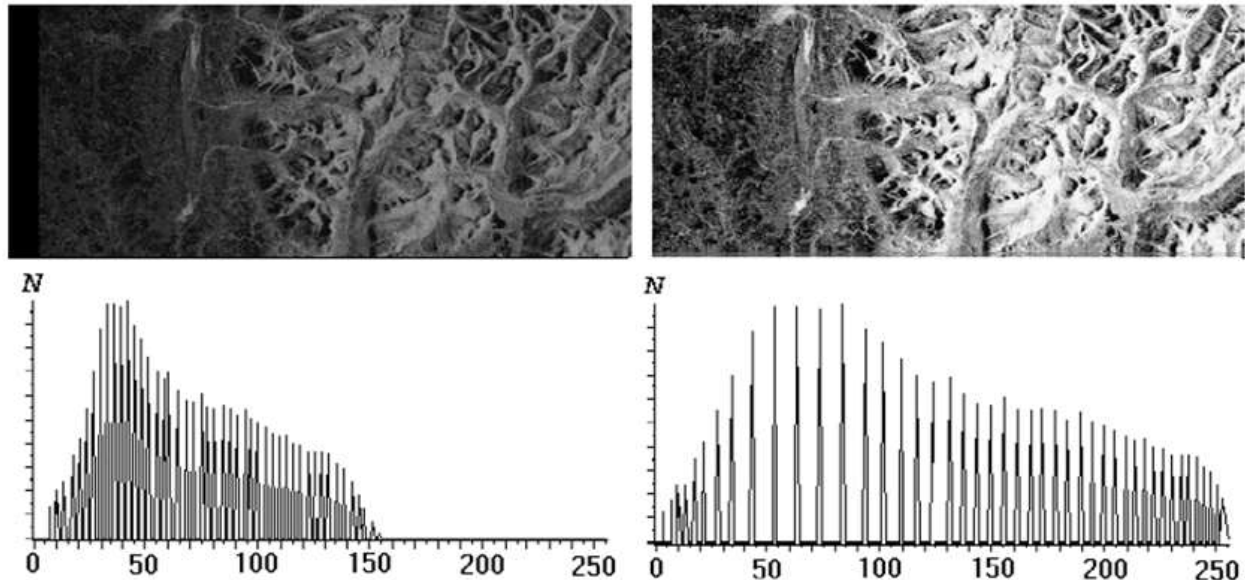


Рисунок 4.12 – Еквалізація гістограми

У кожному конкретному випадку вибирають той метод перетворення гістограм, який призведе до найкращого, з погляду користувача, результату.

4.6 Методи сегментації зображень

Одним з найпоширеніших методів виділення об'єктів на цифрових зображеннях є *сегментація*. Цей метод носить риси детермінованого і статистичного підходів. Під *сегментацією*, у широкому сенсі, розуміють перетворення напівтонових або кольорових зображень в зображення, що мають менше число тонів або кольорів, ніж початкові. У вузькому сенсі *сегментацією* називають перетворення півтонування в дворівневе (бінарне), що містить всього два рівня яскравості – мінімальний (0) і максимальний (255).

При цьому об'єкт і фон розділені, легко визначити кількість об'єктів, характеристики їх місця розташування (координати, поворот виділеної осі об'єкта щодо координатних осей), геометричні характеристики (наприклад, площа кожного об'єкта, периметр, середній, мінімальний, максимальний розміри) та ідентифікувати об'єкт – вказати, що це таке.

Метою сегментації є виділення областей, однорідних в якомусь певному сенсі. Однорідність є ознакою належності області до певного класу.

Дуже часто сегментація використовується для виділення областей, близьких за тоном або кольором. Сегментація часто використовується для виділення областей, однорідних за деякою складною властивістю, що називаються *кластерами*.

Застосовують три основні способи сегментації зображень: порогова сегментація зображень, шляхом нарощування та шляхом виділення кордонів.

4.6.1 Метод розрахунку порогу під час порогової сегментації

Порогова сегментація полягає в об'єднанні близьких за характеристиками областей зображення у невелике число сегментів. Якщо яскравість перевищує поріг, то область відносять до одного сегменту, якщо вона нижче порогу – то до іншого.

Найпростіший випадок – розбиття на два сегменти (бінаризація).

Порогова сегментація може виконуватися на основі апріорно заданих порогів. Інший спосіб полягає в тому, що пороги вибираються як кордони мод гістограми зображення. Розглянемо цей спосіб на прикладі бінаризації півтонування, у якого гістограма містить дві моди. Цей випадок типовий для задання виділення площ покритих снігом і льодом на фоні лісу і відталої землі за результатами дистанційних досліджень (рис. 4.13) [8].

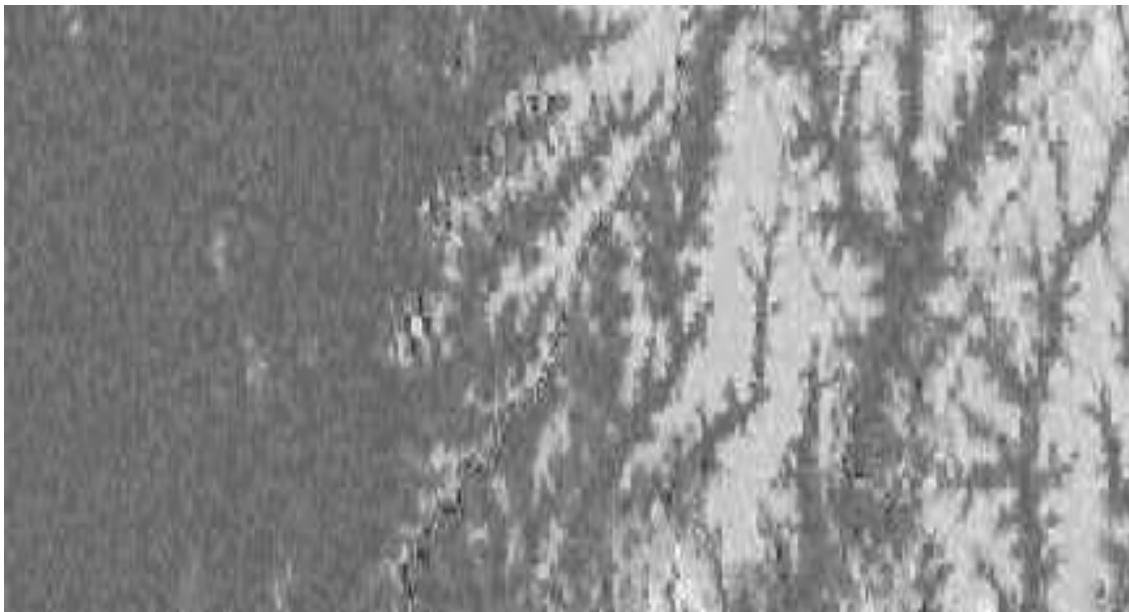


Рисунок 4.13 – Початкове зображення

Гістограма зображення має дві моди – одна відповідає більш темному фону, друга – об'єктам з більшою яскравістю, між модами видна зона мінімуму.

Моди перекриваються слабо, поріг обраний посередині зони між максимумами мод. Бінаризоване зображення показано на рисунку 4.14 [8].

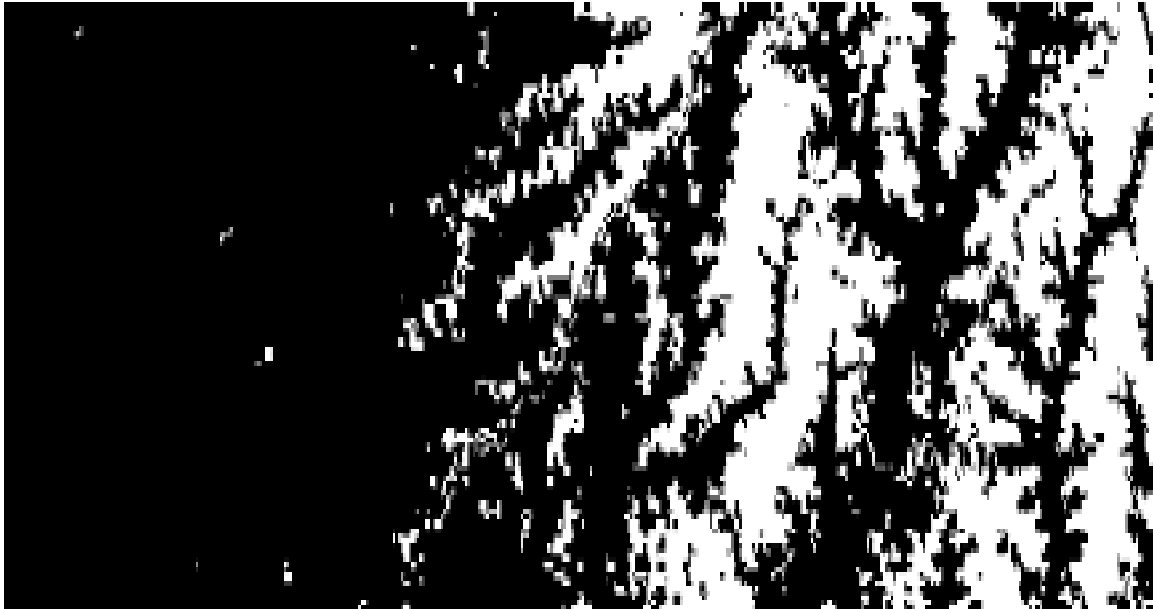


Рисунок 4.14 – Порогова сегментація

Складніше провести сегментацію, коли гістограми фону та об'єкта сильно перекриваються «хвостами» і при цьому частина пікселів об'єкта може бути віднесена до фону, а частина пікселів фону віднесена до об'єкта.

Процес прийняття рішення при цьому також зводиться до послідовного віднесення f до одного з двох класів поточного рівня, тобто реалізується *метод послідовних дихотомій*.

4.6.2 Метод сегментації шляхом нарощування областей

У способі *сегментація шляхом нарощування областей* виділяються однорідні області. Розглянемо сегментацію шляхом нарощування областей з використанням критерію однорідності за величиною вектора яскравості.

Схема алгоритму цього методу передбачає вибір стартового пікселя і розгляд суміжних з ним пікселів для перевірки близькості їх значень, наприклад, по евклідовій відстані. Якщо значення яскравості поточного і якогось суміжного пікселів виявляються близькими, то ці пікселі зараховуються в одну область.

Таким чином, формується область у результаті зрощування окремих пікселів. На наступному етапі область перевіряється на однорідність і, якщо результат перевірки виявляється негативним, то область розбивається на більш дрібні ділянки. Процес продовжується до тих пір, поки всі виділені області не пройдуть перевірку на однорідність.

Можлива реалізації алгоритму, що використовує формування областей як зрощенням окремих пікселів, так і зрощенням невеликих областей.

Загальна схема перевірки області на однорідність полягає у такому.

Нехай $F(R)$ – задана міра однорідності області R . Якщо $R_{12} = R_1 \cap R_2$, то критерій однорідності можна задати, вимагаючи, щоб виконувалася умова $F(R_{12}) \leq \varepsilon$, де ε – заданий поріг [14].

Різні алгоритми сегментації класифікуються за виглядом міри $F(R)$.

У деяких випадках F можуть використовувати як величину розмаху

$$F(R) = \max_{(i,j) \in R} f_{ij} - \min_{(k,m) \in R} f_{km}. \quad (4.7)$$

Таким чином, при сегментації шляхом нарощування областей враховується структура області та її однорідність. Це буває важливо при обробці даних дистанційного зондування, нерідко цей метод дає кращі результати, ніж інші методи, що не враховують зв'язність і розраховані на віднесення ізольованого пікселя до деякого класу.

4.6.3 Метод сегментації шляхом виділення кордонів

Сегментація шляхом виділення кордонів передбачає використання оператора градієнта. Для встановлення факту, що дійсно виявлена межа, застосовується процедура поділу по порогу. Пікселі, ідентифіковані як граничні, з'єднуються у замкнуті криві, що оточують відповідні області.

У даному методі, як і в інших методах сегментації, істотним є критерій однорідності області, за характеристикою якого і обчислюються значення градієнта. Прямі методи сегментації шляхом виділення кордонів застосування до початкового зображення градієнтних фільтрів (Робертса, Собела, Лапласа).

Задача побудови кордонів сегментів на зображенні градієнта виступає як самостійне завдання. Дана задача досить складна і може бути вирішена лише в найпростіших випадках, наприклад, можна виділяти локальні максимуми градієнта всіх рядків і стовпців зображення.

Для кордонів простої форми може бути використана процедура апроксимації початкового зображення градієнта якою-небудь параметричною функцією [17]. Прикладом такого завдання є орієнтація штучного супутника Землі по кадру зображення частини краю земного диску.

4.7 Методи розпізнавання зображень

4.7.1 Метод кластерного аналізу

Під розпізнаванням образів (класифікацією) розуміють процедуру, що дозволяє винести рішення про належність даного зображення або його фрагмента до одного з n класів, $n > 1$. Це рішення виноситься на підставі наявності ознак того чи іншого класу. Результатом є виділення об'єктів на зображенні, розділених на класи.

Розпізнавання образів відноситься до тематичної обробки зображень. Перед цим, зазвичай, виконують попередню обробку – відновлюють і покращують вихідне зображення.

Завдання розпізнавання зображень вирішуються на основі загальної теорії розпізнавання образів. *Розпізнавання образів* – розділ кібернетики, який розробляє принципи і методи класифікації та ідентифікації предметів, явищ, процесів, сигналів, ситуацій.

У загальній теорії розпізнавання образів розрізняють два типи завдань:

- завдання таксономії (навчання без учителя);
- завдання розпізнавання (навчання з учителем).

У задачах таксономії необхідно розділити запропоновані об'єкти за кількома групами тільки на основі їх описів. Завдання другого типу виникає при необхідності визначити клас, до якого належить опис деякого об'єкта.

Передбачається, що є набір з N об'єктів, для яких відомі образи (класи), до яких вони належать. Дану сукупність називають навчальною вибіркою, а складові її об'єкти – еталонами. Необхідно, виходячи з навчальної вибірки, визначити клас, до якого належить опис деякого об'єкта.

Формальне вирішення задачі розпізнавання прийнято записувати у вигляді вирішальної функції $i = d(x)$, де i – номер класу, до якого належить опис об'єкта – вектор ознак x .

Кластерний аналіз дозволяє вирішувати завдання обох класів. Кластер – це однорідна ділянка зображення, з точки зору деякого набору ознак. Пікселі, що належать до різних кластерів, відрізняються за цими ж ознаками.

Оцінка подібності у кластерному аналізі заснована на понятті відстані. Якщо відстань менше порогу, то елемент зображення відносять до відповідного кластеру.

При використанні багатоспектральних даних дистанційного зондування у відстань входять значення яскравості (i, j) -го пікселя зображення у різних каналах. Сукупність цих значень можна записати у вигляді вектора f_{ij} .

Кластери формуються так, щоб відстань між окремими пікселями у кожному кластері була мінімальною, а відстані між пікселями, що відносяться до різних кластерів, були якомога більшими.

Найбільш розповсюдженою мірою подібності є евклідова відстань між векторами f_{ij} і f_{mn} . Якщо $\{f_{kij}\}$, $\{f_{kmn}\}$ – компоненти цих векторів, k – номер спектрального каналу, то евклідова відстань [8, 9]:

$$r_E = \sqrt{\sum_k (f_{kij} - f_{kmn})^2}. \quad (4.8)$$

Мірою подібності може бути також косинус кута між векторами, що визначається як відношення скалярного добутку векторів до добутку їх норм:

$$\cos \varphi = \frac{(f_{ij}, f_{mn})}{\|f_{ij}\| \cdot \|f_{mn}\|}. \quad (4.9)$$

Косинус максимальний при близькості напрямів векторів.

Процедура кластеризації може ґрунтуватися на оптимізації якого-небудь показника якості, наприклад, критерію мінімуму суми квадратів помилки [8]:

$$\varepsilon = \sum_{k=1}^K \sum_{f \in S_k} \|f_{k-\mu_k}\|^2, \quad (4.10)$$

де K – число кластерів;

S_k – множина об'єктів (пікселів), що відносяться до k -го кластеру;

μ_k – вектор середніх значень для класу k .

У задачах таксономії методи визначення належності точок одного й того ж кластеру пов'язані з навчанням без вчителя. Деякі з цих методів використовують послідовне злиття наявних кластерів.

Спочатку кожна точка даних розглядається як окремий ембріональний кластер. На кожному кроці ітераційного процесу виявляються два кластери, що містять дві точки, розташовані одна біля одної ближче, ніж будь-які дві точки інших кластерів, ці два кластери зливаються. Ітераційний процес закінчується тоді, коли або знайдено очікуване число кластерів, або відстань до наступної точки, доданої до кластеру, перевищує заданий поріг. Для управління цими процесами розроблені численні евристики [18].

Протилежна стратегія роз'єднує наявні кластери уздовж ліній «розрідження». Спочатку весь набір точок розглядається як один великий кластер. На кожному етапі визначається кластер, який можна розбити на два. Ітераційний процес закінчується тоді, коли або досягнуте бажане число кластерів, або подальше розбиття неперспективне по деякому попередньо визначеному критерію. У більшості випадків відомо, які точки належать одному класу.

4.7.2 Методи статистичного розпізнавання образів. Теорема Байєса

Статистичний підхід передбачає, що в одній точці простору ознак з відмінною від нуля апіорною ймовірністю можуть з'являтися рішення, що відносяться до різних класів [9–11]. Це може бути пов'язано з неминучими випадковими помилками, а також з тим, що ознаки є принципово випадковими величинами (характерно для задач дистанційного зондування).

Статистичні методи дозволяють виробляти класифікацію, яка в середньому є найбільш правильною.

Методи статистичного розпізнавання образів використовують функції розподілу ймовірностей, пов'язані з класами образів. У деяких випадках форма функцій розподілу ймовірностей вважається відомою (наприклад, нормальної) і по навчальним вибіркам необхідно оцінити тільки окремі параметри, які пов'язані з цими функціями (математичне сподівання, дисперсія, функція кореляції). Такий метод називається *параметричним*. Таким чином, якщо форма функцій розподілу ймовірностей не відома, метод є *непараметричним*.

При статистичному підході до розпізнавання часто використовується теорема Байєса – одна з фундаментальних теорем теорії ймовірностей. Мова йде про випадкові події, тобто такі, для яких неможливо заздалегідь передбачити точний результат у кожному конкретному випадку. Однак, при великому числі ітерацій ці події можна характеризувати середніми результатами, стабільними і відтворюваними.

Якщо можуть відбутися дві події A і B , то слід говорити про три різні ймовірності:

– подія A відбувається з ймовірністю $P(A)$;

– подія B відбувається з ймовірністю $P(B)$;

– події A і B відбуваються одночасно з ймовірністю $P(A \cdot B)$, її називають ймовірністю спільної події (спільної ймовірності).

Нехай $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$ і B – випадкові події. Ймовірність того, що подія A_i відбудеться, за умови, що подія B вже відбулася (умовна ймовірність), прийнято записувати у вигляді [8]:

$$P\left(\frac{A_i}{B}\right). \quad (4.11)$$

Умовну ймовірність (4.11) називають *апостеріорною*, її можна обчислити за теоремою Байєса. Так як $P(B) = \sum P(A_i)P\left(\frac{B}{A_i}\right)$, то

$$P\left(\frac{A_i}{B}\right) = \frac{P(A_i B)}{P(B)} = \frac{P(A_i)P\left(\frac{B}{A_i}\right)}{\sum P(A_i)P\left(\frac{B}{A_i}\right)}. \quad (4.12)$$

У (4.12) апіорна ймовірність події A_i позначається як $P(A_i)$.

Використовуючи апостеріорні ймовірності, можна розробити різні методи автоматичної класифікації. Нехай X_k – вектор вимірювань, що представляє k -й клас. Апіорна ймовірність того, що ця реалізація відноситься до класу з номером k , є $P(X_k)$.

Зазвичай, апіорна ймовірність вважається заданою самою постановкою завдання. Наприклад, для лісових територій буває відомий відсоток площі, зайнятої листяними і хвойними породами. Необхідно віднести невідомий спостережуваний об'єкт Z (наприклад, деякий піксель зображення) до одного з відомих класів C_k з мінімальною помилкою. Яскравість пікселя задана в m спектральних каналах. Результатом є вектор вимірювань X_m (вектор яскравості пікселя), для якого можна знайти умовну ймовірність (або її щільність):

$$P\left(\frac{X_m}{C_k}\right). \quad (4.13)$$

Шукані ймовірності можуть бути обчислені за теоремою Байєса з використанням умовних ймовірностей $P\left(\frac{X_m}{C_k}\right)$, отримаємо:

$$\frac{P\left(\frac{X_m}{C_1}\right)}{P\left(\frac{X_m}{C_2}\right)} > \frac{P(C_2)}{P(C_1)}. \quad (4.14)$$

У лівій частині нерівності дріб називають *відношенням правдоподібності*. Рішення про те, що спостерігається об'єкт першого класу, приймається тоді, коли відношення правдоподібності перевищує вираз у правій частині.

Права частина містить тільки відомі члени і є величиною порогу, не залежного від величини, що спостерігається.

4.8 Метод знаходження помилки класифікації

Процес класифікації пов'язаний з деяким ризиком, оскільки можливі помилки. Підрахуємо ймовірність помилки, яка може виникнути під час використання цієї процедури [19].

Вирішуючи (4.14), знайдемо поріг X^* , такий, що при $X_m \leq X^*$ вважається, що об'єкт належить до першого класу, інакше – до другого.

Нехай через випадковий характер величини X_m прийнято помилкове рішення, що об'єкт належить до першого класу, насправді він належить до другого класу.

Виникає *помилкова тривога*, ймовірність якої виражається через умовну щільність ймовірності $w\left(\frac{X_m}{C_2}\right)$ [8]:

$$P_{n.m.} = \int_{-\infty}^{X^*} w\left(\frac{X_m}{C_2}\right) dX_m. \quad (4.15)$$

Можливо, що $X_m < X^*$, але об'єкт належить до першого класу, тому виникає *пропуск виявлення*, ймовірність якого виражається через умовну щільність ймовірності $w\left(\frac{X_m}{C_1}\right)$:

$$P_{n.в.} = \int_{-\infty}^{X^*} w\left(\frac{X_m}{C_1}\right) dX_m. \quad (4.16)$$

Сумарна *помилка класифікації* дорівнює сумі двох ймовірностей:

$$P_{ном} = P_{n.м.} + P_{n.в.}. \quad (4.17)$$

4.9 Геометричні перетворення та прив'язка зображень

Багато задач тематичного дешифрування зводяться до взаємного зіставленню між собою зображень, сформованих за допомогою датчиків різних фізичних полів. Яскравим прикладом цього може бути розвиток дистанційних методів контролю природних ресурсів та динаміки екосистем, що зводиться до співставлення знімків однієї і тієї ж території, отриманих у різний час і за допомогою різних датчиків. Найчастіше використовуються оптичне, радіолокаційне, радіотеплове, магнітне та інші поля. Спільне використання різних фізичних полів вимагає попередньої обробки відповідних їм зображень, наприклад, з метою переведення зображень в одну спектральну область.

На практиці зображення одного і того ж об'єкта або ділянки місцевості, отримані в різний час або за допомогою різних датчиків, можуть значно відрізнятися один від одного. Звідси випливає ряд важливих задач прив'язки, а також точної взаємної геометричної та амплітудної корекції для подальшого спільного аналізу. У кожному разі це вимагає встановлення відповідності між елементами вихідних зображень, що зводиться до виділення опорних (реперних або сполучених) точок на зображеннях, за якими можна здійснити координатну прив'язку знімків з одночасною геометричною корекцією.

Наприклад, аерокосмічний комп'ютерний моніторинг передбачає наявність дискретного за часом спостереження з невеликим тимчасовим інтервалом, тому, коли рухома камера фіксує яскравий образ об'єкта спостереження (оптичну поверхню) у вигляді послідовності зображень, то цей образ від знімку до знімку деформується внаслідок перспективних спотворень і зміни положення камери.

Геометрія відповідних деформацій моделюється проєктивними перетвореннями, які складають більш великий клас, ніж відомі перетворення евклідової геометрії (довжини і кути в проєктивній геометрії не зберігаються, а паралельні лінії можуть перетинатися).

Відновлення просторового рельєфу по стереознімку призводить до проблеми ідентифікації: встановлення точної координатної (поточечної) відповідності елементів стереозображень. Вирішення цього завдання полягає у виділенні пар реперних фрагментів і оцінюванні параметрів «розбіжності» відповідних точок, за якими можна відновити функцію геометричного перетворення і оцінити поверхню тривимірної сцени (рельєф).

Після оцінювання параметрів геометричного перетворення виникає задача геометричної корекції або відновлення зображення у перетворених координатах.

У практиці обробки зображень завдання пошуку відповідності набуло великого поширення та відоме як проблема «пошуку за зразком». Формально його можна розглядати як процес ототожнення еталонного зображення (образу фрагмента) на першому знімку з одним із множини образів фрагментів, що лежить у деякій (що задається) області (зоні пошуку) другого знімка [9–11].

Алгоритми встановлення подібності у своїх основоположних варіантах у тій чи іншій мірі пов'язані з отриманням характеристик стохастичної взаємозв'язки порівнюваних фрагментів зображень. Всі вони ґрунтуються на ідеях кореляційної та спектральної теорії сигналів, для відповідних критеріїв отримані експериментальні характеристики основних процедур пошуку за зразком.

4.10 Приклад методів порогової сегментації та кластерного аналізу

Порогова сегментація. Порогова сегментація полягає в простому об'єднанні близьких за яскравістю областей зображення у невелике число кластерів. Порогова сегментація може здійснюватися на основі ап'іорно заданих порогів. Якщо яскравість перевищує поріг, то елемент зображення відносять до одного кластеру, якщо вона нижче порогу – то до іншого, це найпростіший спосіб, що вимагає мінімальних обчислювальних витрат.

Сегментація шляхом нарощування областей. При такому методі сегментації виділяються однорідні області. Алгоритм передбачає вибір стартового пікселя і перевірку близькості значень суміжних з ним пікселів, наприклад по евклідовій відстані.

Якщо значення яскравості поточного і суміжного з ним пікселів виявляються близькими, то їх зараховують в одну область. Формується область у результаті зрощування окремих пікселів.

Нехай $F(R)$ – задана міра однорідності області R . Якщо $R_{12} = R_1 \cap R_2$, то критерій однорідності можна задати, вимагаючи, щоб виконувалася умова $F(R_{12}) \leq \varepsilon$, де ε – заданий поріг.

Під час обробки багатоспектральних даних дистанційного зондування як $F(R)$ задають відстань між пікселями в просторі яскравостей у спектральних каналах по метриці Евкліда [15]:

$$F(R) = \left[\sum_{(i,j) \in R} (f_{1ij} - \mu_1)^2 + \sum_{(i,j) \in R} (f_{2ij} - \mu_2)^2 + \sum_{(i,j) \in R} (f_{3ij} - \mu_3)^2 + \dots \right]^{\frac{1}{2}},$$

де f_{1ij} – яскравість (i, j) -го пікселя в 1-му каналі;

f_{2ij} – яскравість (i, j) -го пікселя в 2-му каналі і так далі;

μ_1 – середня яскравість області в 1-му каналі;

μ_2 – середня яскравість області в 2-му каналі і так далі.

Алгоритм ISODATA. Кластерами називають елементи зображення (сукупності пікселів), у чомусь схожі між собою (по яскравості, текстурі).

Порогова сегментація в кластерному аналізі ґрунтується на понятті «відстань». Слід зазначити, що до уваги береться не тільки яскравість, а й деякі інші ознаки (4.8–4.10).

На початку роботи алгоритму довільно вибираються декілька векторів як різні стартові точки, проводиться кластеризація по мінімуму відстані від цих центрів з використанням евклідової метрики. Після цього обчислюються вектори середніх значень μ_k , знаходиться середній квадрат помилки ε .

У наступному циклі проводиться повторна кластеризація по мінімуму відстані від векторів середніх значень μ_k . Число кластерів може змінитися, зміняться і вектори середніх значень, а також величина ε .

Під час наступної ітерації відбувається кластеризація по мінімуму відстані від нових векторів середніх значень, знову обчислюється ε . Процес продовжується до тих пір, поки не перестане зменшуватися помітним чином величина ε .

4.11 Приклад методів стиснення графічних файлів

Зображення в цифровій формі, зазвичай, займають великий обсяг пам'яті, тому важливим завданням під час обробки зображень є їх стиснення. Один з найпростіших методів стиснення – групове кодування (RLE). Відповідно до цього методу серії повторюваних величин замінюються однією величиною із зазначенням кількості.

У теорії інформації доведено, що найбільшою середньою кількістю інформації на одне повідомлення (ентропією) володіє джерело, що видає повідомлення з випадковими, незалежними, рівномірно розподіленими значеннями.

Об'єкти на зображенні, як правило, містять повторювані і близькі за величиною значення яскравості, тобто існує статистична залежність, дане зображення володіє *надмірністю*. Надмірність усувається шляхом раціонального кодування, що враховує не рівну ймовірність яскравості пікселів і їх взаємозалежність.

У даний час широко застосовується статистичне кодування *за методом Хаффмана*, для якого довжина кодового слова є функція від ймовірності появи повідомлення. По методу Хаффмана першим етапом є визначення ймовірності (точніше, частоти) появи яскравостей (або колірних відтінків) пікселів зображення і складання кодової таблиці з урахуванням цих ймовірностей.

Значеннях яскравості, які зустрічаються рідко, присвоюються довгі кодові слова, а тим, які зустрічаються часто, – короткі. При цьому відбувається *стиснення* зображення, оскільки для запису цієї сукупності в пам'ять ЕОМ потрібно менше біт, ніж для запису рівномірним кодом.

Алгоритм Хаффмана вимагає два проходи: один для створення кодової таблиці, другий – для кодування.

Нехай зображення має вигляд: *abbbcccddeeeeeeeef*, де *a, b, c, d, e, f* – значення яскравості (кольору).

Частоти, з якими з'являються значення яскравості, рівні:

$$a: 1, b: 3, c: 3, d: 2, e: 9, f: 1.$$

Для кодування цих 6 значень можна використати рівномірний 3-бітний код та записати:

$$a: 001; b: 010; c: 011; d: 100; e: 101; f: 110.$$

Загальна довжина кодової комбінації в цьому випадку складе:

$$19 \cdot 3 = 57 \text{ (біт).}$$

Для кодування по Хаффману використовуємо *двійкове дерево* (рис. 4.15).

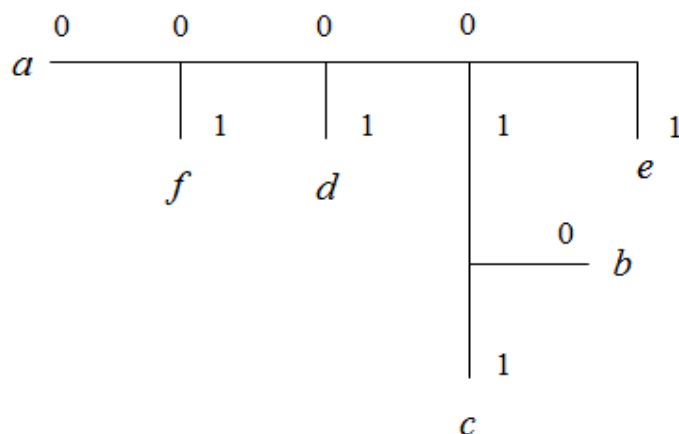


Рисунок 4.15 – Двійкове дерево

Найбільш рідко зустрічаються значення у цьому прикладі – a та f , вони стають першою парою: a присвоюється 0-а гілка, f – 1-а. 0 і 1 стануть молодшими бітами кодів для a та f . Старші біти будуть отримані з дерева у міру його побудови [15].

Підсумовуємо частоти a та f , у сумі отримуємо 2, ця пара далі об'єднується із символом d , який також має частоту 2.

Парі a та f присвоюється 0-а гілка цього дерева, а d присвоюється гілка 1. Код для a закінчується на 00, для f – на 01, для d – на 1.

Дерево продовжує будуватися так, що найменш поширені величини описуються більш довгими кодами, а найбільш поширені – одним (або більше) бітами. У нашому випадку маємо:

$$a: 0000; b: 010; c: 011; d: 001; e: 1; f: 0001.$$

Загальна довжина кодової комбінації тепер дорівнює:

$$1 \cdot 4 + 3 \cdot 3 + 3 \cdot 3 + 2 \cdot 3 + 9 \cdot 1 + 1 \cdot 4 = 4 + 9 + 9 + 6 + 9 + 4 = 41 \text{ (біт).}$$

Коефіцієнт стиснення рівний 1,39:1.

Статистичне кодування у більшості випадків забезпечує кращу якість стиснення, ніж групове.

Більш швидкими є *адаптивні методи стиснення*, у цих процедурах кодова таблиця створюється і уточнюється у міру надходження даних, одночасно відбувається стиснення. До їх числа відноситься схема стиснення LZW, що також використовує нерівномірне кодування.

Слід зазначити, що розглянуті методи не охоплюють усіх відомих схем стиснення зображень. Особливістю їх є відсутність втрати інформації під час стиснення. Це важливо при обробці та зберіганні цифрової інформації.

4.12 Запитання та завдання

1. Дайте визначення поняттю «векторний підхід».
2. Дайте визначення поняттю «векторна модель».
3. Дайте визначення поняттю «растрова модель».
4. Дайте визначення поняттю «піксель».
5. Дайте визначення поняттю «растр».
6. Дайте характеристику основним параметрам растрових зображень.
7. Дайте характеристику методам стиснення зображень без втрат.
8. Дайте характеристику методам стиснення зображень з втратами.
9. Дайте визначення поняттю «групове кодування».
10. Дайте визначення поняттю «кодування кодами змінної довжини».
11. Дайте визначення поняттю «статистичне кодування».
12. Дайте характеристику методу Хаффмана.
13. Закодуйте рядок зображення: aaabbcddddeeeeffh рівномірним кодом та за методом Хаффмана.
14. Дайте визначення поняттю «двійкове дерево».
15. Дайте характеристику адаптивним методам стиснення.
16. Дайте визначення поняттю «стиснення з втратами».
17. Дайте визначення поняттю «вейвлет-перетворення».
18. Дайте характеристику каузальним моделям зображень.
19. Дайте характеристику півкаузальним моделям зображень.
20. Дайте характеристику некаузальним моделям зображень.
21. Дайте характеристику авторегресійним моделям.
22. Дайте визначення поняттю «коефіцієнт кореляції».
23. Дайте характеристику методам розтяжки гістограми.
24. Дайте характеристику методам еквалізації гістограми.

5 МЕТОДИ ЛІНІЙНОЇ ПРОСТОРОВО-ІНВАРІАНТНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ У ПРОСТОРОВІЙ ОБЛАСТІ

5.1 Модель спотвореного зображення

Реальні зображення разом з корисною інформацією містять різні перешкоди. Джерелами перешкод є власні шуми фотоприймальних пристроїв, зернистість фотоматеріалів, шуми каналів зв'язку. Також можливі геометричні та радіометричні спотворення, зображення може бути розфокусованим (не типово для супутникових зображень з роздільною здатністю 10 м та більше).

Для зображень з роздільною здатністю 1 м і менше турбулентність атмосфери призводить до розмивання дрібних деталей при коротких експозиціях. Модель спотвореного завадами безперервного зображення має вигляд [2, 8]:

$$f(x, y) = m(x, y) \cdot Qs(x, y) + n(x, y), \quad (5.1)$$

де $f(x, y)$ – спотворене зображення;

$m(x, y)$ – мультиплікативна перешкода, що моделює зображення за яскравістю;

$s(x, y)$ – вихідне зображення;

Q – функціонал, що описує геометричні і радіометричні спотворення, а також розфокусування;

$n(x, y)$ – адитивна перешкода, що накладається на зображення.

Модуляція супутникового зображення за яскравістю може відбуватися через те, що атмосфера над різними точками Землі має різну прозорість, випромінювання від цих точок проходить різний шлях в атмосфері.

Під час реставрації зображень необхідно відновити початкове зображення. Якщо спотворення відсутні, $m(x, y) = 1$, то

$$f(x, y) = Qs(x, y) + n(x, y). \quad (5.2)$$

Результат реставрації $\hat{s}(x, y) + g(x, y)$ запишемо як наслідок впливу на $f(x, y)$ деякого оператора $g(x, y) = Tf(x, y)$.

Оператор T (системний оператор) вказує на правило, за яким «вхідному сигналу» $f(x, y)$ ставиться у відповідність «вихідний сигнал» $g(x, y)$.

Для того, щоб модель була повною, необхідно вказати області допустимих значень $f(x, y)$ та $g(x, y)$. Під час реставрації застосовують оператор T , що мінімізує відстань між $g(x, y)$ і $s(x, y)$ при заданих статистичних характеристиках випадкових полів $s(x, y)$, $n(x, y)$ і відомому F .

Як критерій близькості $g(x, y)$ і $s(x, y)$ часто використовують критерій мінімуму середньоквадратичної помилки:

$$\min \langle [g(x, y) - s(x, y)]^2 \rangle. \quad (5.3)$$

5.2 Методи лінійних просторово-інваріантних фільтрів

У задачах поліпшення зображень, зазвичай, вважається, що $n(x, y) = 0$, функцією оператора T є згладжування різких перепадів яскравості, підкреслення або виділення контурів.

Розглянемо просторово-інваріантні оператори, вихідна реакція яких не залежить від зміни початку відліку по x і по y , від орієнтації об'єктів на зображенні. Перша умова означає, що оператор переводить однорідне випадкове поле в однорідне. Друга умова означає, що оператор переводить в ізотропне поле. Властивості просторової інваріантності виконуються строго, якщо області допустимих значень координат x, y потрапляють в інтервал від $-\infty$ до ∞ . Реальні зображення мають кінцеві розміри $A \leq x \leq B, C \leq y \leq D$, умова просторової інваріантності виконується наближено.

Оператор називається лінійним, якщо для нього справедливий принцип суперпозиції – реакція на суму сигналів $f_1(x, y)$ і $f_2(x, y)$ дорівнює сумі реакцій на кожний із впливів окремо

$$T[f_1(x, y) + f_2(x, y)] = Tf_1(x, y) + Tf_2(x, y). \quad (5.4)$$

Для будь-якого довільного числа α справедливо

$$T\alpha f(x, y) = \alpha Tf(x, y). \quad (5.5)$$

Властивості лінійності виконуються строго, якщо область допустимих значень яскравості f, g потрапляють в інтервал $(-\infty; \infty)$. Під час цифрової обробки зображень яскравість – величина речова, невід’ємна і обмежена, зазвичай, $0 \leq f, g \leq 255$. Якщо кожному $g(x, y)$ відповідає єдине $f(x, y)$, то оператор T може бути подано у вигляді:

$$g(x, y) = \iint f(x', y') \cdot h(x, y, x', y') dx' dy'. \quad (5.6)$$

У (5.6) інтегрування ведеться по всій області, де визначені x та y , та характеризує перетворення всього зображення у цілому, маємо справу із *глобальною фільтрацією*. Можна обробляти зображення по частинам, у цьому випадку здійснюється *локальна фільтрація*.

Ядро перетворення (5.6) $h(x, y, x', y')$ в оптиці іменують *функцією розсіювання точки*, це зображення точкового джерела на виході оптичної системи, що вже є не точкою, а деякою плямою. Всі точки зображення $f(x', y')$ перетворюються у плями, відбувається підсумовування (інтегрування) усіх плям. Не слід думати, що ця процедура обов’язково призводить до розфокусування зображення, навпаки, можна підібрати таку функцією розсіювання точки, яка дозволить сфокусувати розфокусовані зображення.

Для того, щоб для функції розсіювання точки виконувалася умова просторової інваріантності, тобто, щоб вона не змінювалася при зміні початку відліку по x і по y , функція розсіювання точки повинна мати вигляд:

$$h(x, y, x', y') = h(x - x', y - y'). \quad (5.7)$$

Функція розсіювання точки повинна володіти осью симетріїю.

При обробці растрових зображень на прямокутній сітці простіше всього реалізувати функцію розсіювання точки кінцевих розмірів у вигляді прямокутної матриці форматом $N \times N$, наприклад, 3×3 .

Нехай $f(x, y)$ – функція двох змінних, визначена на інтервалах $(-\infty < x < \infty)$, $(-\infty < y < \infty)$, яка задовольняє умові абсолютної інтегрованості:

$$\int \int_{-\infty}^{\infty} |f(x, y)| dx dy < \infty. \quad (5.8)$$

Тоді існує інтеграл Фур'є, це означає, що [8]:

$$F(u, v) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp[-2\pi i(ux + vy)] dx dy, \quad (5.9)$$

$$f(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) \exp[2\pi i(ux + vy)] du dv, \quad (5.10)$$

де x і y – координати;

u і v – просторові частоти;

$F(u, v)$ – спектр просторових частот або спектр.

Комплексна експонента є лінійною комбінацією синуса та косинуса.

5.3 Двовимірне перетворення Фур'є

Вираз (5.9) носить назву прямого, а (5.10) – зворотного перетворення Фур'є. Використовуючи перетворення Фур'є, переходимо від координатної площини (x, y) до частотної площини (u, v) . Перетворення Фур'є лінійне, так як інтеграл – лінійна функція.

Перехід в частотну площину має сенс, оскільки деякі властивості у спектра простіші, ніж у функції $f(x, y)$, яка описує розподіл яскравості в координатній площини.

Нехай, наприклад, потрібно знайти результат глобального лінійного перетворення деякого зображення:

$$g(x, y) = \iint f(x', y') \cdot h(x - x', y - y') dx' dy'. \quad (5.11)$$

У координатній площини для цього потрібно обчислити інтеграл типу згортки (5.11), що часто буває справою досить складною.

Якщо ввести частотний коефіцієнт передачі $K(u, v)$, який на практиці для функції розсіювання точки завжди існує і який пов'язаний парою перетворень Фур'є з функцією розсіювання точки [8]:

$$K(u, v) = \int \int_{-\infty}^{\infty} h(x, y) \exp[-2\pi i(ux + vy)] dx dy, \quad (5.12)$$

$$h(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} K(u, v) \exp[2\pi i(ux + vy)] du dv, \quad (5.13)$$

то в площині просторових частот (5.11) зводиться до перемноження функцій $F(u, v)$ і $K(u, v)$:

$$G(u, v) = F(u, v) \cdot K(u, v), \quad (5.14)$$

де $G(u, v)$ – спектр після лінійного перетворення.

Спектр $F(u, v)$ від функції $f(x, y)$ є комплексною функцією. Для просторово-інваріантної функції розсіювання точки частотний коефіцієнт передачі $K(u, v)$ завжди дійсний та інваріантний щодо поворотів навколо початку координат.

Реальне растрове зображення f_{nm} має кінцеві розміри $A \leq x \leq B$, $C \leq y \leq D$ і складається з окремих пікселів, розташованих з деяким кроком у вузлах прямокутної сітки. У цьому випадку для переходу в частотну площину застосовується *подвійне дискретне перетворення Фур'є*.

5.4 Метод глобальної фільтрації

Під час лінійної фільтрації зображень в частотній площині потрібно помножити спектр просторових частот на частотний коефіцієнт передачі (5.14) і виконати два двовимірні перетворення Фур'є з використанням алгоритму *швидкого перетворення Фур'є* – пряме і зворотне.

Перетворення Фур'є здійснюється від всього зображення повністю, спектр $F(u, v)$ зберігає інформацію про все зображення разом – це *глобальна фільтрація*.

Залежно від вибору коефіцієнта передачі $K(u, v)$, можна виділяти зображення на фоні перешкод, покращувати і погіршувати різкість зображення, виділяти контури об'єктів на зображенні.

Якість обробки при цьому трохи краща, ніж при локальній лінійній фільтрації.

Типовою задачею глобальної фільтрації, не характерної для цифрової обробки космічних цифрових зображень земної поверхні, є відновлення розфокусованих зображень.

Запишемо спектр такого зображення у вигляді [8]:

$$F_1(u, v) = F(u, v) \cdot K(u, v), \quad (5.15)$$

де $F(u, v)$ – спектр початкового зображення;

$K(u, v)$ – коефіцієнт передачі оптичної системи, що відповідає функції розсіювання точки.

5.5 Метод інверсної фільтрації

Очевидно, що для того, щоб визначити $F(u, v)$ по відомим $F_1(u, v)$ та $K(u, v)$, необхідно помножити $F_1(u, v)$ на $K_1(u, v) = \frac{1}{K(u, v)}$. Дана процедура носить назву *інверсної фільтрації*.

Задача інверсної фільтрації відноситься до числа зворотних некоректних задач математичної фізики.

По-перше, рішення може не існувати. По-друге, якщо рішення існує, то може бути не єдиним. Функція $K(u, v)$ у деяких точках може дорівнювати нулю, тоді рішення перетворюється у нескінченність.

По-третє, рішення може бути нестійким, тобто невеликі варіації початкових даних можуть призвести до істотних змін рішення. Вирішенням проблеми є *регуляризація рішення*. Коефіцієнт передачі записується у формі:

$$K_1(u, v) = \frac{1}{[K(u, v) + \alpha \gamma(u, v)]}, \quad (5.16)$$

де $\gamma(u, v)$ – стабілізуюча функція;

α – параметр регуляризації.

Підбором α вдається досить якісно відновити розфокусовані зображення.

5.6 Метод лінійних згладжувальних фільтрів

На практиці глобальна фільтрація застосовується рідко. Частіше використовують локальну фільтрацію, коли інтегрування і усереднення проводиться не по всій області визначення x і y , а по порівняно невеликому околі кожної точки зображення.

Функція розсіювання точки при цьому має обмежені розміри. Перевагою такого підходу є гарна швидкодія.

Під час обробки растрових зображень, які складаються з окремих пікселів, інтегрування замінюють підсумовуванням. Лінійне перетворення у разі локальної фільтрації має вигляд [2, 8]:

$$g_{ij} = \sum_D a_{kl} f_{i+k, j+l}, \quad (5.17)$$

підсумовування ведеться за деяким оточенням D точки (i, j) , а a_{kl} – значення функції розсіювання точки у цьому оточенні.

Яскравості пікселів f в точці (i, j) і в її оточенні множаться на коефіцієнти a_{kl} , перетворена яскравість (i, j) -го пікселя є сумою цих добутків. Зазвичай, набір коефіцієнтів a_{kl} подають у вигляді прямокутної матриці (маски), наприклад, розмірності 3×3 .

Елементи матриці задовольняють умові просторової інваріантності. Фільтрація здійснюється переміщенням зліва направо (або зверху вниз) маски на один піксель. При кожному положенні апертури виробляються згадані вище операції, а саме перемноження вагових множників a_{kl} з відповідними значеннями яскравостей початкового зображення і підсумовуванням добутків. Отримане значення присвоюється центральному (i, j) -му пікселю.

Маска містить непарне число рядків і стовпців, щоб центральний елемент визначався однозначно.

Розглянута вище процедура фільтрації характеризувалася тим, що вихідні значення фільтра g визначалися тільки через вхідні значення фільтра f . Такі фільтри називаються *нерекурсивними*. Фільтри, в яких вихідні значення g визначаються не тільки через вхідні значення f , але і через відповідні вихідні значення, називаються *рекурсивними*.

5.7 Метод лінійних фільтрів для виділення контурів

Лінійні фільтри можуть бути призначені не для придушення шуму, а для підкреслення перепадів яскравості і контурів.

Виділення вертикальних перепадів здійснюється диференціюванням по рядках, горизонтальних – по стовпцях.

Горизонтальний перепад можна виділити шляхом обчислення приросту різниці яскравості пікселів уздовж рядка, що рівноцінно обчисленню другої похідної по напрямку (оператор Лапласа).

Оператори Лапласа реагують на перепади яскравості у вигляді ступеневого перепаду і на «дахоподібний» перепад. Вони також виділяють ізольовані точки, тонкі лінії, їхні кінці та гострі кути об'єктів.

Лінія підкреслюється у 2 рази яскравіше, ніж ступінчастий перепад, кінець лінії у 3 рази яскравіше, а точка – у 4 рази. Оператор Лапласа виділяє в основному неструктуровані елементи, тому він чутливий до шуму. Підкреслення перепадів за допомогою оператора Лапласа відбувається без урахування їх орієнтації, оператор Лапласа інваріантний до орієнтації перепадів, наприклад, відгук оператора на похилий перепад у діагональному напрямку майже вдвічі більший, ніж у горизонтальному і вертикальному.

5.8 Метод нелінійних фільтрів

Для підвищення стійкості при виділенні та накладенні контурів, для усунення ефекту розмивання контурів під час придушення шуму слід переходити до нелінійної обробки. Прикладом нелінійного фільтра для придушення шуму, побудованого евристично, служить *медіанний фільтр*. Метод медіанної фільтрації, а також алгоритми *екстремальної фільтрації*, що використовують значення мінімуму і максимуму поточного околу, відносяться до *рангових методів фільтрації*.

Зрозуміло, що при медіанній фільтрації може відбуватися спотворення об'єкта на зображенні, але тільки на межі або поблизу неї, якщо розміри об'єкта більші розмірів маски. Фільтр має високу ефективність при придушенні імпульсних перешкод, однак, ця якість досягається підбором розмірів маски, коли відомі мінімальні розміри об'єктів і максимальні розміри перекручених перешкодою локальних областей.

На випадковий шум з нормальним законом розподілу такий фільтр впливає слабше, ніж лінійний усереднюючий фільтр (приблизно на 60% менша ефективність).

Крім рангових алгоритмів фільтрації, під час нелінійної обробки зображень знаходять застосування *порогові алгоритми*, найбільш відомий з яких σ -фільтр. Ідея побудови σ -фільтру заснована на тому, що закон розподілу шуму можна наближено вважати гаусівським. Часто шум зумовлений багатьма незалежними або слабо залежними факторами.

Відомо, наприклад, що сума невеликого числа (5 або 6) незалежних рівномірно розподілених доданків досить добре підпорядковується гаусівському закону розподілу. Властивість нормалізації закону розподілу суми незалежних випадкових величин (за умови рівномірно малого вкладу доданків у суму) впливає з центральної граничної теореми теорії ймовірностей. Припущення про гаусівський характер закону розподілу суми виконується тим краще, чим більше число факторів її обумовлюють.

Для гаусівського розподілу 95,5 % його значень лежить у межах відхилень від середнього значення, менших від 2σ . Відповідно до алгоритму σ -фільтру оцінюється середнє значення і середньоквадратичне відхилення яскравостей у межах досить великої маски. Пікселі, що мають яскравість вище цього допуску, виключаються (нелінійна операція). Замість цих пікселів підставляється середнє по околу значення, також можлива інтерполяція з використанням схеми авторегресії. Обраний допуск не такий великий, щоб спотворити пікселі, що належать крутим елементам або дрібним деталям.

Найбільш успішно σ -фільтр працює з імпульсними перешкодами у вигляді точок невеликої площі. Ймовірність того, що така перешкода потрапить на контур невелика, при використанні σ -фільтру спотворення контурів практично не відбувається. У цьому його перевага у порівнянні з лінійним і медіанним фільтрами. Однак, переваги σ -фільтру найпомітніше виявляються, коли розподіл шуму на зображенні близький до нормального. σ -фільтр може бути реалізований у рекурсивній формі.

Нелінійні фільтри, як і лінійні, можуть застосовуватися для виділення контурів і перепадів яскравості.

Відмінність нелінійних алгоритмів у тому, що вони використовують нелінійні оператори дискретного диференціювання (фільтр Робертса та фільтр Собела). На відміну від фільтра Лапласа, при використанні фільтрів Робертса і Собела контури об'єктів і перешкоди у вигляді точок і ліній мають однакову яскравість.

5.9 Метод синтезу зображень

Перетворення зображень, зазвичай, спрямоване на підвищення інформативності. Модуль обробки дозволяє об'єднати інформацію декількох спектральних каналів, склавши напівтонові зображення, зафарбовані в умовні кольори. Під час об'єднання інформації можна використовувати початкові зображення, зображення після розтягнення гістограми і після еквалізації.

У зображенні після розтягнення гістограми значенням яскравості пікселів на крайній ділянці лівого крила гістограми присвоюється значення 0, а яскравості пікселів на крайній ділянці правого крила гістограми присвоюється значення 255. Величина цих ділянок задається «відсотком насичення», що дорівнює 2,5 %.

Результат роботи модуля обробки визначається формулою [2]:

$$f = f_1 \cdot B + f_2 \cdot G \cdot 6 + f_3 \cdot R \cdot 36,$$

де f – яскравість композитного зображення;

f_1, f_2, f_3 – яскравості будь-яких трьох спектральних каналів;

B, G та R – синій, зелений та червоний основні кольори, які присвоюються каналам.

Передбачено додавання з різними вагами, що враховує відмінність яскравості і контрасту спектральних каналів.

5.10 Приклад методів масочної фільтрації

Одним із методів попередньої обробки зображень є масочна фільтрація, коли по зображенню переміщується ковзаюче вікно із заданими в ньому ваговими коефіцієнтами (маски), обробка ведеться за порівняно невеликим околom кожної точки зображення. Перевагою цього методу є гарна швидкодія.

Перетворення зображення в точці (i, j) має вигляд [6]:

$$g_{ij} = \sum_D a_{kl} f_{i+k, j+l},$$

підсумування ведеться за деяким околom точки D .

Яскравості пікселя в цій точці і в її околi множаться на коефіцієнти a_{kl} , перетворена яскравість (i, j) -го пікселя є сумою цих добутоків. Зазвичай, набір коефіцієнтів подають у вигляді прямокутної матриці (маски), наприклад, розмірності 3×3 :

$$H = \frac{1}{K} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix}.$$

Фільтрація здійснюється послідовним переміщенням маски по всім пікселям зображення. При кожному положенні апертури виробляються згадані вище операції, а саме перемноження вагових множників a_{kl} з відповідними значеннями яскравостей початкового зображення і підсумуванням добутоків.

Отримане значення ділиться на заздалегідь задане число K (нормуючий множник).

Для того, щоб не відбувалася зміна середньої яскравості обробленого зображення, необхідно задати K таким чином [6]:

$$K = \sum_{i,j} a_{ij} .$$

Масочна фільтрація використовується для отримання різних ефектів, таких як придушення шумів, виділення контурних ліній, зменшення різкості, збільшення різкості, виконання «тиснення» та інших.

Одним із найважливіших є виділення контурних ліній. Контурні, або граничні, лінії розділяють на зображенні ділянки з різними властивостями, тому виділення контурів іноді сприймається як попередня обробка, спрямована на подальше виконання сегментації.

Градiєнтні методи підкреслення контурів. Сенс операції підкреслення контурів полягає в тому, щоб посилити різкі перепади яскравості, сформувавши у відповідних точках кадру імпульсні відгуки на фоні порівняно слабких флуктуацій в інших областях зображення, що не містять крутих перепадів яскравостей. За своїм характером всі оператори підкреслення контурів є різними модифікаціями диференціювання двовимірного поля за різними напрямками області визначення.

Як відомо, при диференціюванні в околі перепаду функції яскравості утворюється пік, сприяючий реєстрації цієї області.

Під час диференціювання сигналів з перешкодами відбувається істотне посилення останніх, що знижує відношення сигнал/шум і негативно відбивається на одержаних результатах, тому існує значне число операторів, що надають різні варіанти диференціювання з накопиченням, що застосовується для ослаблення негативних наслідків диференціювання.

Зазвичай, оператор підкреслення контурів представляють у формі масочного лінійного фільтра. У процесі обробки маска, яка є просто матрицею коефіцієнтів, ковзає по полю зображення, займаючи по черзі всі можливі положення.

У кожному положенні маска грає роль вікна, за допомогою якого відбираються відліки обробленого зображення, і виконується їх поелементне множення на відповідний елемент маски з подальшим підсумуванням всіх добутків. Отримане число розглядається як відлік вихідного зображення в точці, що відповідає центру симетрії вікна.

Наведемо варіанти операторів підкреслення, що часто використовуються.

Найпростіші оператори диференціювання уздовж рядка, стовпця і двох діагональних напрямків відповідно описуються матрицями [15]:

$$\begin{bmatrix} -1 & & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ & & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}. \quad (5.18)$$

Обчислення похідної замінюється різницею елементів.

Наприклад, перший з наведених операторів обчислює різницю виду [15]

$$y(i, j + 1) - y(i, j),$$

що є апроксимацією похідної зображення $y(i, j)$ по рядку.

Аналогічно працюють і інші оператори, подані в (4.18). Два останні, що працюють уздовж діагональних напрямків, називаються операторами Робертса.

Всім операторам у (4.18) властиві два істотні недоліки. Перший – відсутність накопичення, що робить їх чутливими до шуму, що міститься в зображенні $y(i, j)$. Другий полягає в тому, що обчислені різниці центровані щодо середніх точок між вузлами.

Таким чином, одержане у результаті зображення виявляється зміщеним на половину кроку відносно початкового, що може створити небажані проблеми при подальшій обробці.

У наведених нижче операторах чутливість до шуму послаблюється завдяки збільшенню розмірів матриць, а зсув усувається за рахунок використання масок з непарними розмірами сторін [15]:

$$A_{P_1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, A_{P_2} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, A_S = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}.$$

Обчислений результат відповідає центральній точці вікна.

Наведені оператори обчислюють згладжені похідні уздовж стовпців зображення. Поворотом вагових коефіцієнтів цих операторів на 90° можна отримати оператори, що обчислюють згладжену похідну в горизонтальному напрямку. Якщо ж виконати поворот вагових коефіцієнтів на мінус 45° або 45° , то отримаємо оператори, що обчислюють згладжені похідні уздовж двох діагональних напрямків.

При зменшенні різкості (розмиванні) перерозподіляються кольори в зображенні і пом'якшуються різкі межі, в той час як при збільшенні різкості підкреслюються відмінності між кольорами суміжних пікселів і виділяються непомітні деталі. Тиснення перетворює зображення так, що фігури усередині зображення виглядають так, ніби вони видавлені на металевій поверхні.

Із алгоритмічної точки зору, отримання цих ефектів полягає в обчисленні згортки зображення з матрицею чисел – ядром згортки.

Матриця розміром 3×3 містить три рядки по три числа в кожному. Щоб перетворити один піксель в зображенні, значення його яскравості множиться на число в центрі ядра. Потім проводиться множення восьми значень яскравості пікселів, що оточують центральний піксель, на відповідні їм коефіцієнти ядра, всі дев'ять значень підсумовуються, у результаті виходить нове значення яскравості центрального пікселя. Цей процес повторюється для кожного пікселя у зображенні, тим самим зображення фільтрується.

Коефіцієнти ядра визначають результат процесу фільтрації. Ядро розмивання, наприклад, складається із сукупності коефіцієнтів, кожен з яких менше 1, а їх сума становить 1. Це означає, що кожен піксель поглине щось з яскравості сусідів, але повна яскравість зображення залишиться незмінною. Якщо сума коефіцієнтів більше, ніж 1, то яскравість збільшиться; якщо менше, ніж 1, то яскравість зменшиться.

Під час підготовки до розмивання цифрове зображення зчитується в пам'ять комп'ютера у вигляді червоної, зеленої та синьої компонент кольору кожного пікселя. Ядро розмивання розміром 3×3 застосовується до червоної, зеленої і синьої компонентів кольору кожного пікселя у зображенні окремо, результат підсумовується. Підсумкове зображення виходить розмитим у порівнянні з оригіналом тому, що колір кожного пікселя поширився серед сусідів. Ступінь розмивання можна збільшити, або використовуючи ядро більшого розміру, щоб розподілити кольори серед більшого числа сусідів, або підбираючи коефіцієнти ядра і зменшуючи вплив центрального коефіцієнта, або фільтруючи зображення ще раз з ядром розмивання.

У ядрі збільшення різкості центральний коефіцієнт більше 1, але оточений від'ємними числами, сума яких на одиницю менше центрального коефіцієнта. Таким чином, збільшується будь-який існуючий контраст між кольором пікселя і кольорами його сусідів.

Процес збільшення різкості підвищив існуючий контраст між пікселями. При повторній обробці зображення чіткість може збільшитися ще більше.

Реалізація ефекту тиснення. Тиснення виконується майже так само, як розмивання і збільшення різкості. Піксель в зображенні обробляється ядром тиснення розміром 3×3 . На відміну від ядер розмивання і різкості, в яких сума коефіцієнтів дорівнює 1, сума ваг у ядрі тиснення дорівнює 0. Це означає, що «фоновим» пікселям (які не перебувають на кордонах переходу від одного кольору до іншого) присвоюються нульові значення, а нефоновим пікселям – значення, що відмінні від нуля.

Після того, як значення пікселя оброблено ядром тиснення, до нього додається 128. Таким чином, значенням фонових пікселів стане середній сірий колір (червоний – 128, зелений – 128, синій – 128). Суми, що перевищують 255, можна округлити до 255 або взяти залишок по модулю 255, щоб значення виявилось між 0 та 255.

У тисненому варіанті зображення контури здаються видавленими над поверхнею. Напрямок підсвічування зображення можна змінювати, змінюючи позиції 1 та мінус 1 в ядрі. Якщо, наприклад, поміняти місцями значення 1 та мінус 1, то реверсується напрямок підсвічування.

Для підвищення якості під час виділення та накладення контурів, для усунення ефекту розмивання контурів під час придушення шуму варто переходити до нелінійної обробки.

Прикладом нелінійного фільтра для придушення шуму, побудованого з евристичних міркувань, служить *медіанний* фільтр. Метод медіанної фільтрації, а також алгоритми *екстремальної фільтрації*, що використовують значення мінімуму і максимуму поточного околу, відносяться до рангових методів фільтрації.

Медіанна фільтрація $g_{i,j} = Me \{f_{i+k,j+l}\}$ нечутлива як до від'ємних, так і до додатних викидів. При медіанній фільтрації (i, j) -му пікселю присвоюється медіанне значення яскравості, тобто, таке значення, частота якого дорівнює 0,5.

Нехай, наприклад, використовується маска 3×3 , у межі якої поряд з більш-менш рівномірним фоном потрапив шумовий викид, цей викид припав на центральний елемент маски

66	71	89
63	212	83
68	79	74

Варіаційний ряд має вигляд 63, 66, 68, 71, **74**, 79, 83, 89, 212. У даному випадку медіанне значення – п'яте за рахунком (виділено), так як усього чисел у ряді 9.

При медіанній фільтрації значення 212, спотворене шумовим викидом, замінюється на 74, у результаті викид на зображенні повністю придушений.

5.11 Запитання та завдання

1. Дайте характеристику моделі спотвореного зображення.
2. Дайте характеристику методам лінійних просторово-інваріантних фільтрів.
3. Дайте визначення поняттю «функція розсіювання точки».
4. Дайте характеристику двовимірному перетворенню Фур'є.
5. Дайте визначення поняттю «подвійне дискретне перетворення Фур'є».
6. Дайте характеристику методу глобальної фільтрації.
7. Дайте характеристику методу локальної фільтрації.
8. Поясніть у чому принципова відмінність між локальною та глобальною фільтрацією.
9. Дайте визначення поняттю «швидке перетворення Фур'є».
10. Дайте визначення поняттю «глобальна фільтрація».
11. Дайте характеристику методу інверсної фільтрації.
12. Дайте визначення поняттю «регуляризація рішення».
13. Дайте характеристику методу лінійних згладжувальних фільтрів.
14. Дайте характеристику рекурсивним та нерекурсивним фільтрам.
15. Дайте характеристику методу лінійних фільтрів для виділення контурів.
16. Дайте характеристику методу нелінійних фільтрів.
17. Дайте визначення поняттям «медіанний фільтр», «екстремальна фільтрація», «порогові алгоритми».
18. Дайте характеристику методу синтезу зображень.

6 СУЧАСНИЙ СТАН РОЗВИТКУ МЕТОДІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

6.1 Методи відновлення зображень

У даний час набули широкого розвитку галузі науки і техніки, в яких застосовують системи обробки інформації з використанням даних у цифровому вигляді. Базовими складовими елементами таких систем є системи цифрового перетворення інформації, призначені для переведення в цифровий вигляд природних або штучних об'єктів, які є носіями інформації в аналоговому вигляді. Дані в цифровому вигляді використовують для збереження, передачі, аналізу та обробки в системах цифрової обробки інформації [4, 9–14, 17–19].

Одним з основних типів інформаційних систем, що використовують цифрові дані, є геоінформаційні системи, в яких широко застосовують методи дистанційного зондування Землі, природних або штучних об'єктів [20].

Основним завданням обробки зображень є усунення дефектів, зменшення впливу спотворень і шумів, перетворення даних у зручний вигляд для спостереження людиною-оператором. Особливо важливе практичне значення мають методи обробки аерокосмічних зображень [2].

Ефективність аерокосмічних методів вивчення земної поверхні та поверхні інших планет значною мірою визначається якістю цифрових матеріалів [2]. Підвищення якості таких зображень має велике економічне значення, оскільки знижує вартість виконання робіт за рахунок зменшення масштабу зйомки.

Існуючі підходи щодо вирішення завдання поліпшення цифрового зображення та відновлення його структури поділяють на дві категорії [8]:

- методи обробки в просторовій області (просторові методи), засновані на прямому маніпулюванні пікселями зображення;

- методи обробки в частотній області (частотні методи), засновані на модифікації (фільтрації) сигналу, який формується шляхом застосування до зображення перетворення Фур'є.

Просторова обробка застосовується, коли єдиним джерелом викривлень є адитивний шум. Частотна фільтрація може використовуватися для нечітких зображень з дефектами освітлення, вона також враховує і шум [2], тому частотна обробка є найбільш універсальним і поширеним методом поліпшення якості цифрового зображення.

Суть методу обробки зображень в частотній області полягає в поданні зображення як двовимірної функції $f(x, y)$, де x і y – координати в просторі (на площині). Значення f в будь-якій точці, задане парою координат (x, y) , називається *інтенсивністю* або рівнем сірого в цій точці.

Загальновідомим є твердження, що будь-яка функція, яка періодично повторює свої значення, може бути представлена у вигляді суми синусів і косинусів різних частот, помножених на деякі коефіцієнти. Такий вид функції називається поданням у вигляді ряду Фур'є. Коли функція не є періодичною, а площа під її графіком є кінцевою, то це – перетворення Фур'є.

Функція і перетворення Фур'є можуть бути повністю без втрати інформації відновлені за допомогою алгоритму перетворення. Дана властивість є надзвичайно важливою, оскільки дозволяє працювати у «Фур'є-просторі», а потім повернутися в початкову область визначення функції без втрати будь-якої інформації [1].

Складна функція зображена на рисунку 6.1, а – яка є сумою чотирьох синусоїд і косинусоїд (рис. 6.1, б) [6].

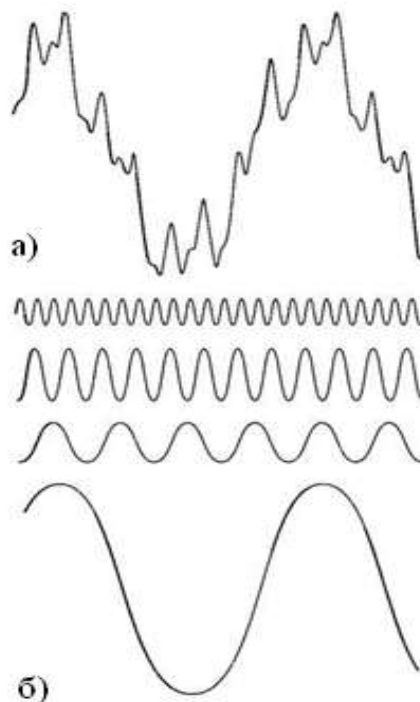


Рисунок 6.1 – Розпад функції на складові: а) функція; б) складові функції

Оскільки цифрові зображення описуються двовимірними дискретними функціями, то розглянемо дискретне перетворення Фур'є саме для таких функцій.

Нехай $f(x, y)$, при $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ і $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, позначає зображення $M \times N$. Двовимірне дискретне перетворення Фур'є зображення $f(x, y)$, яке відбивається, як $F(u, v)$, задається рівнянням (6.1).

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)}, \quad (6.1)$$

де $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$;

$v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$;

M і N – парні числа.

Координатна система, задаючи аргументи $F(u, v)$ з частотними змінними u і v , називається *частотною областю*. У даному випадку можна виявити аналогію із завданням аргументів $f(x, y)$ з просторовими змінними x і y .

Прямокутну область розміром $M \times N$ при $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ і $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ прийнято називати *частотним прямокутником*, який має ті ж розміри, що і початкове зображення. Якщо зображення $f(x, y)$ дійсне, його перетворення Фур'є, як правило, є комплексним.

Основний метод візуального аналізу цього перетворення полягає в обчисленні його спектру, тобто абсолютної величини $F(u, v)$ і його відображення на дисплеї.

Нехай $R(u, v)$ і $I(u, v)$ позначають дійсну та уявну компоненти $F(u, v)$, тоді спектр Фур'є задається виразом:

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2}. \quad (6.2)$$

Кожен елемент Фур'є-образу $F(u, v)$ містить всі відліки функції $f(x, y)$, помножені на значення експоненційних членів, тому, зазвичай, неможливо встановити пряму відповідність між характерними деталями зображення і його образом. Однак, деякі загальні твердження щодо взаємозв'язку частотних складових Фур'є-образу і просторових характеристик зображення можуть бути зроблені. Оскільки частота прямо пов'язана зі швидкістю зміни сигналу, то зрозуміло, що частоти в перетвореннях Фур'є пов'язані з варіацією яскравості на зображенні. Найбільш повільно змінена частотна (постійна) складова ($u = v = 0$), що збігається із середньою яскравістю зображення.

Низькі частоти, що збігаються з точкам поблизу початку координат Фур'є-перетворення, відповідають повільно змінним компонентам зображення. У міру віддалення від початку координат вищі частоти починають відповідати великим змінам яскравості деталей зображення і їх граней.

Процедура алгоритму фільтрації в частотній області проста і складається з таких кроків [6].

Крок 1. Початкове зображення множиться на $(-1)^{x+y}$.

Це робиться для того, щоб Фур'є-перетворення виявилось центрованим, тобто початок координат для образу функції буде знаходитися у центрі частотного прямокутника у точці $(M/2; N/2)$:

$$\xi[f(x, y)(-1)^{x+y}] = F(u - M/2, v - N/2). \quad (6.3)$$

Крок 2. Обчислюється пряме дискретне перетворення Фур'є $F(u, v)$ зображення, отримане після кроку 1.

Крок 3. Функція $F(u, v)$ множиться на деяку функцію фільтру $H(u, v)$.

Крок 4. Обчислюється зворотне дискретне перетворення Фур'є від результату кроку 3.

Крок 5. Виділяється потрібна частка результату кроку 4.

Крок 6. Результат кроку 5 множиться на $(-1)^{x+y}$.

Причина, за якою множник $H(u, v)$ називається *фільтром* (часто вживається також термін *передавальна функція фільтра*), полягає в тому, що він пригнічує деякі «зайві» частоти перетворення, залишаючи при цьому інші майже без зміни. Питання знаходження передавальної функції фільтра і є ключовим, оскільки воно визначає метод фільтрації і вказує, які саме частоти будуть фільтруватися [6].

Нехай $f(x, y)$ позначає початкове зображення після кроку 1, а $F(u, v)$ – його Фур'є-образ. Тоді Фур'є-образ вихідного зображення визначається виразом:

$$G(u, v) = H(u, v) \cdot F(u, v). \quad (6.4)$$

Множення функцій двох змінних H і F здійснюється поелементно. Фільтроване зображення отримують шляхом обчислення зворотного Фур'є-перетворення від Фур'є-образу $F(u, v)$ за формулою:

$$\text{Покращене зображення} = \xi^{-1}[G(u, v)] \quad (6.5)$$

Шукане зображення отримуємо виділенням дійсної частини з останнього результату і множенням на $(-1) x + y$, щоб компенсувати ефект від множення початкового зображення на ту ж величину.

Нелінійні методи фільтрації належать одному з видів методів обробки зображень в частотній області. Клас нелінійних цифрових фільтрів є дуже широким для того, щоб приводити їх опис в загальному вигляді. Розглянемо одні з найбільш відомих методів із сімейства нелінійних цифрових фільтрів.

Під час фільтрації реальних зображень обмеженого розміру виникає гранична проблема отримання оцінок у точках нульового рядка і нульового стовпчика. Природним рішенням є використання звичайної (одномірної) калмановської фільтрації. Розроблено процедуру оцінювання дискретних зображень на основі моделі фотографічного запису зображення. Дана модель враховує хімічні ефекти фотографічного процесу, такі як нелінійність характеристичної кривої та прикордонні ефекти, обумовлені дифузією проявника, а також шумом зернистості фотоплівки.

Перевага розглянутої оцінки полягає в тому, що вона заснована на моделі загального вигляду (завдяки властивій їй адаптивності вона здатна модифікувати відповідно до змін першого і другого моментів випадкового поля поданого ідеальним зображенням [11]).

Розроблено евристичний нелінійний метод реставрації малоконтрастних зображень з метою послаблення шуму зернистості фотоплівки.

Під час використання цього методу початкове зображення розгортається з високою роздільною здатністю, а кожен його елемент квантується великим числом рівнів. Потім отримують зображення зниженої чіткості, об'єднуючи елементи в непересічні фрагменти, розміром 2×2 . Чітке зображення має більш різкі межі, ніж зображення зі зниженою чіткістю, однак, дисперсія шуму останнього виявляється меншою. У разі білого шуму дисперсія нечіткого зображення в чотири рази менше, ніж для чіткого зображення, яке є наслідком просторового усереднення елементів.

Усереднене зображення повторно квантується з використанням рівномірної шкали, причому крок квантування вибирається рівним чотирьох значень середньоквадратичного відхилення шуму.

Завдяки такому вибору, забезпечується помилка квантування 5 % при гаусовому шумі.

Отримані квантовані елементи нечіткого зображення досліджують у області розміром 3×3 елемента [10].

Якщо центральний елемент нечіткого зображення лежить на кордоні, він поділяється на чотири елементи, що відповідають повній роздільній здатності, новим елементам приписуються рівні, які залежать як від рівнів, що відповідають вихідним елементам чіткого зображення, так і від рівнів найближчих елементів нечіткого зображення.

Може виявитися, що всі вісім периферійних елементів проквантовані з одним рівнем, а центральний елемент – з іншим рівнем. У цьому випадку вважають, що ізольований центральний елемент містить помилку, обумовлену шумом, і приписують йому середній рівень периферійних елементів.

Простий алгоритм полягає у тому, що елементу, який відповідає високій роздільній здатності, приписують рівень один з чотирьох пов'язаних елементів, найближчий рівню шуканого елемента.

Таким чином, розглянуто основні існуючі підходи для вирішення завдання поліпшення цифрового зображення та відновлення його структури. Проаналізовано метод обробки зображення в частотній області та його математичну модель. Розглянуто алгоритм фільтрації в частотній області і подано покрокову схему його роботи для поліпшення якості зображення.

Наведено один із видів методів обробки зображень в частотній області – нелінійна фільтрація. Розглянуто один з найвідоміших методів нелінійної фільтрації для усунення перешкод і поліпшення оригінального зображення.

Нелінійні фільтри можуть використовуватися для вирішення таких проблем, як усунення перешкод, шуму, відновлення пошкоджених зображень, поліпшення контрасту і виділення контурів зображення.

6.2 Методи фільтрації зображень

Дуже поширеним різновидом обробки зображень, що базується на взаємозв'язках параметрів різних пікселів зображення, є *фільтрація зображень*. Зазвичай зображення, які сформовано у різних інформаційних системах, певною мірою спотворено дією завад.

Наявність завад ускладнює візуальний аналіз зображень людиною-оператором та автоматичну обробку технічними засобами. Ослаблення дії завад може бути здійснено фільтрацією, але її можна застосувати для перетворення якісних показників зображення з метою надання йому інших властивостей.

Наприклад, можна створити ефект скручування, розмивання, що сприймається як наслідок швидкого руху в певному напрямі.

Зрозуміло, що в цьому випадку кінцеве зображення буде суттєво відрізнитись від початкового, принципи перетворення зображення, які буде застосовано в цьому випадку, схожі з тими, що застосовують для відокремлення корисного зображення від завад. Тому подібні перетворення у сучасних мультимедійних технологіях також називають *фільтрацією*.

Під час фільтрації сигнал яскравості кожної точки початкового зображення, спотвореного завадою, замінюють іншим значенням яскравості, яке за певним критерієм вважають таким, що є найменш спотвореним завадою.

Алгоритми заміни поточного значення сигналу яскравості на інші базуються на кореляційних зв'язках певної множини сигналів сусідніх пікселів. Особливо ефективно може бути застосовано фільтрацію у випадках, коли зображення та завада мають відмінні частотні характеристики.

Сигнал зображення, як функція просторових координат, змінюється повільніше (іноді значно повільніше), ніж завада, що також є двовимірною функцією. Дана обставина дозволяє під час оцінки корисного сигналу в кожній точці кадру взяти до уваги деяку множину сусідніх точок. У інших випадках, навпаки, ознакою корисного сигналу є різкі перепади яскравості.

Проте, як правило, частота цих перепадів відносно невелика, так що на значних проміжках між ними сигнал або постійний, або змінюється повільно. У цьому випадку властивості сигналу проявляються не тільки під час його спостереження у локальній точці, але й у певному *просторовому околі*.

Поняття «оکیل» є певною мірою умовним, тому що в одному випадку він може бути утвореним лише найближчими до даного пікселя пікселями, або – віддаленими пікселями, що знаходяться на значній відстані. У останньому випадку ступінь впливу значень яскравості далеких та близьких пікселів на рішення стосовно кінцевої амплітуди сигналу після фільтрації буде різним.

Під час розробки певного фільтра головне завдання полягає у знаходженні раціональної обчислювальної процедури, яка дозволить досягти якнайкращих результатів. Найбільш поширеним підходом для розв'язання цього завдання є застосування ймовірнісних моделей зображення та завад, а також використання статистичних критеріїв оптимальності.

Такий підхід обумовлено випадковим характером інформаційного сигналу та завади, прагненням досягти мінімальної відмінності результату обробки від ідеального сигналу. Для різних сюжетів може бути застосовано різні описи, математичні моделі та алгоритми. Крім того, може бути застосовано різні критерії оптимальності, що також призводить до збільшення різноманітності методів фільтрації.

Іноді через математичні труднощі не можна знайти оптимальну процедуру. Складність знаходження точних рішень породжує різні варіанти наближених методів та процедур [21].

Майже всі лінійні алгоритми фільтрації призводять до згладжування різких перепадів яскравості зображень, що зазнали обробки. Цей недолік, особливо відчутний у тому разі, коли споживачем інформації є людина. Лінійні процедури є оптимальними за умови гаусового розподілу сигналів, завад та спостережуваних даних.

Реальні зображення мають інший закон розподілу ймовірності. Однією з основних причин такого розподілу є контури об'єктів, які утворюють межу між ділянками зображення різної яскравості.

Окремі ділянки зображення можуть мати ймовірність розподілу яскравості, що добре апроксимується гаусовою функцією, але ймовірність розподілу в межах усього зображення може дуже суттєво відрізнятись від такого закону.

Другою особливістю лінійної фільтрації є така, що оптимальність фільтрувальних властивостей стосується тільки завад, що розподілені за гаусовим законом. Такий закон розподілу характерний для шумових завад на зображенні, тому для боротьби з такими завадами лінійні алгоритми мають високі показники.

Часто доводиться мати справу із зображеннями, спотвореними завадами інших типів. Однією з них є *імпульсна завада*. Внаслідок дії такої завади на зображенні спостерігаються білі або чорні точки, які хаотично розпорошені по всьому зображенню.

Застосування лінійної фільтрації у цьому випадку часто є не ефективним, тому що кожний з вхідних імпульсів (значення сигнальної функції у певній точці) викликає відгук у вигляді імпульсної характеристики фільтру. У разі імпульсної завади відгук фільтра призводить розповсюдження завади в межах околу пікселя, що зазнав впливу імпульсної завади. Вдалим рішенням зазначених проблем є застосування *медіанної фільтрації*.

Медіанна фільтрація є інтуїтивним методом обробки, тому її алгоритм не є результатом математично обґрунтованого рішення строго сформульованої задачі. Під час застосування медіанного фільтру відбувається послідовна обробка кожної точки кадру, внаслідок чого утворюється послідовність оцінок.

Поширеним різновидом завад є білий шум, який присутній на зображенні як адитивна складова, що спотворює сигнал зображення. Для боротьби з такою завадою часто використовують фільтрацію, яка отримала назву *маскової*.

Маска є просторовим вікном, що характеризується певною прозорістю та виділяє окіл пікселів, яскравість яких використовують для визначення кінцевого значення центрального пікселя. За допомогою маски формують окіл у вигляді квадрата, хреста, горизонтальної або вертикальної смужки (штрихова маска). Кількість елементів в околі вибирають таким чином, щоб елемент, для якого знаходять вихідне значення яскравості, розташовувався у центрі околу. Маскові фільтри застосовують не тільки для боротьби з шумом, але й для зміни характеристик зображення такого, наприклад, як чіткість.

6.3 Методи векторного подання лінійних фрагментів зображень

Формати графічних файлів можна розділити на два загальні класи [11]: векторні (об'єктно-орієнтовані) і растрові (піксельні). Растрові формати призначені для відображення зображень зі складними гаммами кольорів, відтінків і форм, а саме: фотореалістичні зображення, рисунки, відскановані дані. Векторні формати добре пристосовані для креслень зображень із простими формами, тіннями і забарвленням.

У векторному поданні зображення будуються за допомогою математичних описів об'єктів (примітивів). Примітивом можуть виступати лінії, дуги, кола, багатокутники, криві, текст.

Векторну графіку називають також «об'єктно-орієнтованою», тому що файл зображення формується з дискретних, не зв'язаних між собою елементів зображення, розміри, форма і колір яких можуть бути незалежно один від одного змінені швидко і без втрати якості.

Векторним способом подання просторових даних, або векторною моделлю, називають спосіб формалізації просторових даних, що ґрунтується на використанні набору елементарних графічних об'єктів («графічних примітивів»).

В основу векторної моделі покладено точку (*point*) – первинний графічний елемент із координатами (x, y) , місце розташування якого відоме з довільно заданою точністю.

Дві точки з координатами (x_1, y_1) і (x_2, y_2) формують другий графічний примітив, лінію (*line*) – відрізок прямої, що з'єднує ці точки. Замкнута послідовність ліній відокремлює частину поверхні – полігон (*polygon*), який є третім з основних елементарних графічних об'єктів, або графічних примітивів, на яких базується векторна модель просторових даних.

Сукупність цих трьох елементарних графічних об'єктів – точки, лінії та полігону – цілком достатня для опису форми як лінійних, так і просторових картографічних об'єктів, які кодуються як сукупність координат точок, що апроксимують форму лінійного об'єкта, наприклад, адміністративного кордону, контуру (границі) територіального об'єкта, території землекористування населеного пункту, русла ріки, басейну ріки.

У базі даних зберігається пооб'єктна інформація про координати точок введення, у структуру таблиць може бути введена атрибутивна інформація для об'єктів, що цифруються, а також інформація про графічне зображення об'єктів на карті.

Спосіб векторного подання метричних даних з використанням трьох зазначених вище елементарних графічних об'єктів має назву точкової полігональної структури (*Point Polygon Structure*) векторних даних. Він належить до категорії нетопологічних векторних структур даних.

Даний різновид векторних структур просторових даних відповідає початковому періоду розвитку геоінформаційних технологій, хоча деякі сучасні ГІС-пакети використовують такий формат. Прикладом може бути формат MIF/MID – MapInfo Data Interchange Format – відкритий обмінний формат пакету MapInfo, а також шейп-файли (*shapefiles*) геоінформаційних пакетів.

Основний недолік цього способу формалізації просторових даних полягає у відсутності в записі даних топологічної інформації (інформації про взаємне розміщення об'єктів), що вимагає при введенні метричних даних за допомогою дигітайзера проводити повний обхід кожного полігону.

Даний факт призводить до подвійного проходу по спільних для двох суміжних полігонів межах, що обумовлює значне збільшення витрат часу на введення, а також появу двох, що не збігаються через неточності позиціонування дигітайзера, спільних границь суміжних просторових об'єктів, які створюють «паразитні» полігони.

Значного розвитку набули топологічні векторні структури, у яких, крім ідентифікаторів об'єктів і координат, кодується також інформація про взаємне розміщення об'єктів.

Введення топологічних характеристик у структуру векторних даних дозволило уникнути основного недоліку точкових полігональних структур – необхідності подвійного обведення спільних меж і пов'язаних з цим похибок.

Кожна точка при цьому запам'ятовується тільки один раз у складі якого-небудь сегмента (дуги) і може використовуватися багаторазово – стільки разів, скільки це буде необхідно.

Найбільш поширеною векторною полігональною структурою (моделлю) просторових даних є трикутна нерегулярна мережа (*Triangulated Irregular Network*), відома під аббревіатурою TIN. Модель будується шляхом об'єднання відомих точкових значень у серії трикутників за алгоритмом тріангуляції Делоне. TIN використовується для подання поверхні у вигляді сукупності суміжних тривимірних трикутних граней, що не перекриваються.

Основний принцип алгоритму тріангуляції Делоне полягає в тому, щоб з наявного набору точок з відомими висотними позначками побудувати трикутники, які всі разом будуть максимально близькими до рівносторонніх фігур. Досягається це постійним контролем умови, відповідно до якої будь-яке коло, проведене через три вузли в трикутнику, не включатиме ніякого іншого вузла.

Завдяки своїй «нерегулярності» TIN-модель є більш гнучкою порівняно з растровою і дозволяє більш компактно і з меншими похибками описати поверхні з вкладеними формами, такі, як, наприклад, топографічна поверхня. Тому TIN-модель використовується для побудови цифрових моделей рельєфу, зокрема, у рамках програмних геоінформаційних пакетів фірми ESRI.

Модель розглядає вузли або точки мережі як первинні елементи. Топологічні відношення встановлюються шляхом створення в базі даних для кожної вузлової точки вказівок на сусідні вузли.

Простір, що оточує територію, яка моделюється TIN, подається фіктивною вузловою точкою, це допомагає в описі топології примезових точок і спрощує цю процедуру.

База даних TIN-моделі містить три набори записів:

- список вузлових точок;
- список покажчиків;
- список трикутників.

Список (таблиця) вузлових точок містить номери вузлових точок, їхні координати, кількість сусідніх вузлових точок і початкове положення ідентифікаторів цих сусідніх точок у списку покажчиків. Вузлові точки на межі розглянутої області використовують як покажчик якогось фіксованого значення.

Список (таблиця) покажчиків для кожної вузлової точки містить номери сусідніх вузлових точок. Список сусідніх вузлів починається від північного напрямку і відповідає ходу годинникової стрілки.

6.4 Методи вейвлет-перетворень і стиснення зображень

Вейвлет-аналіз є особливим типом лінійного перетворення функцій з деякого досить широкого класу [22]. Базис власних функцій, по якому проводиться розкладання, володіє багатьма спеціальними властивостями. Правильне застосування цих властивостей дозволяє досліднику сконцентрувати увагу на тих або інших особливостях аналізованого сигналу, які не можуть бути виявлені за допомогою традиційно вживаних перетворень Фур'є і Лапласа.

Впродовж багатьох десятиліть основним засобом аналізу реальних фізичних процесів, зокрема випадкових, був гармонічний аналіз. Математичною основою гармонічного аналізу є перетворення Фур'є.

Гармонічний Фур'є-аналіз дозволяє наочно виявити швидкі і повільні зміни в досліджуваному процесі та дослідити їх окремо. Усі необхідні властивості і формули виражаються за допомогою однієї базисної функції або двох дійсних функцій.

Таким чином, перетворення Фур'є розкладає довільний процес на елементарні гармонічні коливання з різними частотами. Гармонічні коливання мають розповсюдження в природі, тому значення перетворення Фур'є інтуїтивно зрозуміле незалежно від строгих математичних доказів.

Перетворення Фур'є володіє рядом особливих властивостей, що спрощують його практичне застосування. Воно є ортогональним оператором, тобто оператор зворотного перетворення співпадає з виразом для комплексно зв'язаного оператора. Областю визначення перетворення Фур'є є простір функцій, що квадратично-інтегровані.

Власними функціями перетворення Фур'є є добре вивчені поліноми Ерміта [7]. Розроблені ефективні обчислювальні процедури типу алгоритму швидкого перетворення Фур'є, що забезпечують знаходження Фур'є-образу функцій з мінімальними втратами. Дані процедури до теперішнього часу включені у всі пакети прикладних програм і реалізовані апаратно в різних процесорах обробки сигналів.

Вейвлет-перетворення має багато загального з перетворенням Фур'є, але є і ряд істотних відмінностей. Перетворення Фур'є, що є одним з основних засобів аналізу фізичних процесів, не володіє властивістю локалізації в часі. Дельта-функція Дірака є функціоналом, що ставить у відповідність функції її значення в даній точці. Таке перетворення абсолютно локалізоване в часі, але при цьому повністю втрачається інформація про частоту процесу.

Спроба уточнити один з цих параметрів негайно призводить до погіршення знань про інший параметр.

Вейвлет-аналіз по суті є сімейством функцій, що реалізують різні варіанти співвідношення невизначеності і надають досліднику можливість гнучкого вибору між ними.

Фур'є-аналіз і його модифікації такими властивостями не володіють.

Для роботи з графікою необхідно обробляти двовимірні масиви даних. Кратно-масштабний аналіз повинен будуватися в просторі функцій двох змінних.

Існує два різні шляхи проведення вейвлет-перетворення. Під час роботи в часовій області маємо справу з функціями, аргументами яких є часові параметри, а у разі частотної – частотні. У частотній області використовується механізм швидкого перетворення Фур'є. Як було зазначено вище, вейвлет-перетворення володіє кращою частотно-просторовою локалізацією, ніж перетворення Фур'є. Більшість обмежень, що накладаються на вейвлет, пов'язана з необхідністю мати зворотне перетворення.

Розглянемо методи отримання вейвлет-коефіцієнтів зображення. Методи можуть бути застосовані для стиснення зображень як без втрат, так і з втратами інформації, у методах стеганографії, що базуються на вбудовуванні біт в область перетворення.

Цілочислові вейвлет-перетворення. В основі даних методів лежить деяка модифікація вейвлет-перетворення, що дозволяє проводити всі підрахунки в цілочисловому вигляді. Одержане перетворення не є вейвлет-перетворенням, але володіє всіма його властивостями. Теоретично під час вейвлет-перетворення втрати інформації не відбувається, але при реалізації виникають неминучі помилки під час округлення вейвлет-коефіцієнтів.

У деяких програмах обробки зображень повна зворотність перетворення є важливою. Цілочислове вейвлет-перетворення дозволяє досягти повного контролю над точністю підрахунків, тому воно отримало назву оберненого вейвлет-перетворення. Крім того, цілочисельність підрахунків прискорює виконання алгоритмів на комп'ютерах.

На сьогоднішній день існує дуже велика кількість алгоритмів виконання вейвлет-перетворень як цілочислових (без втрат даних), так і нецілочислових (з втратами даних). Усі алгоритми дозволяють досягнути значних ступенів стиснення, особливо нецілочислові, але вони не дозволяють одержувачу мультимедійної інформації переглянути зменшену копію зображення без передавання високочастотних коефіцієнтів, тому що коефіцієнти вейвлет-перетворення є дійсними числами і це вносить спотворення.

Для практичного дослідження деяких базисних функцій вейвлет-перетворень розроблено програмний продукт «Wavelet Maker», що дозволяє без застосування будь-яких додаткових засобів реалізувати такі функції:

- багаторівневе вейвлет-перетворення зображень;
- обчислення статистичних характеристик початкових зображень;
- обчислення значень характеристик відповідності відновленого зображення початковому з метою оцінювання спотворень, що вносяться вейвлет-перетворенням.

У результаті застосування до початкового зображення алгоритму стиснення з втратами даних після виконання послідовності операцій стиснення-розпакування утворюється зображення, що не цілком збігається з оригіналом. Аналіз значень отриманих характеристик дозволяє оцінити ефективність застосування до початкового зображення алгоритмів вейвлет-перетворення з метою вибору оптимального за критерієм відповідності відновленого зображення початковому.

Для обчислення значень основних характеристик відповідності відновленого зображення початковому існують такі етапи:

- обробка кожного пікселя початкового і відновленого після стиснення зображень та маніпулювання зі значеннями колірних компонент;
- запис масивів значень колірних складових для початкового і відновленого зображення після стиснення з втратами.

Після цього здійснюється порівняння значень, записаних у матриці початкового і відновленого зображень, для кожної колірної складової.

Метою порівняльного аналізу є виявлення перекручувань, внесених у зображення у результаті застосування до нього перетворення, що вносить втрати.

Стиснення зображень без втрат – метод стиснення даних, при використанні якого закодована інформація може бути відновлена з точністю до біта. Для кожного з типів цифрової інформації, як правило, існують свої алгоритми стиснення без втрат [23].

Алгоритми стиснення без втрат [23]:

- алгоритм RLE;
- алгоритм LZ;
- алгоритм LZW;
- алгоритм Хаффмана;
- алгоритм JBIG;
- алгоритм Lossless JPEG;
- алгоритм DEFLATE.

Алгоритм Run Length Encoding (RLE) – один із найстаріших і найпростіших алгоритмів архівації графіки. Стиснення в RLE відбувається за рахунок того, що у вихідному зображенні зустрічаються ланцюжки однакових байт. Алгоритм розрахований на зображення з великими областями повторюваного кольору. Вірогідна ситуація, коли розмір даних після стиснення збільшується, така ситуація можлива при застосуванні групового кодування до оброблених кольорових фотографій. Щоб збільшити зображення у два рази, алгоритм треба застосувати до зображення, у якому значення всіх пікселів один за одним попарно не повторюються. Коефіцієнти компресії RLE від 32 до 0,5.

Алгоритм LZ є несиметричним за часом, оскільки вимагає повного перебору буфера при пошуку однакових ланок.

Алгоритм LZW використовує дерево для подання та збереження ланцюжків. Очевидно, що це досить сильне обмеження на вид ланцюжків, і не всі однакові ланки в зображенні будуть використані при стисненні.

У запропонованому алгоритмі вигідно стискати ланцюжки, що складаються з 2 байт. Коефіцієнти компресії LZW від 1 000 до 5/7. Стиснення в 1 000 разів досягається на одноколірних зображеннях розміром кратним 7 Мб. Алгоритм універсальний, його використовують у звичайних архіваторах.

Класичний алгоритм Хаффмана використовує тільки частоту появи однакових байт у зображенні. Коефіцієнти компресії від 8 до 1.

Алгоритм JBIG розроблений групою експертів спеціально для стиснення однобітних чорно-білих зображень. Може застосовуватися до 2-х, 4-х бітових картинок. При цьому алгоритм розбиває їх на окремі бітові площини. JBIG дозволяє управляти такими параметрами, як порядок розбивки зображення на бітові площини, ширина смуг у зображенні, рівні масштабування. Остання можливість дозволяє легко орієнтуватися в базі більших за розмірами зображень, переглядаючи спочатку їхні зменшені копії, розпаковуватися зображення на екрані буде поступово, наче повільно «проявляючись».

Алгоритм Lossless JPEG розроблений групою експертів в області фотографії. На відміну від JBIG, Lossless JPEG орієнтований на повнокольорові 24-бітні або 8-бітні в градаціях сірого зображення без палітри, є спеціальною реалізацією JPEG без втрат. Коефіцієнти стиснення від 20 до 1. Lossless JPEG рекомендується застосовувати у тих застосунках, де необхідна побітова відповідність вихідного та декомпресованого зображень.

DEFLATE – це алгоритм, що використовує комбінацію алгоритму LZ і алгоритму Хаффмана. Коефіцієнти компресії від 1 000 до 1/3. Недоліком алгоритму є мала ефективність при кодуванні незначного обсягу даних.

Використовуючи один з алгоритмів стиснення без втрат, можна забезпечити архівацію зображення приблизно у два рази, хоча це багато в чому залежить від самого зображення.

Стиснення зображень з втратами – метод стиснення даних, при якому розпакований файл відрізняється від оригіналу, проте є корисним для використання. Стиснення із втратами найчастіше використовується для мультимедійних даних, особливо для потокової передачі даних та телефонії [23].

Алгоритми стиснення з втратами [23]:

- алгоритм JPEG;
- фрактальний алгоритм;
- алгоритм Wavelet.

Алгоритм JPEG – один з найновіших і достатньо потужних алгоритмів, він є стандартом для повнокольорових зображень. Оперує алгоритм областями 8×8 , на яких яскравість і колір міняються порівняно плавно. Внаслідок цього, при розкладанні матриці такої області в подвійний ряд по косинусах значимі виявляються тільки перші коефіцієнти. Метод дозволяє стискати деякі зображення в 10–15 разів без серйозних втрат.

Переваги JPEG: задається ступінь стиснення, а також вихідне кольорове зображення може мати 24 біта на точку.

Недоліки: при підвищенні ступеня стиснення зображення розпадається на окремі квадрати (8×8). Це пов'язано з тим, що відбуваються більші втрати в низьких частотах при квантуванні, тому відновити вихідні дані стає неможливо. Коефіцієнти компресії JPEG: 2–200 (задається користувачем).

Фрактальний алгоритм – це алгоритм стиснення зображень з втратами, дозволяє одержати дуже високі коефіцієнти стиснення (до 1 000 разів) для реальних фотографій природних об'єктів, що недоступно для інших алгоритмів стиснення зображень. Основа методу фрактального кодування – це виявлення подібних ділянок у зображенні. Метод використовує системи доменних і рангових блоків зображення, блоків квадратної форми, що покривають все зображення. Даний підхід став основою для більшості методів фрактального кодування. Основна складність фрактального стиснення полягає в тому, що для знаходження відповідних доменних блоків потрібний повний перебір. Оскільки при цьому переборі щоразу повинні порівнюватися два масиви, дана операція виходить досить тривалою. Коефіцієнти компресії від 2 до 2 000.

Рекурсивний (хвильовий) алгоритм (Wavelet) орієнтовано на кольорові та чорно-білі зображення із плавними переходами. Коефіцієнт стиснення задається та варіюється в межах 5–100.

Аналіз основних методів стиснення зображень показав відсутніх універсальних алгоритмів. Найбільш перспективним методом стиснення без втрат є DEFLATE, але в чистому вигляді його застосування не дасть вагомих результатів, тому необхідно використовувати нові підходи до стиснення зображень на основі методу DEFLATE з використанням етапу попередньої обробки [23].

Будь-який метод стиснення зображень не має практичної значимості без методу відновлення початкових даних.

Метод відновлення зображень складається з послідовності таких операцій:

- читання полів стисненого файлу;
- визначення ширини і висоти зображення, типу вейвлет-перетворення, режиму методу стиснення;
- читання низькочастотної області останнього рівня вейвлет-розкладання;
- декодування 4-х молодших бітових площин вейвлет-коефіцієнтів;
- декодування 3-х старших бітових площин вейвлет-коефіцієнтів;
- декодування знаків вейвлет-коефіцієнтів;
- відновлення вейвлет-коефіцієнтів;
- зворотне вейвлет-перетворення;
- декодування знаків різнокольорових компонент зображення;
- відновлення початкової колірної моделі зображення.

Отже, вейвлет-перетворення – це сучасний і перспективний метод обробки даних. Методи вейвлет-аналізу можливо застосувати до даних різної природи, це можуть бути, наприклад, одномірні функції або двовимірні зображення.

Класифікацію вейвлет-алгоритмів можна зробити, виділивши безперервне і дискретне вейвлет-перетворення. Безперервне перетворення вимагає більших обчислювальних витрат, ніж дискретне, але, разом із цим, дозволяє детальніше роздивитися структуру сигналу.

На відміну від звичайних спектральних перетворень, вейвлет-аналіз дозволяє з однаковою точністю апроксимувати як гладкі функції, так і функції з різкими випадками, що дає можливість визначати незначні об'єкти. Оскільки вейвлет-перетворення є згорткою сигналу зображення з вейвлет-функцією, що зміщується відносно координат, даний метод близький за змістом до методів на основі фільтрації.

Вибір того або іншого методу залежить від поставленого завдання та типу наявних даних, які необхідно обробити, від можливостей обчислювальної техніки і від того, у якому вигляді необхідно надати результат.

6.5 Сучасні параметри цифрових зображень

Цифрове зображення подається декількома параметрами: геометричні розміри (ширина, висота), розрізнення і глибина кольору [11].

Геометричні розміри зображення вказуються в одиницях вимірювання довжини (дюйми, сантиметри) і відповідають розмірам оригіналу, під час сканування розмір визначається автоматично. Чим більший розмір зображення, тим більший обсяг буде займати отриманий файл.

Розрізнення – кількість точок на одиницю лінійного розміру зображення (наприклад, дюйм). Чим вищий цей параметр, тим детальніше зображення повторює оригінал і тим більший обсяг отриманого файлу.

Розрізнення нижче 150 DPI (точок на дюйм) недостатньо для того, щоб текст чітко читався з відсканованого зображення. Розрізнення вище 400 DPI надмірне для відображення тексту.

Оптимальним є розрізнення 200–300 DPI.

Глибина кольору визначає кількість кольорів, яку може приймати кожна точка в зображенні. Глибина вимірюється кількістю біт, що відводяться для збереження інформації про колір одного пікселя, і характеризує кількість кольорів і відтінків, якими подане зображення. Кількість кольорів визначається як 2^n , де n – глибина кольору.

Використовуються такі значення глибини кольору:

– 1 біт – двоколірне (чорно-біле) зображення, складається тільки з чорних і білих точок. Займає мінімальний об'єм, однак, використовується тільки для дуже контрастних оригіналів;

– 8 біт – сіре (напівтонове) зображення, кожна точка може приймати один з 256 відтінків сірого кольору – від чорного до білого. Займає прийнятний обсяг і використовується для більшості оригіналів;

– 8 біт – кольорове зображення з низькою глибиною кольору, забезпечує грубе передавання колірних тонів. Займає прийнятний об'єм, однак, глибина кольору недостатня для повноцінного відображення колірної палітри. Застосовується тільки для дуже контрастних оригіналів, коли передача кольору має важливе значення;

– 16 біт – кольорове зображення із середньою глибиною кольору, забезпечує прийнятну якість передавання колірних тонів. Займає значний обсяг. Застосування припустиме тільки коли колір несе ключову інформацію;

– 24/32 біт – кольорове зображення з великою глибиною кольору, забезпечується передавання тонів на рівні чутливості людського ока. Займає великий обсяг, застосовується для зображень фотореалістичної якості;

– 48/64 біт – кольорове зображення з дуже великою глибиною кольору, що забезпечує перекриття можливостей людського ока. Займає величезний обсяг, застосовується в поліграфії.

Величина файлу, що містить графічний об'єкт, може бути визначена, як

$$V = a \cdot b \cdot r^2 \cdot c, \quad (6.6)$$

де V – об'єм файлу (в бітах чи байтах);

a, b – лінійні розміри зображення (одиниці довжини – сантиметри);

r – розрізнення (точок на одиницю довжини);

c – глибина кольору (в бітах чи байтах).

6.6 Сучасні статистичні характеристики зображень

Основними статистичними характеристиками початкового зображення є:

- ентропія пікселів початкового зображення;
- кількість нульових елементів у початковому зображенні (у процентах);
- теоретичний мінімальний ступінь стиснення зображення, що складається із взаємонезалежних елементів.

Обчислення числових значень вказаних характеристик дозволяє в подальшому об'єктивно оцінити ефективність алгоритму вейвлет-перетворення шляхом порівняння статистичних властивостей зображення до і після перетворення.

Обчислення ентропії колірних компонент початкового зображення виконується у декілька етапів, основними з яких є [4]:

- кожний піксель початкового зображення подають у вигляді значень колірних компонент (8-бітних червоної, зеленої і синьої);
- запис отриманих числових значень колірних складових у масиви;
- аналіз матриць колірних компонент і обчислення ймовірності появи кожного із 256 можливих значень в аналізованому зображенні;
- обчислення ентропії для кожної колірної складової;
- усереднення значень ентропії кожної колірної компоненти з метою розрахунку середньої ентропії всього початкового зображення.

Ентропія $H(S)$ виступає кількісною мірою різноманіття значень колірної компоненти і є її основною характеристикою. Обчислення даної характеристики дозволяє визначити кількість пікселів, що дорівнюють нулю у початковому та перетвореному зображеннях. Чим більша кількість нулів у інформаційному блоці, тим легше його стиснути.

Обчислення значення мінімального теоретичного ступеня стиснення декорельованого зображення дозволяє оцінити можливості вейвлет-базису.

6.7 Запитання та завдання

1. Дайте характеристику методу відновлення зображень.
2. Дайте визначення поняттю «інтенсивність зображення».
3. Дайте визначення поняттю «Фур'є-простір».
4. Дайте визначення поняттю «Фур'є-образ».
5. Дайте визначення поняттю «Фур'є-перетворення».
6. Дайте визначення поняттю «частотна область».
7. Дайте визначення поняттю «частотний прямокутник».
8. Дайте характеристику методу фільтрації зображень.
9. Дайте визначення поняттю «фільтрація».
10. Дайте визначення поняттю «просторовий окіл»
11. Дайте визначення поняттю «імпульсна завада».
12. Дайте визначення поняттю «медіанна фільтрація».
13. Дайте визначення поняттю «маскова фільтрація».
14. Дайте характеристику методам векторного подання лінійних фрагментів зображень.
15. Дайте характеристику методам вейвлет-перетворень.
16. Дайте характеристику методам стиснення зображень.
17. Дайте визначення поняттю «дельта-функція Дірака».
18. Дайте визначення поняттю «вейвлет-аналіз».
19. Дайте визначення поняттю «Фур'є-аналіз».
20. Дайте характеристику алгоритмам стиснення без втрат.
21. Дайте характеристику алгоритмам стиснення з втратами.
22. Дайте характеристику сучасним параметрам цифрових зображень.
23. Дайте характеристику сучасним статистичним характеристикам зображень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П. и др. Цифровая обработка изображений в информационных системах: учеб. пособие. Новосибирск: НГТУ, 2002. 352 с.
2. Кашкин В.Б. Цифровая обработка аэрокосмических изображений: метод. указания для студентов / сост. В.Б. Кашкин. Красноярск: ИПК СФУ, 2008. 49 с.
3. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. 716 с.
4. Kobylin, O., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., and Peredrii, O. The application of non-parametric statistics methods in image classifiers based on structural description components. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2020. 79(10), pp. 855–863. Available online: <http://www.dl.begellhouse.com/journals/0632a9d54950b268,7ba5457a041f690d,299717566fac3315.html>
5. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Вильямс, 2004. 928 с.
6. Методы обработки аэрокосмической информации: метод. указания к практическим занятиям / сост. В.Б. Кашкин. Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2004. 24 с.
7. Бондарев В.Н., Трестер Г., Чернега В.С. Цифровая обработка сигналов: методы и средства. Севастополь: СевГТУ, 1999. 398 с.
8. Творошенко І.С. Конспект лекцій з дисципліни «Цифрова обробка зображень». Харків: ХНУМГ ім. О.М. Бекетова, 2015. 75 с.
9. Volodymyr Gorokhovatskyi, and Iryna Tvoroshenko Image Classification Based on the Kohonen Network and the Data Space Modification. *In CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2020)*. 2020. 2608. pp. 1013–1026.
10. Gorokhovatskyi, V.O., Tvoroshenko, I.S., and Peredrii, O.O. Image classification method modification based on model of logic processing of bit description weights vector. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2020. 79(1). pp. 59–69. Available online: <http://www.dl.begellhouse.com/ru/journals/0632a9d54950b268,706f31e606bab3dd,2492ae044887304a.html>
11. Gorokhovatskyi, V.O., Tvoroshenko, I.S., and Vlasenko, N.V. Using fuzzy clustering in structural methods of image classification. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2020 79(9), pp. 781–791. Available online: <http://www.dl.begellhouse.com/journals/0632a9d54950b268,3e25ccf639a1b85f,155636f173011c26.html>

12. Tvoroshenko, I.S., and Gorokhovatsky, V.O. Intelligent classification of biophysical system states using fuzzy interval logic. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019. 78(14). pp. 1303–1315.
13. Tvoroshenko, I.S., and Gorokhovatsky, V.O. Modification of the branch and bound method to determine the extremes of membership functions in fuzzy intelligent systems. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019. 78(20). pp. 1857–1868.
14. Tvoroshenko, I.S., and Gorokhovatsky, V.O. Effective tuning of membership function parameters in fuzzy systems based on multi-valued interval logic. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2020. 79(2). pp. 149–163. Available online: <http://www.dl.begellhouse.com/ru/journals/0632a9d54950b268,1936136c5c0473c5,69ecb12d3bc3f485.html>
15. Методичні вказівки для виконання практичних та самостійної робіт з навчальної дисципліни «Цифрова обробка зображень» / уклад. І.С. Творошенко. Харків: ХНУМГ ім. О.М. Бекетова, 2016. 55 с.
16. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982. 480 с.
17. M. Ayaz Ahmad, Irina Tvoroshenko, Jalal Hasan Baker, and Vyacheslav Lyashenko Computational Complexity of the Accessory Function Setting Mechanism in Fuzzy Intellectual Systems. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2019. 8(5). pp. 2370–2377.
18. Asaad Ma. Babker, Abd Elgadir A. Altoum, Irina Tvoroshenko, and Vyacheslav Lyashenko Information Technologies of the Processing of the Spaces of the States of a Complex Biophysical Object in the Intellectual Medical System HEALTH. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2019. 8(6). pp. 3221–3227.
19. Vyacheslav Lyashenko, Syed Khalid Mustafa, Irina Tvoroshenko, and M. Ayaz Ahmad Methods of Using Fuzzy Interval Logic During Processing of Space States of Complex Biophysical Objects. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*. 2020. 8(2). pp. 372–377.
20. Tvoroshenko, I.S., and Kramarenko, O.O. Software determination of the optimal route by geoinformation technologies. *Radio Electronics Computer Science Control*. 2019. Vol. 3. pp. 131–142.
21. M. Ayaz Ahmad, Irina Tvoroshenko, Jalal Hasan Baker, and Vyacheslav Lyashenko Modeling the Structure of Intellectual Means of Decision-Making Using a System-Oriented NFO Approach. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*. 2019. 7(11). pp. 460–465.
22. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет-преобразования. СПб.: ВУС, 1999. 204 с.
23. Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. Методы сжатия данных. М.: Диалог-Мифи, 2002. 384 с.

Навчальне видання

КОБИЛІН Олег Анатолійович
ТВОРОШЕНКО Ірина Сергіївна

МЕТОДИ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

НАВЧАЛЬНИЙ ПОСІБНИК

Відповідальний випусковий *В.О. Гороховатський*

За авторською редакцією

Комп'ютерний набір *І.С. Творошенко*

Комп'ютерне верстання *І.С. Творошенко*

План 2021 (перше півріччя), поз. 7

Підп. до друку 29.12.2020

Формат 60×84/16.

Спосіб друку – ризографія.

Умов. друк. арк. 7,3

Облік. вид. арк. 6,9

Тираж 50 прим.

Зам. № 1-7.

Ціна договірна.

ХНУРЕ. Україна. 61166, Харків, пр. Науки, 14

Віддруковано в редакційно-видавничому відділі ХНУРЕ
61166, Харків, пр. Науки, 14