Вінницький національний технічний університет

Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації

Кафедра комп'ютерних систем управління

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

«Розробка підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату.
Частина 2. Розробка модулю стиснення цифрових зображень»

Виконав: студент 2-го курсу, групи ЗАКІТР-23м
спеціальності 174 – Автоматизація,
комп'ютерно-інтегровані технології та
роботехніка
Олександр ШЕВЧЕНКО

Керівник: к.т.н., доцент каф. АІІТ
Володимир ГАРМАШ
«4» 12 2024 р.

Опонент: к.т.н., доцент каф. АІІТ
Марія БАРАБАН
«04» грудня 2024 р.

Допущено до захисту
Зав. кафедри КСУ
В'ячеслав КОВТУН
«9» 12 2024 р.

Вінниця ВНТУ - 2024 рік

Вінницький національний технічний університет

Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації

Кафедра комп'ютерних систем управління

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Галузь знань – 17 – Електроніка, автоматизація та електронні комунікації

Спеціальність – 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Освітньо - професійна програма – Інформаційні системи і Інтернет речей

ЗАТВЕРДЖУЮ
Зав. кафедри КСУ
В'ячеслав КОВТУН
"14" жовтня 2024 року

ЗАВДАННЯ
НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ
студенту Шевченко Олександру Васильовичу

1. Тема роботи Розробка підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату. Частина 2. Розробка модулю стиснення цифрових зображень
керівник роботи Гармаш Володимир Володимирович
затверджені наказом ВНТУ від "17" вересня 2024 року №310
2. Термін подання студентом роботи "1" грудня 2024 року
3. Вихідні дані до роботи: зменшення шуму на зображеннях, модульність, підвищення показника PSNR, оптимізація місця для зберігання, збереження якості для аналізу та розпізнавання, перелік матеріалів для розробки:
1. Гармаш В. Вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів [Електронний ресурс] / В. Гармаш, О. Шевченко // Матеріали XLIII науково-технічної конференції підрозділів ВНТУ, Вінниця, 20-22 березня 2024 р. – Електрон. текст. дані. – 2024. – Режим доступу: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2024/paper/view/20373/16877.
2. Cahya Dewi, Dewa Ayu Indah, and I. Made Oka Widyantara. "Usage analysis of SVD, DWT and JPEG compression methods for image compression." Jurnal Ilmu Komputer 14, no. 2 (September 30, 2021): 99. – URL: http://dx.doi.org/10.24843/jik.2021.v14.i02.p04 (дата звернення: 21.05.2024)
3. Супрун О. П. Стиснення зображень у промислових системах / О. П. Супрун. — К. : НТУ, 2018. — 110 с.
4. Зміст текстової частини: вступ, аналіз існуючих підсистем обробки цифрових зображень, стиснення зображень на основі ліфтингової схеми, структура програмного забезпечення для модуля стиснення зображень

5. Перелік ілюстративного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) Структура роботи підсистеми відеоспостереження з модулем стиснення зображень, Схема програми ліфтингового кодування, Схема програми вейвлет-кодера з корекцією вейвлет-коефіцієнтів, Діаграма класів процесу стиснення цифрового зображення, Діаграма варіантів використання стиснення цифрового зображення, Приклад роботи програми

1. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	виконання прийняв

2. Дата видачі завдання "14" жовтня 2024 року

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва та зміст етапу	Термін виконання		Примітка
		початок	закінчення	
1	Аналіз предметної області	15 жовтня	22 жовтня	
2	Стиснення зображень на основі ліфтингової схеми	23 жовтня	12 листопада	
3	Структура програмного забезпечення для модуля стиснення зображень	13 листопада	26 листопада	
4	Оформлення матеріалів до захисту	27 листопада	1 грудня	

Студент _____ Олександр ШЕВЧЕНКО
(підпис) (*Ім'я ПРІЗВИЩЕ*)

Керівник роботи _____ Володимир ГАРМАШ
(підпис) (*Ім'я ПРІЗВИЩЕ*)

АНОТАЦІЯ

УДК 004.932

Шевченко О. В. Розробка підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату. Частина 2. Розробка модулю стиснення цифрових зображень. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка», освітня програма – Інформаційні системи і Інтернет речей. Вінниця: ВНТУ, 2024. 112 с.

На укр. мові. Бібліогр.: 52 назв; рис.: 33; табл. 4.

У магістерській кваліфікаційній роботі розроблено підсистему обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату. Вона дозволяє підвищити коефіцієнт стиснення цифрових зображень в автоматизованих системах відеоспостереження банкоматів шляхом використання вейвлет-перетворень, що дозволить зменшити обсяг даних при мінімальних втратах якості. В оглядово-аналітичній частині розглянуто сучасні технології обробки зображень, зокрема особливості їхнього використання в системах відеоспостереження, та обґрунтовано доцільність розробки підсистеми для банкоматів. У теоретично-методичній частині роботи запропоновано метод стиснення зображень та розроблено модуль стиснення. У практичній частині обґрунтовано вибір інструментальних засобів реалізації, розроблено програмне забезпечення для модуля стиснення та наведено результати тестування. Ілюстративна частина складається з 6 плакатів, що відображають основні етапи реалізації підсистеми.

Ключові слова: автоматизована система, обробка зображень, відеоспостереження, банкомат, модуль стиснення, програма.

ABSTRACT

UDK 004.932

Shevchenko O. V. Development of an image processing subsystem for an automated ATM video surveillance system. Part 2. Development of a digital image compression module. Master's qualification work in specialty 174 "Automation, computer-integrated technologies and robotics", educational program - Intelligent computer systems. Vinnytsia: VNTU, 2024. 107 p.

In Ukrainian. Bibliography: 52 titles; fig.: 33; table. 4.

In the master's qualification work, an image processing subsystem for an automated ATM video surveillance system has been developed. It allows you to increase the compression ratio of digital images in automated ATM video surveillance systems by using wavelet transforms, which will allow you to reduce the data volume with minimal loss of quality. The review and analytical part considers modern image processing technologies, in particular the features of their use in video surveillance systems, and justifies the feasibility of developing a subsystem for ATMs. In the theoretical and methodological part of the work, a method of image compression is proposed and a compression module is developed. In the practical part, the choice of implementation tools is justified, software for the compression module is developed, and testing results are presented. The illustrative part consists of 6 posters that depict the main stages of subsystem implementation.

Keywords: automated system, image processing, video surveillance, ATM, compression module, program.

ЗМІСТ

ВСТУП 4

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ 7

1.1. Суть технічної проблеми, що виникла на сучасному етапі розвитку….. 7

1.2 Опис об’єкту автоматизації ……. 8

1.3. Існуючі способи вирішення проблеми …… 10

1.4. Застосування ортогональних перетворень для стиснення зображень … 16

1.5. Аналіз існуючих аналогів ……..……..... 23

1.5.1. Алгоритм JPEG …… 23

1.5.2. Алгоритм EZW …… 24

1.5.3. Алгоритм SPIHT …….. 28

1.5.4. Метод ієрархічної сіткової інтерполяції …… 29

1.6. Висновки до розділу 1…..…….…….…… 32

2 СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ЛІФТИНГОВОЇ СХЕМИ …… 34

2.1 Постановка задачі ……. 34

2.2 Ліфтингова схема …….. 35

2.3. Відмінності ліфтингової схеми від сіткового методу …… 43

2.4 Корекція вейвлет-коефіцієнтів на основі двомірних інтерполюючих фільтрів …… 48

2.5 Структура вейвлет-кодера з корекцією вейвлет-коефіцієнтів …….. 53

2.6 Порівняльний аналіз алгоритмів стиснення на основі вейвлет-перетворення та сіткового методу……. 57

2.7. Висновки до розділу 2…..…….…….…… 66

3. СТРУКТУРА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ МОДУЛЯ СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ 67

3.1 Вимоги до інтерфейсів…… 67

3.2 Розробка структури програмного забезпечення модуля стиснення

зображень …… 70
3.3 Експериментальні дослідження …… 77
3.4 Висновки до розділу 3 …… 80
ВИСНОВКИ …… 82
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ …… 84
Додатки …… 91
Додаток А (обов’язковий) – Протокол перевірки магістерської кваліфікаційної роботи на наявність текстових запозичень …….. 92
Додаток Б (обов’язковий) – Технічне завдання …….. 93
Додаток В (вибірковий) – Фрагмент лістингу програми …… 97
Додаток Г (обов’язковий) – Ілюстративна частина …… 101

ВСТУП

Актуальність теми. У задачах передачі, обробки та зберігання інформації для автоматизованих систем відеоспостереження банкоматів велике значення відіграють методи стиснення даних. Етап стиснення даних для системи відеоспостереження банкомату є необхідним з кількох важливих причин:

– Обмеження пропускної здатності – банкомати часто підключені до мережі з обмеженою пропускною здатністю (наприклад, через мобільні або VPN-з'єднання). Передача необробленого відеопотоку може призвести до затримок або втрати даних. Стиснення дозволяє значно зменшити обсяг переданої інформації, забезпечуючи швидший та надійніший зв'язок між банкоматом і центральним сервером.

– Оптимізація місця для зберігання – системи відеоспостереження зберігають великі обсяги даних протягом тривалих періодів часу для забезпечення безпеки та розслідування можливих інцидентів. Стиснення відеоданих дозволяє економити дисковий простір на серверах або хмарних сховищах, що знижує витрати на обладнання та підтримку.

– Підвищення продуктивності системи – зменшення обсягу відеоданих через стиснення сприяє швидшій обробці інформації. Це особливо важливо для систем, які використовують аналітику, виявлення підозрілих дій або інших алгоритмів, які повинні працювати в реальному часі. Стиснені дані швидше аналізуються та передаються, що підвищує загальну ефективність системи.

– Зниження вартості передачі даних – оскільки банкомати часто використовують платні канали зв’язку (наприклад, мобільні дані або орендовані лінії), зменшення обсягу переданої інформації завдяки стисненню дозволяє знизити витрати на передачу відеоданих.

– Забезпечення безперервної роботи системи – у випадку збільшення навантаження на систему через інтенсивні відеопотоки, може відбутися перевантаження мережі або обладнання для зберігання даних. Використання методів стиснення дозволяє уникнути таких проблем, забезпечуючи стабільну роботу відеоспостереження.

Отже, стиснення відеоданих є ключовим елементом для забезпечення ефективної роботи систем відеоспостереження банкоматів, підвищуючи надійність передачі, зберігання та обробки інформації.

Ефективним способом зниження обсягу переданих даних є їх стиснення з можливістю подальшого відновлення на приймальному боці. Відомі методи стиснення без втрат показують низьку ефективність для відеозображень, тому доцільно використовувати методи стиснення із втратами, які дозволяють досягти вищих коефіцієнтів стиснення з прийнятною якістю відновлення.

Методам обробки цифрових зображень (ЦЗ) присвячено значну кількість досліджень як вітчизняних, так і зарубіжних науковців [1-16].

Метою роботи є підвищення коефіцієнта стиснення цифрових зображень в автоматизованих системах відеоспостереження банкоматів шляхом використання вейвлет-перетворень, що дозволить зменшити обсяг даних при мінімальних втратах якості.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

– провести аналіз сучасних методів стиснення зображень у контексті автоматизованих систем відеоспостереження;

– вивчити застосування вейвлет-перетворень для стиснення зображень в системах відеоспостереження банкоматів;

– розробити метод стиснення зображень, що використовує вейвлет-перетворення, з урахуванням специфіки відеоспостереження;

– провести експериментальну оцінку ефективності розробленого методу стиснення;

– створити алгоритмічне та програмне забезпечення для впровадження модуля стиснення в автоматизовану систему відеоспостереження банкомату.

Об'єкт дослідження – процес стиснення цифрових зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату.

Предмет дослідження – методи стиснення цифрових зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату.

Наукова новизна одержаних результатів

У процесі розробки підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату були досягнуті такі наукові результати.

Метод стиснення зображень, заснований на вейвлет-перетворенні, було вдосконалено шляхом розбиття масиву вейвлет-коефіцієнтів на окремі блоки, кожен з яких кодується за допомогою модифікованого методу строкової нумерації для зберігання розріджених матриць. Це нововведення дозволило підвищити ефективність стиснення зображень на 15–25% при збереженні задовільної візуальної якості.

Апробація. Представлені в роботі результати апробовані в результаті участі в конференції ВНТУ: «Науково-технічна конференція факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації (2024)».

Публікації. Шевченко Олександр Васильович, Гармаш Володимир Володимирович «Метод стиснення цифрових зображень з корекцією вейвлет-коефіцієнтів», «Науково-технічна конференція факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації (2024)», 2024. URL: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2024/paper/view/20373/16877

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Суть технічної проблеми, що виникла на сучасному етапі розвитку

У процесі передачі, обробки та зберігання зображень в автоматизованих системах відеоспостереження важливу роль відіграють ефективні методи стиснення даних. Це обумовлено тим, що в таких системах дані часто мають вигляд великих цифрових потоків, і навіть невелике зменшення обсягу переданої інформації може значно покращити загальну продуктивність системи. Тому ефективність алгоритмів стиснення безпосередньо впливає на ефективність роботи систем відеоспостереження банкоматів. Особлива увага приділяється стисненню зображень та відеопотоків, оскільки вони складають основну частину оброблюваної інформації [4].

Одним із найефективніших підходів до оптимізації цифрових потоків є стиснення даних з подальшим відновленням на стороні отримувача. Проте традиційні методи стиснення без втрат часто виявляються малоефективними при обробці зображень. Тому для автоматизованих систем відеоспостереження доцільніше застосовувати методи стиснення з втратою, які забезпечують високі коефіцієнти стиснення при достатньо високій якості відновлення зображень.

Дослідження сучасних методів стиснення зображень свідчить про те, що алгоритми, орієнтовані на роботу зі стаціонарними та нестаціонарними сигналами, виявляються найбільш дієвими. Для стаціонарних сигналів популярними є алгоритми, засновані на дискретному косинусному перетворенні, яке ефективно працює з періодичними сигналами. У випадку нестаціонарних сигналів найбільш доцільним є застосування вейвлет-перетворення, яке забезпечує високу ефективність при роботі з сигналами,

що описуються кусково-поліноміальними функціями. Узагальнення методів Фур'є та вейвлет-перетворення для обробки двовимірних сигналів часто передбачає використання роздільних перетворень, що виявляють анізотропність через фіксацію осей координат. Однак, оскільки більшість реальних зображень характеризуються ізотропними просторовими властивостями, виникає потреба в удосконаленні методів кодування шляхом впровадження нероздільних алгоритмів [5].

1.2 Опис об’єкту автоматизації

Об’єктом автоматизації є банкомат (АТМ), який обслуговує операції користувачів, забезпечуючи доступ до банківських послуг та функцій, таких як зняття готівки, перегляд балансу, переказ коштів тощо. Банкомат оснащений набором апаратних і програмних компонентів для забезпечення безперервної, надійної роботи та захисту від шахрайства і злому. Однією з ключових функцій, що зростає за важливістю, є система відеоспостереження, яка забезпечує безпеку операцій, контроль за використанням пристрою та моніторинг потенційно небезпечної активності.

Система відеоспостереження банкомату включає камери, які безперервно записують та передають відеозображення з об’єкта. Дані, отримані з камер, повинні зберігатися протягом певного часу, що залежить від політики безпеки банку та вимог регуляторів. Через великий обсяг відеоінформації, яке надходить щодня, зберігання цих даних потребує значних ресурсів пам’яті.

Щоб уникнути перевантаження сховищ даних і водночас забезпечити належну якість зображення, необхідно використовувати модуль стиснення зображень.

Основна функція модуля стиснення зображень — зменшити обсяг відеофайлів для оптимізації зберігання та передачі даних, без значної втрати якості. Це особливо актуально для банкоматів з обмеженими ресурсами пам’яті або для тих, де відеодані передаються в центральний сховищ через мережу з обмеженою пропускною здатністю.

Переваги використання модуля стиснення:

1. Економія місця в пам’яті: зменшення обсягу файлів дозволяє зберігати більше відеоданих на обмеженому сховищі банкомата, що є критичним для довготривалого зберігання.
2. Оптимізація передачі даних: стиснуті зображення займають менше пропускної здатності під час передачі на центральний сервер банку, що підвищує ефективність мережі.
3. Швидший доступ до відеоархівів: менші файли можна швидше переглядати та аналізувати, що є важливим для розслідувань інцидентів.
4. Зниження експлуатаційних витрат: ефективне використання пам’яті та мережевих ресурсів зменшує потребу в розширенні інфраструктури для зберігання даних.

Модуль стиснення виконує компресію зображень з камер спостереження банкомата в реальному часі або з мінімальним часом затримки. Модуль повинен враховувати вимоги до якості зображення, які мають залишатися достатніми для розпізнавання осіб та деталей при необхідності використання даних у випадку розслідування. У разі виявлення підозрілої активності або подій, стиснуті відеозображення мають бути доступними для швидкого перегляду, що вимагає адаптивного рівня стиснення.

Структура системи відеоспостереження банкомата:

1. Камери спостереження — записують поточні події навколо банкомата, як правило, спрямовані на користувача і клавіатуру банкомата.
2. Модуль обробки зображень — виконує первинну обробку даних з камер, у тому числі фільтрацію та виділення ключових кадрів.
3. Модуль стиснення зображень — компресує відеодані з мінімальними втратами для зберігання або передачі, зберігаючи важливі деталі, необхідні для ідентифікації осіб або об’єктів.
4. Сховище даних — місце для зберігання стиснутих відеофайлів на локальному рівні або з передачею на центральний сервер.
5. Інтерфейс моніторингу — дозволяє службі безпеки банку переглядати відеодані в реальному часі або в архівному режимі, швидко отримуючи доступ до необхідної інформації.

Завдяки використанню модуля стиснення зображень, банкомат з системою відеоспостереження може ефективно зберігати великі обсяги даних, забезпечуючи оптимальний баланс між якістю відео та витратами на зберігання й передачу інформації.

1.3 Існуючі способи вирішення проблеми

Стиснення зображень, яке також називають кодуванням, здійснюється з метою полегшення зберігання або передачі даних. Схема системи кодування зображень зображена на рисунку 1.1.

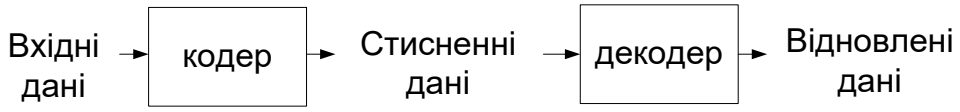


Рисунок 1.1 – Кодування зображення

Існують два основні підходи до стиснення даних: стиснення з втратами та без втрат. Більшість алгоритмів стиснення застосовують методи без втрат, при яких дані можна повністю відновити після декомпресії. У методах стиснення з втратами частина даних викидається для досягнення вищого коефіцієнта стиснення порівняно з безвтратними методами. Водночас важливо, щоб втрата даних була допустимою або навіть корисною для збереження необхідної якості. До найпоширеніших алгоритмів стиснення відносяться групове кодування (RLE), алгоритм Лемпела-Зіва-Велча (LZW), кодування Хаффмана (CCITT), технологія JPEG, алгоритм ART, фрактальне стиснення зображень та інші [6].

В системах стиснення даних без втрат, декодер в змозі ідеально відновити початкові дані. Таким чином, схема стиснення без втрат наведена на рисунку 1.2, де *B(X)* – представляє бінарну послідовність та називається ключовим словом, призначеним для *X* кодером.

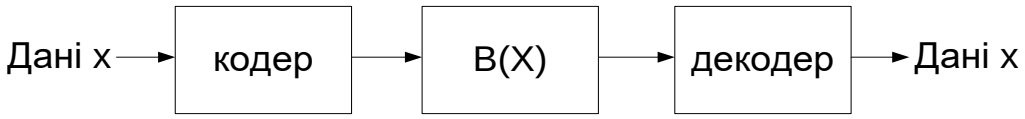


Рисунок 1.2 – Стиснення без втрат.

Якщо розмір *X* – *k*, а розмір *B(X)* – *n*, то ступінь стиснення для системи без втрат є *r* до 1, де

$$r = \frac{k}{n} \tag{1.1}$$

Кодування без втрат включає кілька основних методів, серед яких найбільш поширеними є кодування Хаффмана, арифметичне кодування та кодування довжини серій. У методі кодування Хаффмана кожному символу вхідних даних, які представлені бітовими послідовностями

однакової довжини (наприклад, 8-бітовими байтами), надається бітова послідовність змінної довжини. Довжина коду для кожного символу розраховується за допомогою двійкового логарифма його частоти, з округленням. Це префіксне кодування, що дає можливість виконати декодування однопрохідним алгоритмом. У префіксному кодуванні жоден код одного символу не може бути префіксом коду іншого символу. Префіксні коди можна ефективно реалізувати у вигляді двійкового дерева, де символи розміщуються на листках, а ребра дерева позначаються цифрами 0 або 1. Код кожного символу визначається як шлях від кореня дерева до листа, що містить цей символ.

Перевагами методу Хаффмана є його висока швидкість і ефективність стиснення. Цей метод досягає мінімальної надлишковості, оскільки кожен символ кодується окремим бітовим ланцюгом у двійковому алфавіті {0,1}. Однак основним недоліком є залежність коефіцієнта стиснення від того, наскільки ймовірності символів наближаються до від'ємних ступенів числа 2. Це означає, що кожен символ кодується цілим числом біт, що може знижувати ефективність кодування. Цей ефект особливо виражений при кодуванні двосимвольного алфавіту, де навіть за різних ймовірностей символів стиснення неможливе, оскільки алгоритм "округлює" їх до 1/2 [7].

Арифметичне кодування є методом стиснення, який дозволяє ефективно кодувати символи вхідного алфавіту без втрат, за умови відомості розподілу частот символів. Цей метод був вперше запропонований Еліасом у 60-х роках та пізніше вдосконалений для підвищення ефективності.

Арифметичне кодування є оптимальним методом, оскільки досягає теоретичної межі стиснення, що дорівнює ентропії вхідного потоку. Текст, стиснутий за допомогою цього методу, інтерпретується як двійковий дріб в

межах [0,1). Результат стиснення являє собою послідовність двійкових цифр, що відображають цей дріб.

Основна ідея методу полягає в тому, що початковий текст розглядається як послідовність цифр цього дробу, де кожен символ вхідного алфавіту є "цифрою", а його "вага" пропорційна ймовірності появи цього символу в потоці даних. Для більш детального пояснення роботи арифметичного кодування можна навести конкретний приклад, де кожен символ обробляється відповідно до ймовірності його появи в тексті, що дозволяє значно зменшити кількість необхідних бітів для представлення вхідної інформації.

Під час реалізації цього методу виникають дві основні проблеми: по-перше, потрібна дійсна арифметика з необмеженою точністю, і по-друге, результат стиснення стає відомим лише після завершення обробки всього вхідного потоку. Однак експерименти показали, що можна майже без втрат обмежитися цілочисельною арифметикою з точністю 16-32 розряди, а також реалізувати покрокову (інкрементальну) роботу алгоритму, коли цифри коду можуть генеруватися поступово під час читання вхідного потоку [8].

Варто зазначити, що як кодування Хаффмана, так і арифметичне кодування відносяться до методів кодування зі змінною довжиною. Обидва алгоритми потребують інформацію про ймовірність символів. На практиці вони часто застосовуються в адаптивних варіантах.

Існує також багато інших методів стиснення без втрат, таких як кодування довжини серій, кодування бітової карти, прогнозоване кодування тощо [9]. Взагалі, стиснення з втратами включає в себе квантування та кодування з перетворенням, де кожен з цих підходів втрачає певну частину початкових даних.

Квантування полягає в тому, що дискретні дані представляються обмеженою кількістю рівнів, які визначаються певними критеріями,

такими як мінімізація спотворення квантувача. При цьому важливо, щоб спотворення було значимим. Процес проектування квантувача включає визначення як вхідних, так і вихідних рівнів, а також кількості рівнів. Крім того, проектування може враховувати особливості психовізуального сприйняття.

Існують два типи квантування: скалярне та векторне квантування [10]. Що стосується скалярного квантування, то значимим спотворенням зазвичай вважається середня квадратична помилка квантування (MSQE):

$$E\left[(f-\hat{f})^2\right]=\int_{a_l}^{a_u}(f-\hat{f})^2\,p(f)df \tag{1.2}$$

де f – вхідні діапазони від a_l до a_u;

$p(f)$ – щільність ймовірності функції f.

На практиці $p(f)$ часто розглядають як постійну.

Векторне квантування є значно ефективнішим порівняно зі скалярним. Найчастіше використовуються вектори розміром 4, 8 або 16 елементів. Метод векторного квантування включає узгодження з критерієм спотворення та розробку словника кодів. Зазвичай, критерієм спотворення виступає середня квадратична помилка (MSE):

$$d_1(x,\hat{x})=\frac{1}{k}\sum_{m=1}^{k}\left[x(m)-\hat{x}(m)\right]^2 \tag{1.3}$$

Розробка словника кодів – це процес мінімізації функції спотворення в оптимальний спосіб. В результаті, відсортований словник кодів забезпечує мінімальне можливе спотворення серед усіх можливих варіантів. На практиці часто застосовується емпіричний підхід, відомий як

алгоритм Лінде-Базо-Грея (LBG). Цей алгоритм базується на методах кластеризації та розпізнавання образів.

У кодуванні з перетвореннями застосовується ортогональне, лінійне перетворення, яке відображає зображення в набір коефіцієнтів перетворення, які потім квантовані та кодуються. Для багатьох зображень значна частина коефіцієнтів має малі значення і може бути квантована приблизно (або взагалі відкинута) з незначними спотвореннями. Найпоширеніші методи кодування з перетворенням базуються на перетворенні Карунена-Лоева, дискретному перетворенні Фур'є, дискретному косинусному перетворенні та дискретному вейвлет-перетворенні.

Усі методи кодування з перетворенням не працюють із зображенням напряму. Для їх реалізації необхідно виконати чотири основні операції: декомпозицію підзображення, перетворення, квантування та кодування.

Декомпозиція підзображення означає, що вхідне зображення $N \times N$ підрозділяється на підзображення $B \times B$. Кожне підзображення називається блоком. Далі зображення перетворюється для того, щоб згенерувати $(N/n)^2$ $B \times B$ перетворений масив підзображення. Мета процесу – декорелювати пікселі кожного підзображення, аби ущільнити інформацію настільки, наскільки це можливо у найменшу кількість коефіцієнтів перетворення. Це тільки процес декомпозиції підзображення, який призводить до “блокінг-ефекту”, коли зображення відновлено з низькою швидкістю передачі бітів [11].

1.4 Застосування ортогональних перетворень для стиснення зображень

У загальному вигляді процедура лінійного перетворення вектора $X = [x_1, x_{2,} \ldots, x_n]^T$ запишеться в такий спосіб:

$$Y = HX \,, \tag{1.4}$$

де H – матриця перетворення розміром N x N елементів.

Для того, щоб перетворення (1.4) було зворотнім, тобто $X = H^{-1}Y$, необхідно і достатньо існування матриці H^{-1}. Серед операторів перетворення особливе місце займають оператори ортогонального перетворення, для яких справедливе умова $H^{-1} = H^T$, де T – знак транспонування.

У задачах кодування зображень вибір методу перетворення має значний вплив на якість відновленого зображення при певних коефіцієнтах стиснення. Тому важливо обрати таке перетворення, яке дозволяє мінімізувати різницю між оригінальним і відновленим зображенням, з урахуванням обраної міри втрат, для досягнення оптимального балансу між рівнем стиснення та якістю.

Простим методом перетворення вихідного сигналу є перетворення Адамара. Для двох випадкових величин воно має вигляд:

$$H = \begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{vmatrix} \tag{1.5}$$

Перетворення Адамара є ортогональним і використовується для перетворення сигналу в інші простори, зокрема для стиснення та зменшення розміру даних. Оскільки матриця є ортогональною, вона дозволяє зберегти

енергію сигналу, що робить цей метод корисним у задачах кодування та стиснення зображень.

Якщо використати елементи матриці H для формування базисних векторів $e_1 = [h_{11}, h_{12}] = [1, 1]$, $e_2 = [h_{21}, h_{22}] = [1, -1]$, вони описують обертання ортогональної системи координат відносно одиничного базису на 45° (рисунок 1.5).

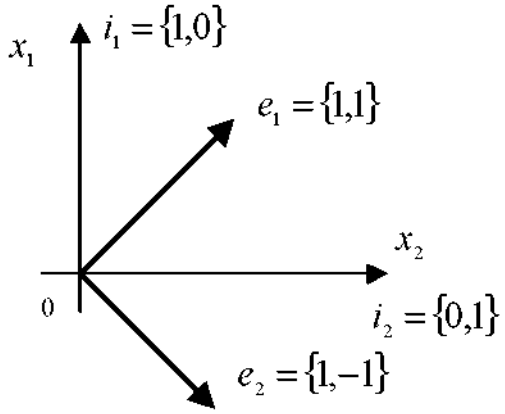


Рисунок 1.4 – Розміщення базисних векторів перетворення Адамара відносно одиничного базису

Зі збільшенням розмірності простору основна частина інформації зосереджується в обмеженій кількості коефіцієнтів, які необхідно зберегти з мінімальними втратами. Інші коефіцієнти можна або ігнорувати, або квантувати з більшим кроком.

Матрицю Адамара 4x4 легко побудувати з матриці Адамара 2x2 елементи:

$$H_4 = \begin{vmatrix} H & H \\ H & -H \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{vmatrix} \quad (1.6)$$

Застосовуючи рівняння (1.6), можна створити матрицю Адамара для будь-якої розмірності $N = 2^n$, де n – будь-яке додатне число.

Під час аналізу зображень за допомогою цього перетворення спочатку обчислюються коефіцієнти по рядках зображення, а потім по стовпцях. В результаті отримується роздільне перетворення наступного виду:

$$Y = HAH^T, \tag{1.7}$$

де A – N x N матриця вихідного зображення.

Так як матриця H являє собою оператор ортогонального перетворення, тоді зворотне перетворення з Y в A матиме вигляд:

$$A = H^T YH \tag{1.8}$$

Перевага цього перетворення полягає в його простоті реалізації та низькій обчислювальній складності. Розглянуте розкладання дає хороші результати для кусково-постійних функцій, оскільки базисні функції перетворення Адамара орієнтовані на постійні складові сигналу. Для таких сигналів більшість коефіцієнтів розкладу наближаються до нуля, що знижує ентропію перетворених даних і підвищує коефіцієнт стиснення. Однак у реальних умовах такі сигнали зустрічаються не так часто, що створює потребу в пошуку перетворення, яке забезпечить оптимальне або наближене до оптимального розкладання для реальних зображень. Оптимальність цього перетворення визначається як мінімізація середньої дисперсії помилки відновлення при відкиданні деяких високочастотних коефіцієнтів розкладу [13].

У випадку ортогонального перетворення з набором N базисних векторів $\phi_i, i = \overline{1, N}$ перетворення з Y в X можна записати як

$$X = A^T Y = \sum_{i=1}^{N} \phi_i y_i \ , \tag{1.9}$$

де A – N x N - матриця ортогонального перетворення.

З усієї множини значень $Y = [y_1, y_2, \ldots, y_N]^T$ запам'ятовуються перші M, причому $M < N$. Після відновлення отримаємо оцінку вектора $\hat{X}$:

$$\hat{X} = \sum_{i=1}^{M} y_i \phi_i + \sum_{i=M+1}^{N} b_i \phi_i \ , \tag{1.10}$$

де b_i – деяке константне значення відкинутих коефіцієнтів розкладання $y_i, i = \overline{M+1, N}$.

Помилка при відкиданні $N - M$ коефіцієнтів визначається як

$$\varepsilon = \Delta X = X - \sum_{i=1}^{M} y_i \phi_i - \sum_{i=M+1}^{N} b_i \phi_i = \sum_{i=M+1}^{N} (y_i - b_i) \phi_i \ , \tag{1.11}$$

а дисперсія цієї помилки

$$M\{\varepsilon^2\} = M\left\{ \left(\sum_{i=M+1}^{N} (y_i - b_i) \phi_i \right)^2 \right\} = M\left\{ \sum_{i=M+1}^{N} \sum_{j=M+1}^{N} (y_i - b_i)(y_j - b_j)^T \phi_i \phi_j \right\} \tag{1.12}$$

Аналіз виразу (1.12) показує, що для мінімізації дисперсії помилки необхідно підібрати відповідні значення b_i та вектори ϕ_i.

Для знаходження оптимальних векторів $\phi_i, i = \overline{1, N}$, перепишемо вираз (1.12) з урахуванням $b_i = \phi_i^T M\{X\} = \phi_i^T \overline{X}$ та $\phi_i^T \phi_j = 0$ при $i \neq j$; у вигляді

$$M\left\{\varepsilon^2\right\} = \sum_{i=M+1}^{N} M\left\{\left(y_i - b_i\right)\left(y_i - b_i\right)^T\right\} = \sum_{i=M+1}^{N} M\left\{\left(\phi_i^T X - \phi_i^T \overline{X}\right)\left(\phi_i^T X - \phi_i^T \overline{X}\right)^T\right\} =$$

$$= \sum_{i=M+1}^{N} \phi_i^T M\left\{\left(X - \overline{X}\right)\left(X - \overline{X}\right)^T\right\}\phi_i = \sum_{i=M+1}^{N} \phi_i^T R_{xx}\phi_i \tag{1.13}$$

де $R_{xx} = M\left\{\left(X - \overline{X}\right)\left(X - \overline{X}\right)^T\right\}$ представляє собою коваріаційну матрицю. Для мінімізації (1.13) застосовується метод множників Лагранжа. В результаті отримаємо

$$R_{xx}\phi_i = \beta_i\phi_i \tag{1.14}$$

Вираз (1.14) визначає вектори ϕ_i та значення β_i як власні вектори і власні значення кореляційної матриці R_{xx}. Отже, матриця перетворення A, яка складається з власних векторів кореляційної матриці R_{xx}, дозволяє виконувати перетворення Карунена-Лоева (ПКЛ) [14], яке робить мінімізацію середньої дисперсії помилки при відновленні сигналу по неповних даних.

Недоліком цього методу є потреба в наявності апріорних знань про кореляційну матрицю R_{xx} вихідного сигналу X, а також його порівняно висока обчислювальна складність. Зокрема, при використанні роздільного ПКЛ для обчислення всіх коефіцієнтів перетворення необхідно виконати N^2 арифметичних операцій, де N кількість відліків вихідного сигналу X.

Тому цей метод доцільно використовувати в задачах, де кореляційна матриця R_{xx} відома заздалегідь, а також коли обмеження на обчислювальні ресурси не є суттєвими..

Розглянуті методи перетворення зображень не завжди відповідають усім вимогам до алгоритмів стиснення, таким як низька обчислювальна складність, високий коефіцієнт стиснення та висока якість відновленого

зображення. Ці вимоги вимагають вибору перетворень, які забезпечують помірну обчислювальну складність і водночас ефективно моделюють сигнал, що підлягає кодуванню. Одним із класичних перетворень є розкладання сигналу на косинусні гармоніки за допомогою ряду Фур'є. Цей метод став основою для стиснення зображень у форматі JPEG. Відомо, що ряд Фур'є для будь-якої безперервної, дійсної та симетричної (парної) функції містить лише дійсні коефіцієнти, що відповідають косинусним компонентам ряду. Цей принцип можна адаптувати до перетворення зображень. Один зі способів створення симетричних зображень полягає в тому, щоб до початкового зображення додати його дзеркальні відбиття, які розташовуються поряд. При цьому з масиву *N x N* елементів, отримаємо масив з *2N x 2N* елементів.

Елементи симетричного масиву зв'язуються з елементами вихідного масиву за допомогою наступних співвідношень:

$$f_s(j,k)=\begin{cases} f(j,k)\ при\ \ j\ge 0, k\ge 0, \\ f(-1-j,k)\ при\ \ j\prec 0, k\ge 0, \\ f(j,-1-k)\ при\ \ j\ge 0, k\prec 0, \\ f(-1-j,-1-k)\ при\ \ j\prec 0, k\prec 0. \end{cases} \tag{1.15}$$

Побудований таким чином масив $f_s(j,k)$ симетричний відносно точки $j=-1/2, k=-1/2$. Перетворення Фур'є для випадку, коли початок координат знаходиться в центрі симетрії, запишеться як:

$$F_s(u,v)=\frac{1}{2N}\sum_{j=-N}^{N-1}\sum_{k=-N}^{N-1} f_s(j,k)\exp\left\{-\frac{2\pi i}{2N}\left[u\left(j+\frac{1}{2}\right)+v\left(k+\frac{1}{2}\right)\right]\right\} \tag{1.16}$$

де $u,v=\overline{-N,N-1}$.

Оскільки масив $f_s(j,k)$ симетричний і складається з дійсних чисел, відношення (1.16) можна записати у вигляді

$$F(u,v)=\frac{2}{N}\sum_{j=0}^{N-1}\sum_{k=0}^{N-1}f(j,k)\cos\left[\frac{\pi}{N}u\left(j+\frac{1}{2}\right)\right]\cos\left[\frac{\pi}{N}v\left(k+\frac{1}{2}\right)\right] \quad (1.17)$$

Так як базисна функція при $u=0,v=0$ представляє собою постійну складову й у два рази більше стосовно всіх інших базисних функцій парного косинусного перетворення, то при виконанні зворотного перетворення необхідно ввести нормуючий коефіцієнт *C(t)*, який визначається виразом

$$C(t)=\begin{cases}1/2, t=0\\ 1, t\succ 0\ \&\ t\prec 0\end{cases} \quad (1.18)$$

В цьому випадку зворотне перетворення запишеться наступним чином

$$f(j,k)=\frac{2}{N}\sum_{u=0}^{N-1}\sum_{v=0}^{N-1}C(u)C(v)F(u,v)\cos\left[\frac{\pi}{N}u\left(j+\frac{1}{2}\right)\right]\cos\left[\frac{\pi}{N}v\left(k+\frac{1}{2}\right)\right] \quad (1.19)$$

Перевагою дискретного косинусного перетворення (ДКП) є те, що його базисні функції є поліномами Чебишева, що дозволяє обчислювати коефіцієнти рекурентно. Цей підхід також дає змогу створювати ефективні алгоритми для швидкого ортогонального перетворення.

Недоліком ДКП є нерівномірна збіжність на межах інтервалу розкладу N при відкиданні коефіцієнтів, що може негативно впливати на візуальну якість відновленого зображення. Це призводить до появи артефактів — непотрібних областей, яких не було в оригінальному зображенні.

Попри ці недоліки, метод став широко використовуваним завдяки швидким алгоритмам для обчислення коефіцієнтів [16].

1.5 Аналіз існуючих аналогів

Сьогодні цифрова обробка зображень охоплює практично всі сфери техніки, що свідчить про її значущість. Існує безліч методів, орієнтованих на цифрову обробку та стиснення зображень. Тому доцільно провести якісне порівняння нової розробки, яка базується на використанні вейвлет-перетворень, із вже існуючими аналогами.

1.5.1 Алгоритм JPEG

Найбільш популярним та ефективним способом стиснення цифрових зображень із втратами є використання алгоритму JPEG (Joint Photographic Experts Group – Об’єднана група експертів із фотографії). Цей метод дозволяє ефективно стискати багатоградаційні зображення (наприклад, фотографії, телевізійні заставки та складну графіку) із піксельною глибиною від 6 до 24 біт, забезпечуючи прийнятну швидкість і високу продуктивність.

На відміну від інших підходів, JPEG є гнучким і налаштовується для отримання як високоякісних стиснених зображень із суттєвим зменшенням обсягу даних, так і значно стиснених зображень низької якості, які все ще підходять для багатьох застосувань. Основою методу є усунення інформації, яку людське око сприймає слабо. Наприклад, зміни кольору помітні гірше, ніж зміни яскравості (інтенсивності).

У процесі стиснення JPEG приділяє особливу увагу напівтоновій складовій зображення, допускаючи більші втрати у кольоровій частині. Рівень стиснення залежить від характеристик зображення: для фотографій показник може сягати 20:1 або 25:1, зберігаючи прийнятну якість. При цьому навіть високий ступінь стиснення супроводжується мінімальними відхиленнями від оригіналу, що робить їх майже непомітними.

Проте, зображення, що містять значні області одного кольору, стискаються гірше. Алгоритм також може створювати артефакти, які стають помітними на однорідних фонах, що знижує якість у порівнянні з методами без втрат.

Процес стиснення JPEG включає кілька етапів:

– Перетворення в оптимальний колірний простір – зображення переводиться в простір YCbCr, де Y відповідає яскравості, а Cb і Cr – кольоровим компонентам.

– Субдискретизація колірних компонентів – проводиться усереднення даних кольорових компонентів для зменшення обсягу інформації. Це виправдано меншою чутливістю людського ока до кольору.

– Дискретне косинусне перетворення (ДКП) – кожен блок (зазвичай 8x8 пікселів) перетворюється у частотну область для усунення надлишковості даних.

– Квантування коефіцієнтів ДКП – відбувається зменшення точності менш помітних частот за допомогою вагових функцій, що викликає певні втрати якості.

– Кодування коефіцієнтів – застосовується алгоритм Хаффмана для стиснення, що зменшує обсяг переданих даних.

Декодування JPEG є зворотнім процесом, забезпечуючи симетричність методу.

Недоліки алгоритму:

– Розбиття на квадрати – при високих рівнях стиснення зображення може ділитися на блоки (8x8 або 16x16), що спричиняє втрату плавності переходів між ними.

– Ефект Гіббса – на межах різких кольорових переходів з’являються ореоли, що погіршують якість сприйняття [17].

1.5.2 Алгоритм EZW

Алгоритм вкладеного нульдерева (EZW), створений Шапіро, є ефективним методом кодування, який оптимально використовує властивості вейвлет-перетворення для стиснення зображень. Основні принципи роботи цього алгоритму:

– Передача даних та карти значень: EZW кодує не тільки ненульові значення вейвлет-коефіцієнтів, а й відповідну карту значень, що вказує на їх важливість. Це дозволяє зберегти інформацію про те, де у зображенні знаходяться суттєві елементи.

– Надмірність у карті значень: у карті значень часто присутня значна надмірність, оскільки значення батьківського вузла часто вказує на те, що його нащадки також можуть бути ненульовими. Це дозволяє використовувати символи нульдерева (zero-tree symbols), які повідомляють, що вся група нащадків є незначущою.

– Ефективність при низьких швидкостях: завдяки переданню карт значень, EZW може досягати високих коефіцієнтів стиснення навіть при низьких швидкостях кодування. Це є особливо корисним у випадках, коли зображення містять великі області з однорідними значеннями.

– Кодування за пріоритетом: алгоритм також реалізує принцип кодування за пріоритетом, де спочатку передаються найбільш важливі (нелінійні) коефіцієнти, що дозволяє оптимально зберегти візуальну якість зображення на ранніх стадіях кодування.

– Стиснення та відновлення: EZW дозволяє регулювати ступінь стиснення, що дає змогу балансувати між якістю зображення і обсягом даних, які потрібно зберігати або передавати.

Цей підхід став популярним завдяки своїй здатності забезпечувати високу ефективність стиснення, зберігаючи при цьому візуальну якість зображень. Коли ймовірність події p наближається до 1, кількість інформації,

яка в ній міститься, виражена як *plogp*, також наближається до нуля. Це означає, що для кодування карти значень потрібно дуже мало бітів у середньому.

Якщо хоча б один із нащадків вузла, який вважається незначущим, виявляється значущим, вводиться спеціальний символ, який позначає "ізольований нуль". Ймовірність цього явища є меншою, тому для його кодування потрібно більше бітів. Це компроміс, спрямований на уникнення суттєвих спотворень, які могли б виникнути внаслідок неправильного формування нульового дерева.

Алгоритм EZW (Embedded Zerotree Wavelet) створює вкладений ієрархічний код, що підтримує прогресивну передачу зображення. На початковому етапі використовується лише невелика кількість бітів для грубого наближення зображення, після чого отримане наближення поступово уточнюється на наступних етапах. Вкладений код має ту властивість, що при $R_1 > R_2$ код для R_2 буде префіксом коду для R_1. Такі коди мають значний практичний інтерес завдяки кільком важливим особливостям:

- Можливість точного регулювання швидкості передачі. Це дозволяє налаштовувати процес відповідно до вимог конкретного каналу зв’язку або застосування.
- Здатність до відновлення всього зображення навіть у разі переривання прийому бітів декодером у будь-якій точці. У такому випадку якість відновленого зображення буде максимально можливою для отриманої кількості бітів, що особливо корисно для передачі по ненадійних каналах. Кодер генерує потік із високою швидкістю і якістю, який може адаптуватися до каналів із різною пропускною здатністю, а декодери з різними обчислювальними ресурсами здатні виділяти потрібні субпотоки.
- Швидкий доступ до віддалених баз даних із зображеннями. Для попереднього перегляду достатньо грубої копії, яка дозволяє швидко

знайти потрібне зображення. Після його ідентифікації можливе повне декодування для отримання високоякісного результату.

Алгоритм Шапіро створює вкладений код, який формується побітово (рисунок 1.5).

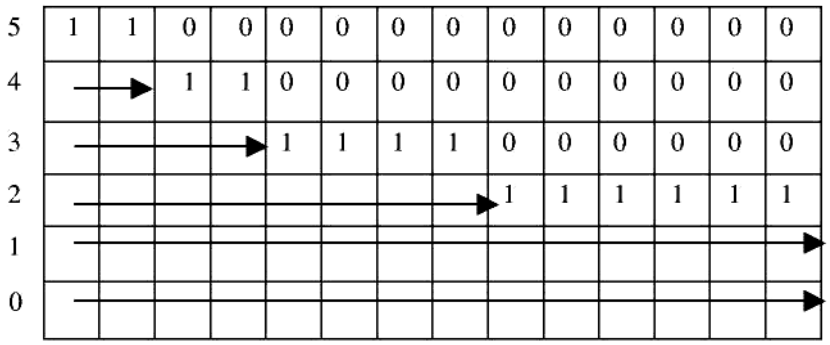


Рисунок 1.5 - Бітовий план для сканування впорядкованих вейвлет-коефіцієнтів.

Основні операції алгоритму EZW базуються на таких ключових етапах.

Першим кроком є часткове впорядкування коефіцієнтів за їхньою амплітудою. Це здійснюється через порівняння значення кожного вейвлет-коефіцієнта (ВК) із визначеним пороговим значенням. *Т*. Якщо *ВК* > *Т*, то виноситься ухвала про те, що коефіцієнт значущий, інакше - незначущий.

Сканування здійснюється у порядку від низькочастотних до високочастотних смуг. Для позначення знаку та позиції всіх коефіцієнтів використовується двобітовий символ, який може набувати таких значень:

- «±» – вказує знак відповідного коефіцієнта;
- «0» – свідчить про те, що коефіцієнт є незначущим;
- «корінь нульдерева» – показує, що цей коефіцієнт, разом із усіма пов’язаними коефіцієнтами в даній просторній області високочастотних смуг, є незначущим.

Такий підхід забезпечує корельовану обробку коефіцієнтів як між смугами, так і в просторі. Після визначення карти значень для значущих

коефіцієнтів потрібно передати уточнені біти їх значень, що утворює так звану «карту даних». Потім обидві карти – значень та даних – стискаються із використанням арифметичного кодування. Якщо ліміт швидкості передачі ще не вичерпано, поріг *T* зменшується вдвічі, і процес повторюється.

На рисунку 1.5 видно, що у верхніх рядах біт міститься багато нулів через велику кількість коефіцієнтів, значення яких не перевищують порогове. Нульдерево служить для оптимізації, уникаючи передачі цих нулів. Символ нульдерева може надсилатися кілька разів для одного коефіцієнта, доки його значення не стане більшим за поточний поріг. Після цього передається його квантоване значення [18].

1.5.3 Алгоритм SPIHT

А. Сайд і В. Перельман покращили алгоритм EZW, розробивши його вдосконалену версію — кодер під назвою «Розподіл підмножин в ієрархічних деревах» (Set Partition In Hierarchical Trees, SPIHT). Основною перевагою цього алгоритму є його здатність забезпечувати оптимальну якість зображення на будь-якому етапі декодування, залежно від доступного обсягу інформації.

Важливою характеристикою SPIHT є використання вкладеного кодування, яке дозволяє ефективно передавати зображення з прогресивним уточненням. Цю властивість можна пояснити таким чином: якщо кодер, що використовує вкладене кодування, генерує два файли – більший розміром *M* біт і менший розміром *m* біт – то менший файл повністю збігається з першими *m* бітами більшого файлу.

Основні кроки кодера SPIHT:

- для зображення, яке потрібно стиснути, слід виконати вейвлет-перетворення, використовуючи відповідні вейвлет-фільтри, і розкласти його

на коефіцієнти перетворення $c_{i,j}$ і представити їх у вигляді цілих чисел фіксованої розрядності

- сортування. Передати число *l* коефіцієнтів $c_{i,j}$, які задовольняють нерівності $2^n \le |c_{i,j}| \prec 2^{n+1}$. Потім передати *l* пар координат і *l* знаків цих коефіцієнтів.

- поправка. Передати *(n-1)*-ші найстарші біти всіх коефіцієнтів, що задовольняють нерівності $|c_{i,j}| \ge 2^n$. Ці коефіцієнти були вибрані на кроці попередньої ітерації циклу (не цієї ітерації).

- ітерація. Зменшити *n* на 1. Якщо необхідно зробити наступну ітерацію, необхідно перейти до кроку 2.

Зазвичай остання ітерація виконується при *n=0,* але кодер може завершити роботу раніше. У такому випадку найменш значуща частина інформації (менш важливі біти всіх вейвлет-коефіцієнтів) не буде передана. Це і є природне відкидання інформації, характерне для методу SPIHT. Цей процес подібний до скалярного квантування, однак результати виходять кращими завдяки упорядкованій передачі коефіцієнтів. Альтернативно, кодер може передати весь образ (тобто всі біти вейвлет-коефіцієнтів), а декодер має можливість зупинити процес декодування на будь-якому етапі, коли відновлене зображення досягає необхідного рівня якості. Цей рівень може бути встановлений користувачем або автоматично визначений декодером залежно від часу, витраченого на обробку [19].

1.5.4 Метод ієрархічної сіткової інтерполяції

Якщо задача кодування формулюється таким чином, що на момент стиснення відомі всі елементи зображення, то виникає можливість застосувати метод ієрархічної сіткової інтерполяції (ICI) [20]. Суть цього

методу полягає в представленні зображення як поєднання ієрархічних рівнів, що дозволяє більш ефективно обробляти та ущільнювати дані:

$$G = \bigcup_{r=0}^{R} G_r, \quad G_r = \begin{cases} g_r(n_1, n_2), & при\ r = R \\ \{g_r(n_1, n_2)\} / \{g_{r+1}(n_1, n_2)\}, & при\ 0 \le r \le R, \end{cases} \tag{1.20}$$

де $g_r(n_1, n_2)$ – масив відліків зображення, взятих з кроком 2^r по кожній координаті;

R – загальна кількість ієрархічних рівнів (сіток).

Таке подання дозволяє виконувати оцінювання елементів зображення послідовно, починаючи з рівня $r = R-1$ і закінчуючи рівнем $r = 0$, який містить всі відліки зображення. Кодування починається з побудови інтерполяційних оцінок елементів зображення, що стоять у вузлах сітки G_{R-1} за спостереженнями $g_R(n_1, n_2)$. Обчислення помилки оцінювання $\bar{\varepsilon}^{R-1} = \bar{x}^{R-1} - \bar{x}^{R-1}$ квантуються і ущільнюються методами стиснення без втрат. На основі квантованих помилок формуються спостереження, що знаходяться у вузлах сітки G_{R-1}. В результаті отримуємо відновлені елементи масиву $g_{R-1}(n_1, n_2)$, за якими аналогічним чином виконується обробка зображення на рівні $r = R-2$. При досягненні рівня $r = 0$ отримуємо перетворене і відновлене зображення.

Важливою відмінною рисою методу ICI є можливість відновлення елементів зображення з гарантованою точністю за критерієм мінімуму максимальної помилки:

$$\varepsilon_{\max} = \max_{i,j} \left| x_{i,j} - \hat{x}_{i,j} \right|, \tag{1.21}$$

де $x_{i,j}$ - істинне значення елемента зображення,

$\hat{x}_{i,j}$ - відновлене після кодування значення елемента.

Ефективність роботи методу ICI залежить також від способу оцінювання елементів зображення. Відомо [20], що ефективність сіткового алгоритму стиснення залежить від ентропії перетворений даних зображення, яке кодується: чим менше ентропія, тим вищий коефіцієнт стиснення. Так як результатом перетворення зображення є послідовності квантованих помилок оцінювання $\bar{\varepsilon}^{k}$, які, як правило, підпорядковуються нормальному закону розподілу, то ентропія може бути обчислена за формулою:

$$H_I = -2\sum_{i=0}^{N-1} p_i \log_2 p_i, \tag{1.22}$$

де N – кількість рівнів квантування,

p_i – імовірність попадання випадкової величини ε в діапазон, що визначається рівнями квантування $\left[u_i; u_{i+1}\right]$:

$$p_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{u_i}^{u_{i+1}} e^{-\frac{(\varepsilon - m_\varepsilon)^2}{2\sigma^2}} d\varepsilon \tag{1.23}$$

де σ^2 - дисперсія помилок оцінювання;

m_ε - математичне очікування помилок оцінювання.

Аналіз виразів (1.22), (1.23) показує, що ефективність алгоритму кодування залежить від дисперсії помилок оцінювання: чим менше дисперсії, тим вищий коефіцієнт стиснення.

Часто в якості оператора оцінювання застосовуються інтерполюючі фільтри з постійними коефіцієнтами, вибрані так, щоб забезпечувалося мінімум дисперсії помилки оцінювання. Наприклад, у випадку кодування реальних зображень часто застосовуються фільтри з коефіцієнтами $h=[1/2,1/2]^T$, $h=[-1/16.9/16,9/16,-1/16]^T$ та інші [21-29]. Це забезпечує високу швидкість кодування при прийнятних значеннях коефіцієнтів стиснення та якість відновленого зображення. При цьому обробка зображення виконується роздільними фільтрами. Разом з тим при обробці широких класів зображень кращі результати оцінювання можна отримати на основі нероздільних фільтрів.

1.6 Висновки до розділу 1

Хоча перетворення Фур'є залишається основою трансформаційних методів обробки зображень [31-40], більш сучасне вейвлет-перетворення значно спрощує процеси стиснення, передачі та аналізу зображень [41-50]. На відміну від перетворення Фур'є, яке використовує гармонійні функції в якості базисних, вейвлет-перетворення ґрунтується на розкладанні за допомогою малих хвиль, відомих як вейвлети, які мають змінну частоту та обмежені в часі (у просторі).

Вейвлети можуть стати основою нового потужного методу обробки та аналізу сигналів, відомого як кратномасштабний аналіз [30]. Ця теорія об'єднує методи з різних областей, таких як субполосне кодування з теорії обробки сигналів, квадратурна дзеркальна фільтрація з теорії розпізнавання мови та пірамідальна обробка зображень. Як випливає з назви, кратномасштабна теорія

займається поданням і аналізом сигналів (або зображень) на різних масштабах і роздільних здатностях. Перевага цього підходу очевидна: деталі, які можуть залишатися непомітними на одній роздільній здатності, легко виявляються на іншій.

Вейвлети є потужним інструментом для розв’язання широкого спектра математичних задач, таких як інтерполяція, апроксимація та регресія зображень. Використання вейвлетів для обробки сигналів забезпечує ефективне відновлення зображень із мінімальними втратами інформації, а також вирішення завдань фільтрації зображень [41-50].

На відміну від традиційних Фур'є-спектограм, вейвлет-спектограми є значно інформативнішими. Вони дозволяють виявляти найдрібніші локальні особливості функцій, сигналів і зображень. Це особливо важливо для задач ідентифікації сигналів та образів у таких сферах, як картографія, медицина та судова експертиза, наприклад, при аналізі відбитків пальців [7]. Завдяки цьому вейвлети є більш ефективними, ніж традиційні методи обробки сигналів і зображень.

Для розв’язання поставленої задачі планується використати вейвлет-перетворення на основі ліфтингової схеми. Цей підхід обрано через низку переваг:

1. Швидке обчислення коефіцієнтів.
2. Можливість створення вейвлетів другого покоління, які не обмежуються лише масштабуванням та зрушенням базової функції.
3. Ефективне використання пам’яті, оскільки коефіцієнти займають такий самий обсяг, як і вихідна послідовність.
4. Забезпечення максимальної точності відновлення сигналу у більшості випадків.

2 СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ЛІФТИНГОВОЇ СХЕМИ

2.1 Постановка задачі

Одним з найбільш перспективних методів трансформації для стиснення реальних зображень є вейвлет-перетворення, яке здійснюється через використання набору низько- і високочастотних фільтрів. Процес згортки вхідного сигналу з коефіцієнтами фільтрів можна представити як скалярний добуток векторів, на основі яких проводиться розкладання, а результатом є проекція вхідного сигналу на відповідні базисні функції. Однак таке представлення вейвлет-перетворення ускладнює синтез вейвлет-фільтрів, облік крайових ефектів і виконання нерівномірної декомпозиції зображень, які потребують кодування.

Для спрощення синтезу алгоритмів стиснення, що ґрунтуються на вейвлет-перетворенні, можна використовувати ліфтингову схему, яка описує вейвлет-перетворення у часовій області. Це дозволяє поєднати переваги ієрархічної сіткової інтерполяції та вейвлет-перетворення при створенні алгоритмів кодування. Ліфтингова схема здійснює роздільне перетворення, яке має анізотропні властивості через штучно введені координатні осі. Однак більшість реальних зображень мають ізотропні просторові властивості.

Таким чином, мета полягає у підвищенні коефіцієнта стиснення для широких класів зображень за допомогою використання нероздільних перетворень у ліфтинговій схемі кодування.

2.2 Ліфтингова схема

Цей підхід дозволяє створювати вейвлети другого покоління, які не обмежуються лише трансформаціями розтягування та зрушення однієї функції [22-28]. Окрім того, ліфтингова схема дає можливість створювати різні біортогональні вейвлети, вибираючи відповідні оператори для оцінювання та відновлення [22].

Нехай є дискретний сигнал $f(n)$. Позначимо його відліки через $\lambda_{0,k} = f(k), k \in Z$. Необхідно представити цей сигнал за допомогою меншої кількості коефіцієнтів, що є еквівалентом збільшення інтервалу дискретизації. У такому випадку точне відновлення сигналу може бути не завжди можливим. Тому важливо прагнути до мінімізації різниці між вихідним та відновленим сигналами, орієнтуючись на обрану міру точності. Очевидно, що якість відновлення сигналу буде залежати від способу, яким відбувається розбиття сигналу, що підлягає кодуванню. Наприклад, можна зменшити число коефіцієнтів $\lambda_{0,k}$ залишивши парні відліки. У результаті виходить нова послідовність

$$\lambda_{-1,k} = \lambda_{0,2k}, \tag{2.1}$$

де негативний індекс використовується для позначення послідовності меншої довжини.

Якщо непарні відліки зберегти в послідовності $\lambda_{-1,k} = \lambda_{0,2k+1}$, то відновлення вихідної послідовності можливо шляхом об'єднання коефіцієнтів $\lambda_{-1,k}$ з коефіцієнтами $\lambda_{-1,k}$, які називаються вейвлет-коефіцієнтами. Даний приклад показує, що ні на спосіб розбивки послідовності даних, ні на розміри субпослідовностей не накладається ніяких

обмежень. Єдиною вимогою є наявність процедури, що дозволяє відновити $\{\lambda_{0,k}\}$ по $\{\lambda_{-1,k}\}$ і $\{\gamma_{-1,k}\}$. Найбільше простою можливістю розбивки є розподіл відрізка сигналу навпіл. Однак при кодуванні реальних напівтонових зображень, розподіл на парну й непарну частини переважніше, тому що ці послідовності, як правило, більше корельовані між собою.

Для одержання оборотного компактного подання вихідного сигналу потрібно прагнути, щоб вейвлет-коефіцієнти були малі. Цього можна досягти шляхом оцінювання непарних елементів послідовності $\lambda_{0,k}$ на основі спостережень $\lambda_{-1,k}$. Тоді коефіцієнти $\gamma_{-1,k}$ можна замінити різницею між правильним значенням непарного елемента $\{\lambda_{0,k}\}$ і його оцінкою $P(\lambda_{-1,k})$:

$$\gamma_{-1,k} = \lambda_{0,2k+1} - P(\lambda_{-1,k}) \tag{2.2}$$

Вейвлет-коефіцієнти $\gamma_{-1,k}$ відображають ступінь невідповідності вихідного сигналу моделі, яка була використана для побудови оператора оцінювання. Вони характеризують, як сигнал змінюється на різних масштабах та в різних частинах простору, показуючи, які деталі або особливості не були адекватно змодельовані за допомогою обраного вейвлет-функції або оператора *P*. У разі, якщо сигнал корельований, більшість вейвлет-коефіцієнтів матимуть незначні значення.

При відповідному виборі оператора *P*, заміняючи вихідний сигнал меншими послідовностями $\{\lambda_{-1,k}\}$ і $\{\gamma_{-1,k}\}$, одержимо зворотне компактне подання сигналу.

У випадку, якщо вихідний сигнал описується кусково-лінійною функцією виду $f(x) = ax$ на інтервалах $[k, 2k], k \in Z$, то для оцінювання

непарних елементів доцільно вибрати оператор $P(\lambda_{-1,k}) = 1/2(\lambda_{-1,k} + \lambda_{-1,k+1})$. При цьому значення вейвлет-коефіцієнтів, визначені за формулою (2.2), будуть дорівнювати нулю. У загальному випадку вважають [24-26], що сигнал реальних зображень на інтервалах $[k, 2k], k \in Z$ краще описувати за допомогою поліномів.

Відповідно, оператор оцінювання *P* дозволяє обчислити поліноміальну оцінку невідомих елементів по множині неповних спостережень $\{\lambda_{-1,k}\}$.

Послідовність $\{\lambda_{-1,k}\}$, яка представляє парні елементи $\{\lambda_{0,k}\}$, також можна розбити на дві послідовності $\{\lambda_{-2,k}\}$ і $\{\gamma_{-2,k}\}$. Після виконання *n* ітерацій вихідний сигнал виявляється розкладеним у вейвлет-базис $\{\lambda_{-n,k}, \gamma_{-n,k}, ..., \gamma_{-1,k}\}$. Тому що вейвлет-коефіцієнти являють собою помилки оцінювання, то послідовність їх квантованих значень, як правило, має малу ентропію й ефективно кодується методами стиснення без втрат.

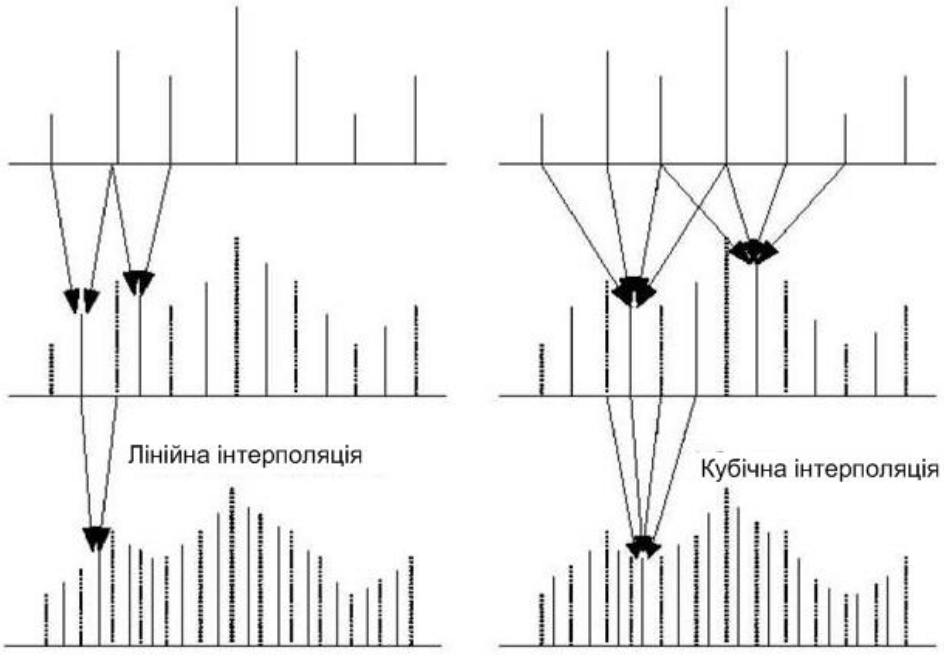
Позначимо через *N* кількість відліків, на основі яких будується оцінка непарних елементів. Тоді для кусково-лінійної апроксимації *N = 2,* для кубічної *N* = 4 і т.д. У загальному випадку *N* показує гладкість інтерполяційної функції $\tilde{\varphi}$, застосовуваної для обчислення вейвлет-коефіцієнтів. Функція $\tilde{\varphi}$ називається дуальним вейвлетом, а *N* - число дуальних нульових моментів:

$$\sum_t t^0 \tilde{\varphi}(t) = 0, \sum_t t^1 \tilde{\varphi}(t) = 0, ..., \sum_t t^N \tilde{\varphi}(t) = 0. \qquad (2.3)$$

На рисунку 2.1. показаний процес, який називається інтерполяційним підрозділом, для лінійної й кубічної інтерполяції. Незважаючи на те, що на кожному кроці схеми використовується кубічний поліном, гранична функція

в загальному випадку не буде поліноміальною. Припустимо, що вихідний сигнал - відліки кубічного полінома. У цьому випадку інтерполяційний поліном, що проходить через чотири точки, буде тим же самим поліномом, і всі знову породжувані відліки будуть належати йому, у межі відтворюючи його. Таким чином, використовуючи *N* відрахунків, можна будувати поліном ступеня *N-1*. Тому що оператор оцінювання *P* заснований на поліноміальній інтерполяції, то чим вище порядок функції $\tilde{\varphi}$, тим краще апроксимація коефіцієнтів γ на основі коефіцієнтів λ.

Схема інтерполяційного підрозділу досить приваблива із практичної точки зору. Дійсно, потрібно лише програма, що будувала б інтерполяційний поліном для заданих чисел і місць розташування. Значення нового відліку є просто значення полінома в новій точці. Із процедури інтерполяційного підрозділу зовсім не випливає, що відліки вихідного сигналу повинні бути рівновіддаленими. Отже, можна виконувати процес інтерполяційного підрозділу з довільною дискретизацією елементів зображення, яке кодується.



а) б)

а) лінійний інтерполяційний підрозділ; б) кубічний підрозділ

Рисунок 2.1 – Лінійні й кубічні інтерполяційні підрозділи

Представлені схеми інтерполяційного підрозділу дозволяють відносно просто вирішувати проблему границі для сигналів кінцевої довжини. Наприклад, для кубічного полінома в лівій границі сигналу береться один відлік ліворуч і три праворуч. Аналогічно й у правій границі. Якщо коефіцієнт γ перебуває на границі, то обчислюється його екстраполяційна оцінка.

Коефіцієнти низькочастотного фільтра $\bar{h}$, на основі яких будується оцінка невідомих елементів, повинні задовольняти умові [23-25]:

$$\sum_i h_i = 1 \tag{2.4}$$

При цьому дані коефіцієнти визначають вид базисних функцій [26] відповідно до формули $\varphi_{0,0}(x) = \sqrt{2}\sum_n h_n \varphi_{-1,n}(x)$, де $\varphi_{m,n}(x)$ - базисна вейвлет-функція з масштабом *m* і зсувом *n*. Головним критерієм при їхньому виборі є гладкість функції $\tilde{\varphi}$, яка тісно пов'язана з кількістю нульових моментів (2.3).

Розглянутий спосіб обчислення вейвлет-коефіцієнтів схожий на спосіб обчислення помилок оцінювання в методі ICI. Головною відмінністю ліфтингової схеми є вибір множини неповних спостережень $\left\{\lambda_{-1,k}\right\}$.

Припустимо, є $2^n + 1$ відліків сигналу $\left\{\lambda_{0,k}\right\}$. Застосовуючи схему інтерполяційного підрозділу *n* раз, одержуємо множину вейвлет-коефіцієнтів γ і два коефіцієнти $\lambda_{-n,0}, \lambda_{-n,1}$. Це – перший і останній віддалені один від одного відліки вихідного сигналу. У результаті відновлений сигнал по квантованих коефіцієнтах γ буде відрізнятися від вихідного. Тому, щоб забезпечити мінімум дисперсії, деякі глобальні властивості вихідного

сигналу необхідно зберегти в зменшеній версії $\{\lambda_{-1,k}\}$ Наприклад, у випадку зображення бажано, щоб менші зображення $\{\lambda_{-j,k}\}$ мали ту ж яскравість, що й вихідне, тобто те ж середнє значення елементів. Дана задача вирішується на етапі відновлення коефіцієнтів $\{\lambda_{-j,k}\}$.

Ідея відновлення коефіцієнтів полягає в тому, щоб знайти такі $\{\lambda_{-1,k}\}$, які зберігали б деяку скалярну характеристику зображення $Q(\bullet)$, наприклад середнє значення

$$Q(\lambda_{-1,k}) = Q(\lambda_{0,k}) \tag{2.5}$$

Пошук оператора обчислення $\lambda_{-1,k}$ безпосередньо по $\lambda_{0,k}$ є складним завданням, тому що в цьому випадку важко одержати схему зворотного перетворення. У зв'язку із цим у ліфтингової схемі використаються обчислені вейвлет-коефіцієнти для відновлення послідовності $\{\lambda_{-1,k}\}$ для того, щоб зберігалося $Q(\bullet)$. Для цього вводиться оператор відновлення *U*, такий, що

$$\lambda_{-1,k} = \lambda_{-1,k} + U(\gamma_{-1,k}) \tag{2.6}$$

Оператор відновлення визначає кількість дійсних нульових моментів $\tilde{N}$ функції, що масштабується φ. При цьому гладкість функції φ збільшується зі збільшенням кількості коефіцієнтів γ, що беруть участь в відновленні коефіцієнта λ. Як оператор відновлення можна вибрати, наприклад [22]

$$U(\gamma_{-1,k}) = 1/4\gamma_{-1,k-1} + 1/4\gamma_{-1,k} \quad (2.7)$$

Об'єднання трьох етапів ліфтинга: розбивка, оцінювання, відновлення, дає алгоритм одномірного швидкого ліфтингового вейвлет-перетворення (рисунок. 2.2):

$$\begin{cases} \{\lambda_{j,k}, \gamma_{j,k}\} = S(\lambda_{j+1,k}) \\ \gamma_{j,k} = \lambda_{j+1,k} - P(\lambda_{j,k}) \\ \lambda_{j,k} = \lambda_{j,k} + U(\gamma_{j,k}) \end{cases} \quad (2.8)$$

Для реалізації зворотного перетворення досить в алгоритмі прямого перетворення поміняти місцями знаки «+» і «-». Таким чином, алгоритм зворотного перетворення можна записати у вигляді:

$$\begin{cases} \lambda_{j,k} = \lambda_{j,k} - U(\gamma_{j,k}) \\ \gamma_{j,k} = \lambda_{j+1,k} + P(\lambda_{j,k}) \\ \{\lambda_{j+1,k}\} = \lambda_{j,k} U \gamma_{j,k} \end{cases} \quad (2.9)$$

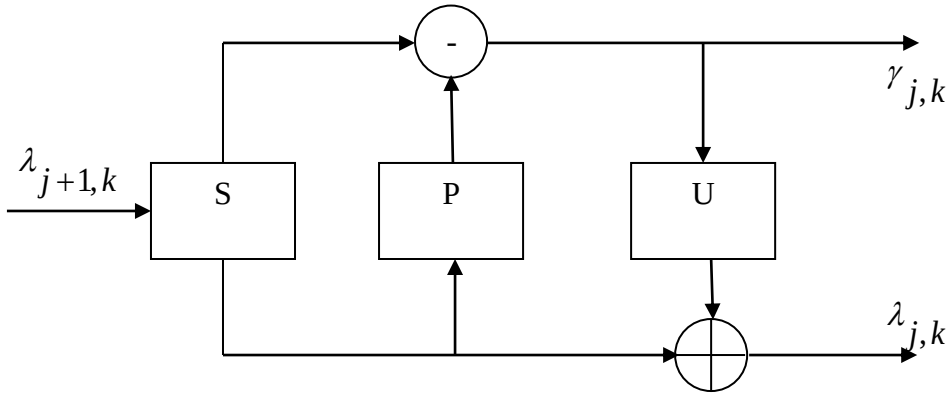


Рисунок 2.2 – Ліфтингова схема: розбивка, оцінювання, відновлення

Число арифметичних операцій, необхідних для виконання даного перетворення, визначається виразом [22]:

$$n = \left\lceil \log_2 \left(\frac{L-1}{N_{\max} - 1} \right) \right\rceil, \tag{2.10}$$

де L – довжина сигналу;

$N_{\max} = \max(N, \tilde{N})$

Можливе узагальнення ліфтингової схеми для двовимірного випадку полягає у виконанні роздільного перетворення по рядках і стовпцям. У цьому випадку у виразі (2.10) параметр $L = \max(L_x, L_y)$.

Варіюючи всі три етапи ліфтинга, можна одержувати різні біортогональні вейвлет-перетворення.

Як простий приклад взаємозв'язку класичної схеми вейвлет-перетворення і ліфтингової схеми розглянемо вейвлет Хаара з набором коефіцієнтів низькочастотного фільтра $h = [1/2, 1/2]$ і високочастотного $g = [1/2, -1/2]$. У матричних позначеннях один крок такого перетворення запишеться як:

$$\begin{vmatrix} \lambda_{j,0} \\ \gamma_{j,0} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & -1/2 \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} \lambda_{j+1,0} \\ \lambda_{j+1,1} \end{vmatrix} \tag{2.11}$$

Такий самий результат можна одержати, якщо підставити

$$\begin{cases} \gamma_{j,0} = \lambda_{j+1,0} - \lambda_{j+1,1} \\ \lambda_{j,0} = \lambda_{j+1,1} + \gamma_{j,0} \end{cases} \tag{2.12}$$

Аналіз виразу (2.12) показує, що величину $\gamma_{j,0}$ можна розглядати як помилку екстраполяції величини $\lambda_{j+1,0}$ ділену на два, а $\lambda_{j,0}$ - як значення другого відліку збільшеного на $\gamma_{j,0}$. Величина $\gamma_{j,0}$ дає можливість зберегти загальну структуру зображення в його зменшеній копії при збереженні середнього значення відліків зображення.

Якщо всі помилки $\gamma_{j,0}$ прирівняти до нуля, то дисперсія похибки відновленого зображення буде менше, ніж у випадку реконструкції зображення безпосередньо за спостереженнями $\gamma_{j,0} = \gamma_{j+1,1}$, що відповідає методу ICI.

2.3. Відмінності ліфтингової схеми від сіткового методу

Сітковий алгоритм і вейвлет-перетворення — це два різні підходи до кодування зображень, і тому важливо визначити тип завдань, для яких кожен з цих методів є оптимальним. Розглянемо причини, що призводять до різних результатів стиснення зображень, на прикладі вейвлет-перетворення Хаара. У цьому контексті вейвлет-коефіцієнт $\gamma_{j,0}$ визначається відповідно до формули (2.12). Коефіцієнт $\gamma_{j,0}$ обчислюється за допомогою формули (2.12). При квантуванні відбувається втрата інформації. Тому відновлені елементи $\hat{\lambda}_{j+1,0}$ і $\hat{\lambda}_{j+1,1}$ запишуться в такий спосіб:

$$\begin{cases} \hat{\lambda}_{j+1,0} = \lambda_{j,0} + \tilde{\gamma}_{j,0} \\ \hat{\lambda}_{j+1,1} = \lambda_{j,0} - \tilde{\gamma}_{j,0} \end{cases} \qquad (2.13)$$

Аналіз виразу (2.13) показує, що елементи $\hat{\lambda}_{j+1,0}$ і $\hat{\lambda}_{j+1,1}$ відрізняються від правильних значень $\lambda_{j+1,0}$ і $\lambda_{j+1,1}$ на величину $\Delta/2=(\gamma_{j,0}-\tilde{\gamma}_{j,0})=(\varepsilon_{j,0}-\tilde{\varepsilon}_{j,0})/2$, де $\varepsilon_{j,0}$ - помилка екстраполяції: $\varepsilon_{j,0}=\lambda_{j+1,0}-\lambda_{j+1,1}=2\gamma_{j,0}$

В алгоритмі ICI перетворення (2.12) запишеться так:

$$\begin{cases} 2\gamma_{j,0}=\lambda_{j+1,0}-\lambda_{j+1,1} \\ \lambda_{j,0}=\lambda_{j+1,1} \end{cases} \tag{2.14}$$

Відновлені елементи $\hat{\lambda}_{j+1,0}$ і $\hat{\lambda}_{j+1,1}$ визначаються виразом:

$$\begin{cases} \hat{\lambda}_{j+1,0}=\lambda_{j,0}+2\tilde{\gamma}_{j,o} \\ \hat{\lambda}_{j+1,1}=\lambda_{j,0} \end{cases} \tag{2.15}$$

Аналіз виразів (2.13) і (2.15) показує, що втрати в ліфтингової схемі кодування визначаються виразами:

$$\begin{cases} \lambda_{j+1,0}-\hat{\lambda}_{j+1,0}=\Delta/2 \\ \lambda_{j+1,1}-\hat{\lambda}_{j+1,1}=\Delta/2 \end{cases} \tag{2.16}$$

Для сіткового методу:

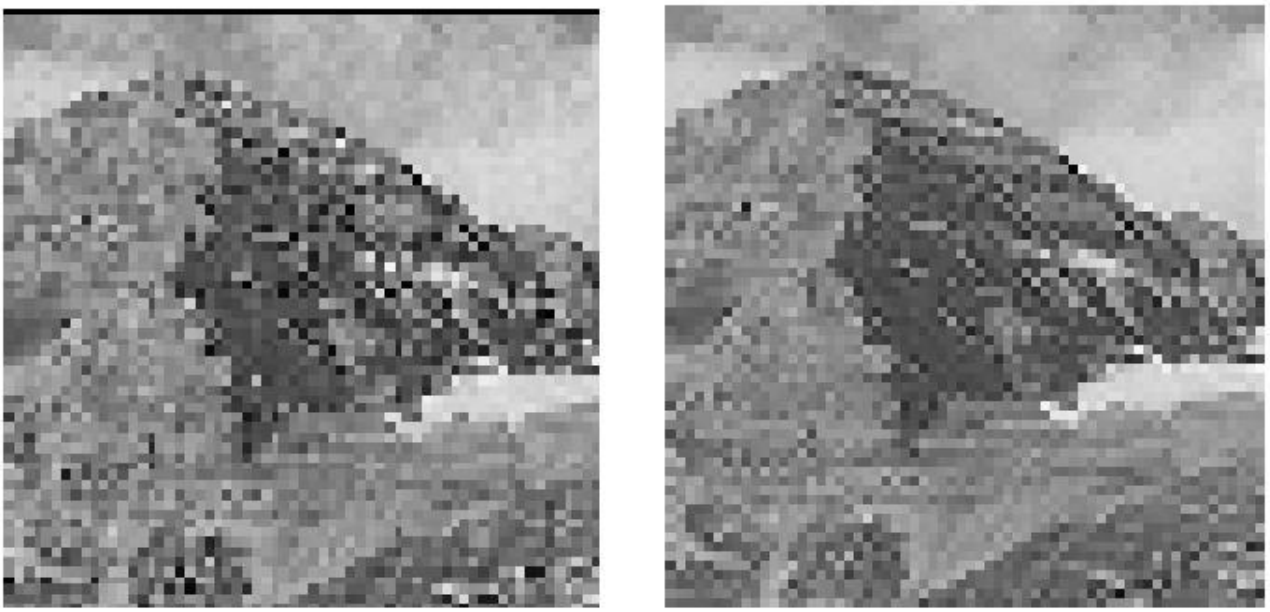
$$\begin{cases} \lambda_{j+1,0} - \hat{\lambda}_{j+1,0} = \Delta \\ \lambda_{j+1,1} - \hat{\lambda}_{j+1,1} = 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

Аналіз виразів (2.16) і (2.17) показує, що при одному етапі декомпозиції, у випадку вибору квадратичної міри втрат, виграш при рівних Δ буде показувати вейвлет-перетворення Хаара, тому що $(\Delta/2)^2 + (\Delta/2)^2 \le \Delta^2 + 0^2$. Якщо як міру вибрати лінійну функцію, наприклад $\left|\lambda_{j+1,0} - \hat{\lambda}_{j+1,0}\right|$, то вирази (2.16) і (2.17) будуть приводити до рівних результатів. Даний висновок справедливий і для інших вейвлет-перетворень.

У випадку виконання декількох етапів декомпозиції зображення дисперсія вейвлет-коефіцієнтів буде менше дисперсії помилок оцінювання в алгоритмі ICI за умови застосування однакових фільтрів, що інтерполюють. Це пояснюється тим, що обчислення вейвлет-коефіцієнтів на наступних етапах декомпозиції виконується на основі спостережень, що представляють собою відліки низькочастотних складових, отриманих після операції відновлення. В алгоритмі ICI низькочастотні складові являють собою елементи зображення, які знаходяться у вузлах сіток із кроком два, чотири, вісім і т.д. відліків. Так як після операції відновлення у вейвлет-перетворенні відбувається згладжування множини неповних спостережень, то кореляційні зв'язки зростають і дисперсія вейвлет-коефіцієнтів стає меншою. На рисунку 2.3, а представлена множина неповних спостережень, розташованих у вузлах сітки із кроком два відліки, використовуване в алгоритмі ICI. На рисунку 2.3, б представлене та ж множина неповних спостережень, але з виконаною операцією відновлення.

Аналіз даних рисунків показує, що у випадку вейвлет-перетворення множина неповних спостережень є більше згладженим у порівнянні з множиною спостережень алгоритму ICI. У результаті можна домогтися

зменшення дисперсії вейвлет-коефіцієнтів на наступних рівнях декомпозиції й збільшення коефіцієнта стиснення при рівних втратах. Крім того, аналіз формул (2.13)-(2.17) показав, що операція відновлення дозволяє мінімізувати середньоквадратичні втрати при відновленні зображення по квантованим вейвлет-коефіцієнтам.



а) б)

а) - низькочастотна складова сіткового алгоритму;

б) - низькочастотна складова вейвлет-кодера

Рисунок 2.3 – Приклади низькочастотних складових:

Перевага сіткового методу полягає в тому, що при оцінюванні невідомих елементів зображення можна використовувати двовимірні нероздільні фільтри, що інтерполюють, мінімізуючи средньоквадратичну помилку оцінювання. Крім того, при відновленні яскравостей зображення мається можливість контролювати максимальну помилку, тому що відновлення пікселів здійснюється на основі відновленої множини спостережень.

Особливістю вейвлет-перетворення є те, що оператор оцінювання

визначає низькочастотний фільтр, на основі якого будуються множини неповних спостережень. Покажемо це на наступному прикладі (рисунок 2.4).

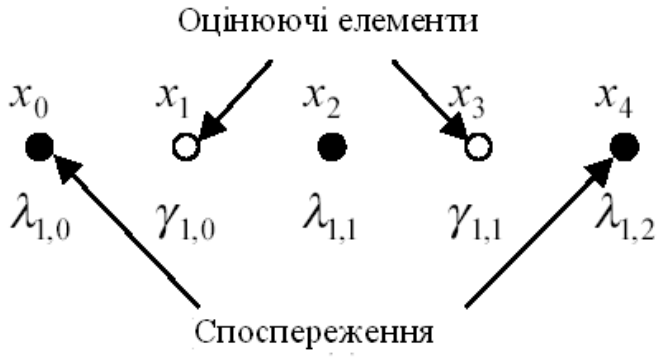


Рисунок 2.4 – Розташування спостережень і оцінюваних елементів

Оцінка елемента x_1 будується на основі спостережень x_0 і x_1, елемента x_3 на основі спостережень x_2 і x_4 у вигляді лінійної комбінації з коефіцієнтами фільтра $h=[h_1,h_2]^T$. Відновлення елемента x_2 будемо виконувати на основі вейвлет-коефіцієнтів $y_{1,0}$ і $в_{1,1}$, з коефіцієнтами оператора відновлення $i = [i_1,i_2]^T$. Значення елемента $\bar{h}_{1,1}$ у цьому випадку визначається наступним виразом:

$$\begin{aligned} h_{1,1} &= x_2 + u_1(x_1 - h_1 x_0 - h_2 x_2) + u_2(x_3 - h_1 x_2 - h_2 x_4) = \\ &= -u_1 h_1 x_0 + u_1 x_1 + (1 - u_1 h_1 - u_2 h_2) x_2 + u_2 x_3 - u_2 h_2 x_4. \end{aligned} \qquad (2.18)$$

З приведеного виразу випливає, що для обчислення $\lambda_{1,1}$ необхідно виконати згортку з коефіцієнтами фільтра $\bar{h} = [-u_1 h_1, u_1, 1-u_1 h_1 - u_2 h_2, u_2 - u_2 h_2]^T$. У випадку роздільного перетворення коефіцієнти фільтра будуть визначатися виразом $h_{2D} = \bar{h}^T \bar{h}$. Для біортогонального вейвлет-перетворення Коена-Добеши-Фово 5/3, коефіцієнти $\bar{h} = [1/2,1/2]^T$, $\bar{u} = [1/4,1/4]^T$, що, як правило, для реальних зображень визначають краще згладжування спостережень низькочастотних

складових при малих значеннях дисперсії вейвлет-коефіцієнтів.

Інші значення коефіцієнтів $\bar{h}$ і $\bar{u}$ приводять або до гірших результатів згладжування, або до збільшення дисперсії вейвлет-коефіцієнтів. Таким чином, підбір коефіцієнтів низькочастотного фільтра $\bar{h}$, які мінімізують дисперсію вейвлет-коефіцієнтів, часто приводить до гіршого згладжування елементів множини неповних спостережень і збільшенню коефіцієнта стиснення. У зв'язку з цим існує задача синтезу перетворення, у якому операції оцінювання і відновлення є незалежними один від одного. Дана задача може бути вирішена шляхом корекції вейвлет-коефіцієнтів нероздільними інтерполюючими фільтрами у ліфтинговій схемі кодування зображень.

2.4 Корекція вейвлет-коефіцієнтів на основі двомірних інтерполюючих фільтрів

Відомо, що за допомогою ліфтинговій схеми можна конструювати різні біортогональні вейвлети, вибираючи відповідний оператор оцінювання *P* і оператор відновлення *U*. При цьому оператор оцінювання повинний бути таким, щоб мінімізувалася ентропія помилок оцінювання $\bar{\varepsilon}$ і забезпечувалося найкраще згладжування низькочастотних складових. На сьогоднішній день не відомі строгі критерії, що дозволяють проводити оптимізацію оператора оцінювання. Основною оцінкою його ефективності є максимальна гладкість базисних функцій, побудованих на основі коефіцієнтів інтерполюючого фільтра [23-25]. Дана проблема обумовлює складність синтезу й адаптації інтерполюючого роздільного вейвлет-фільтра *H*. Для корекції помилок оцінювання $\bar{\varepsilon}$ пропонується використовувати нероздільний інтерполюючий фільтр H_2 на коефіцієнти якого не накладається ніяких обмежень.

Розглянемо схему кодування в одномірному випадку, що потім узагальнимо на двовимірний. Один крок перетворення запишемо в такий спосіб:

$$\begin{aligned} \varepsilon_i^1 &= \lambda_{i+1} - P(\lambda_{i+1}) \\ \lambda_i &= \lambda_{i+1} + U(\varepsilon_i^1) \\ \varepsilon_i^2 &= \varepsilon_i^1 + P(\hat{\lambda}_i) - P_2(\hat{\lambda}_i) \end{aligned} \qquad (2.19)$$

де P_2 (•) - оператор оцінювання на основі фільтра H_2,

$\hat{\lambda}_i$ - відновлені елементи λ_i по квантованим $\bar{\varepsilon}$ значеннях .

Аналіз виразу (2.19) показує, що корекція помилок $\bar{\varepsilon}^2$ виконується на основі відновлених елементів $\hat{\lambda}$. Це необхідно для того, щоб при відновленні в помилки $\bar{\varepsilon}^1$ не вносилися додаткові похибки. При цьому інтерполюючий фільтр H_2 варто вибирати таким, щоб мінімізувалася дисперсія помилок $\bar{\varepsilon}^2$, що буде приводити до менших втрат і більш високим коефіцієнтам стиснення.

Використовуючи формулу (2.19), можна побудувати схему зворотного відновлення:

$$\begin{aligned} \varepsilon_i^1 &= \varepsilon_i^2 + P_2(\hat{\lambda}_i) - P(\hat{\lambda}_i) \\ \hat{\lambda}_{i+1} &= \hat{\lambda}_i - U(\varepsilon_i^1) \\ \hat{\lambda}_{i+1} &= P(\hat{\lambda}_{i+1}) + \varepsilon_i^1 \end{aligned} \qquad (2.20)$$

Аналіз виразу (2.20) показує, що помилки $\bar{\varepsilon}^1$ відрізняються від $\bar{\varepsilon}^2$ на величину $P_2(\hat{\lambda}) - P(\hat{\lambda})$, що характеризує розходження оцінок, отриманих за допомогою інтерполюючих фільтрів H і H_2. Отже, якщо

інтерполюючий фільтр H_2 дає кращі оцінки, то дисперсія помилок $\bar{\varepsilon}^2$ буде менше дисперсії помилок $\bar{\varepsilon}^1$. Завдяки цьому можна досягти більш високих коефіцієнтів стиснення при рівних втратах.

Узагальнимо запропонований метод корекції вейвлет-коефіцієнтів на двовимірний випадок. Нехай $X - N \times N$ матриця, що представляє собою вихідне зображення. Тоді лінійне перетворення зображення можна здійснити шляхом множення на матрицю перетворення. Позначимо через *H* и *L* матриці перетворення з коефіцієнтами $\bar{h} = [h_0, h_1, h_2, h_3]^T$ і $\bar{g} = [g_0, g_1, g_2, g_3]^T$ низько- і високочастотного фільтра відповідно.

Якщо $\bar{h}$ і $\bar{g}$ коефіцієнти вейвлет-фільтрів, то один крок вейвлет-перетворення *X* можна записати у вигляді:

$$Y = HXH^T; G_1 = HXL^T; G_2 = LXH^T; G_3 = LXL^T \tag{2.21}$$

де $Y - 0{,}5 \cdot N \times 0{,}5 \cdot N$ - матриця низькочастотних елементів, що відповідають зменшеній копії вихідного зображення;

G1, G_2 і G_3 - $0{,}5 \cdot N \times 0{,}5 \cdot N$ - матриці високочастотних складових, які відповідають помилкам оцінювання.

Зворотне вейвлет-перетворення запишеться в такий спосіб:

$$\hat{X}_2 = H^T Y H + H^T G_1 L + L^T G_2 H + L^T G_3 L \tag{2.22}$$

Корекція вейвлет-коефіцієнтів, що відповідають матриці G_1, виконується за допомогою інтерполюючого фільтра H_2 по множині неповних спостережень Z:

$$Z = HXH^T \tag{2.23}$$

Розташування відновлених спостережень Z і оцінюваних елементів показане на рисунку 2.5.

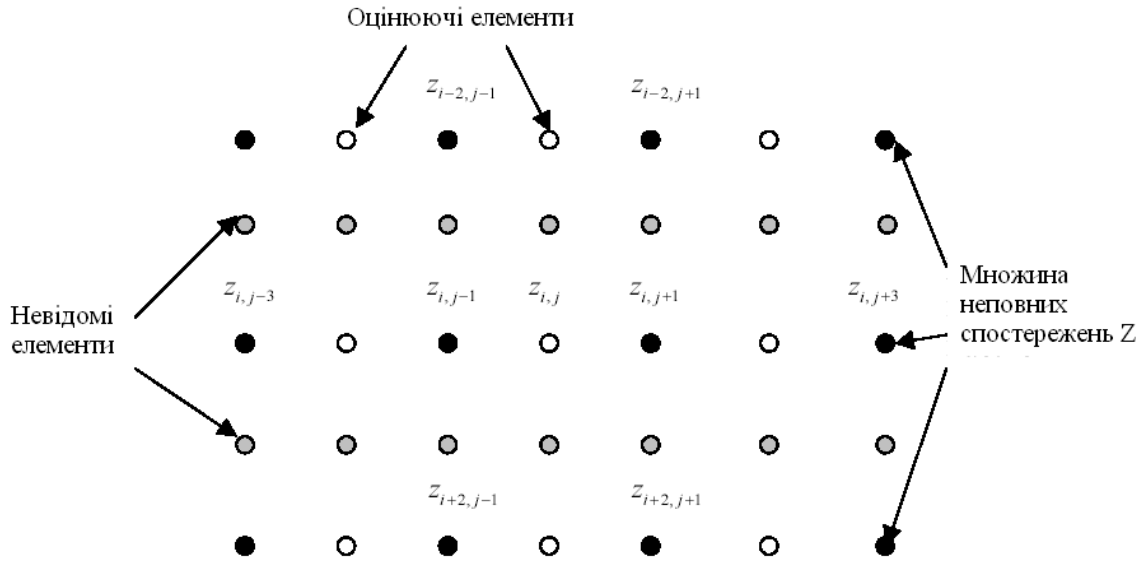


Рисунок 2.5 – Розташування відновлених елементів множини неповних спостережень

По множині спостережень Z будуються оцінки оцінюваних елементів (рисунок 2.5) по формулі $\hat{Z} = H^T Z$. У відповідності зі схемою (2.21) до оцінок Z додаються вейвлет-коефіцієнти $G_1 : \hat{Z} = \hat{Z} + K_1^T G_1$, де $K_1 - 0,5N \times N$ матриця з елементами

$$K_1 = \begin{vmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \end{vmatrix}_{0,5N \times N.} \tag{2.24}$$

Коректуючі вейвлет-коефіцієнти обчислюються як різниця елементів Z і оцінок, побудованих на основі коригувального фільтра, що будемо шукати у виді лінійної комбінації:

$$\tilde{z}_{ij} = h_0(\hat{z}_{i,\,j-1} + \hat{z}_{i,\,j+1}) + h_1(\hat{z}_{i,\,j-3} + \hat{z}_{i,\,j+3}) + \\ + h_2(\hat{z}_{i-2,\,j-1} + \hat{z}_{i-2,\,j+1} + \hat{z}_{i+2,\,j-1} + \hat{z}_{i+2,\,j+1}). \tag{2.25}$$

Елементи $z_{i,\,j}$ утворять елементи матриці $\tilde{Z}$ розміром $0{,}5N \times N$. Корекція вейвлет-коефіцієнтів у цьому випадку буде мати вигляд:

$$\tilde{G}_1 = K_1(\tilde{Z} - K_1^T \tilde{Z}) \tag{2.26}$$

Аналогічно виконується корекція вейвлет-коефіцієнтів для матриць G_2 і G_3, з урахуванням збільшення кількості спостережень Z:

$$Z = H^T Y H + L^T G_1 H \tag{2.27}$$

Недоліком запропонованого підходу є те, що обчислювальна складність запропонованого алгоритму кодування на етапі стиснення помітно вище алгоритму кодування на основі ліфтингової схеми. Це зв'язано з тим, що корекцію вейвлет-коефіцієнтів необхідно здійснювати за відновленими спостереженнями Z, тому кількість арифметичних операцій зростає, як мінімум, у два рази.

2.5 Структура вейвлет-кодера з корекцією вейвлет-коефіцієнтів

На відміну від алгоритму ICI, аналіз зображення в цьому випадку починається з дрібномасштабної сітки, де в кожному вузлі знаходяться значення яскравості пікселів. Оцінка пікселів визначається на основі реальних значень відліків, розташованих у вузлах сітки з кроком два відліки. Таким чином, у множині неповних спостережень відсутня шумова складова, характерна для алгоритму ICI. Це дозволяє отримати більш точні оцінки, що, в свою чергу, зменшує дисперсію вейвлет-коефіцієнтів, які обчислюються як різниця між реальним значенням пікселя та його оцінкою. На основі обчислених вейвлет-коефіцієнтів $\bar{\gamma}_1$ виконується операція відновлення відповідно до виразу (2.10). Для отриманої низькочастотної складової $\bar{z}_1$ в чотири рази меншої по обсязі інформації кодуємого зображення, повторюються операції оцінювання по множині спостережень $\bar{z}_1$ відповідні сітці з кроком чотири відліки, обчислення вейвлет-коефіцієнтів $\bar{\gamma}_2$ і формування низькочастотної складової $\bar{z}_2$ за допомогою операції відновлення. Пропонується виконати декомпозицію цього процесу чотири рази. Це обумовлено тим, що після четвертого етапу множина спостережень низькочастотної складової представляє собою зменшену в 16 разів копію вихідного зображення, яка зазвичай має низькі кореляційні зв'язки. Це призводить до великих дисперсій вейвлет-коефіцієнтів та незначного збільшення коефіцієнта стиснення. Крім того, збільшення кількості етапів декомпозиції веде до зростання обчислювальної складності алгоритму стиснення. У такий спосіб після чотирьох етапів декомпозиції виходить низькочастотна складова $\bar{z}_4$ відповідна згладженої зменшеної в 16 разів копії вихідного зображення і чотири послідовності вейвлет-коэффициентов $\bar{\gamma}_1, \bar{\gamma}_2, \bar{\gamma}_3$ і $\bar{\gamma}_4$.

Далі виконується корекція вейвлет-коефіцієнтів $\bar{\gamma}_4$. Для цього відновлюються відліки зображення

$$\bar{x}_4 = P(\bar{z}_4) + \bar{\gamma}_4, \tag{2.28}$$

де $P(\bar{z}_4)$ - оцінка значень елементів зображення побудована на основі вейвлет-фільтра.

Отримані значення $\bar{x}_4$ оцінюються на основі інтерполюючого фільтра $P_2(\bar{z}_4)$:

$$\hat{\bar{\gamma}}_4 = \bar{x}_4 - P_2(\bar{z}_4). \tag{2.29}$$

У результаті обчислені помилки оцінювання $\hat{\bar{\gamma}}_4$ являють собою скоректовані вейвлет-коефіцієнти, що квантуются і стискаються арифметичним кодером. По квантованным значеннях $\hat{\bar{\gamma}}_4^k$ виконується відновлення вейвлет-коефіцієнтів $\tilde{\bar{\gamma}}_4$ відповідно до виразу

$$\tilde{\bar{\gamma}}_4 = \hat{\bar{\gamma}}_4^k + P_2(\bar{z}_4) - P(\bar{z}_4). \tag{2.30}$$

По вейвлет-коефіцієнтам $\tilde{\bar{\gamma}}_4$ формується множина неповних спостережень $\tilde{\bar{z}}_3$ за аналогією з виразом (2.20) і операція корекції вейвлет-коефіцієнтів повторюється для послідовностей $\bar{\gamma}_3, \bar{\gamma}_2$ і $\bar{\gamma}_1$.

Квантовані послідовності, після корекції, стискаються за допомогою арифметичного кодування, яке на виході генерує потік стиснених даних. Для вейвлет-фільтра та оператора оцінювання доцільно використовувати вирази

[29], які призводять до біортогонального вейвлету 9/7, застосовуваного в стандарті JPEG2000, і є оптимальними для стиснення реальних зображень:

$$\begin{aligned} \gamma_{1,l}^{(1)} &= z_{0,2l+1} + a(z_{1,2l} + z_{1,2l+2}) \\ z_{1,l}^{(1)} &= z_{0,2l} + b(\gamma_{1,l}^{(1)} + \gamma_{1,l-1}^{(1)}) \\ \gamma_{1,l} &= \gamma_{1,l}^{(1)} + c(z_{1,l}^{(1)} + z_{1,l+1}^{(1)}) \\ z_{1,l} &= z_{1,l}^{(1)} + d(\gamma_{1,l} + \gamma_{1,l-1}), \end{aligned} \tag{2.31}$$

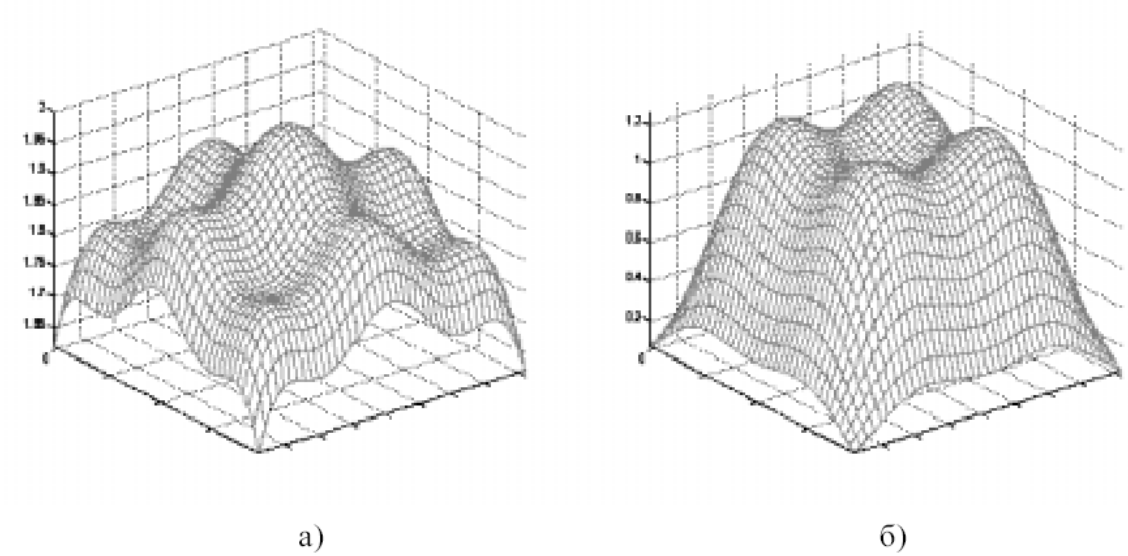
де константи a = -1.586134342, b = -0.05298011854, c = 0.8829110762, d = 0.4435068522.

Вираз (2.31) описує дві операції оцінювання та відновлення. Це дозволяє створити більш ефективний фільтр для згладжування, на основі якого формуються низькочастотні компоненти, порівняно з вейвлет-фільтром, що містить лише одну операцію оцінювання та відновлення. На рисунку 2.6 показано модулі двовимірних частотних характеристик біортогональних вейвлет-фільтрів 9/7 і Коена-Добеши-Фово 5/3, що відповідають заданим коефіцієнтам a = 1/2, b = 1/4, c = 0, d = *0*.

Аналіз частотних характеристик демонструє, що біортогональний вейвлет-фільтр 9/7 має більш виражену дзвоноподібну форму порівняно з фільтром 5/3. Це сприяє утворенню більш корельованих низькочастотних компонент, що в свою чергу призводить до зменшення дисперсії вейвлет-коефіцієнтів і підвищення коефіцієнта стиснення. При корекції вейвлет-коефіцієнтів біортогонального вейвлет-фільтра 9/7 оцінка формується згідно з таким виразом:

$$\hat{z}_{0,2l+1} = -a(z_{1,l} + z_{1,l+1}) - c(z_{1,l} + z_{1,l+1}). \tag{2.32}$$

Коефіцієнти коригувального фільтра P_2 визначаються на основі псевдоградієнтної процедури.



а) б)

а) – біортогональний вейвлет-фільтр 9/7;

б) – біортогональний вейвлет-фільтр 5/3

Рисунок 2.6 – Частотні характеристики біортогональних вейвлет-фільтрів

Отже, запропонована схема кодування з чотирьохрівневою декомпозицією зображення застосовує біортогональний вейвлет-фільтр 9/7, який володіє хорошими властивостями згладжування. Це дозволяє знизити дисперсію вейвлет-коефіцієнтів і підвищити коефіцієнт стиснення. Додатково, така схема дає можливість коригувати вейвлет-коефіцієнти за допомогою двомірних нероздільних фільтрів.

Додатково, така схема дає можливість коригувати вейвлет-коефіцієнти за допомогою двомірних нероздільних фільтрів, що дозволяє гнучко налаштовувати процес стиснення зображень для досягнення оптимального балансу між якістю і ступенем стиснення. Це може бути корисно в умовах обмежених ресурсів зберігання або передавання даних, таких як у системах з високими вимогами до ефективності, як, наприклад, у відеоаналітиці або в реальному часі обробки зображень. В результаті, схема кодування дозволяє

забезпечити високу ефективність стиснення при збереженні високої якості зображень, що робить її придатною для різноманітних застосувань в обробці цифрових зображень.

2.6 Порівняльний аналіз алгоритмів стиснення на основі вейвлет-перетворення та сіткового методу

Розглянутий алгоритм вейвлет-перетворення з корекцією вейвлет-коефіцієнтів буде порівнюватися з біортогональним вейвлет-перетворенням 9/7 [26, 31]. Корекція коефіцієнтів в цьому вейвлет-перетворенні здійснюватиметься за допомогою інтерполюючих фільтрів, коефіцієнти яких обчислюються на основі псевдоградієнтної процедури.

Для тестування використовуватимуться зображення, представлені на рисунку 2.9. Як міру втрат вибрано відносну дисперсію помилки, що визначається за відповідною формулою

$$l = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sigma_x^2} \cdot 100\% \qquad (2.33)$$

де σ_{ε}^2 - дисперсія помилок відновлення,

а σ_x^2 - дисперсія зображення.

У таблиці 2.1 наведені дисперсії помилок оцінювання при втраті відновлення 5% для різних рівнів декомпозиції.

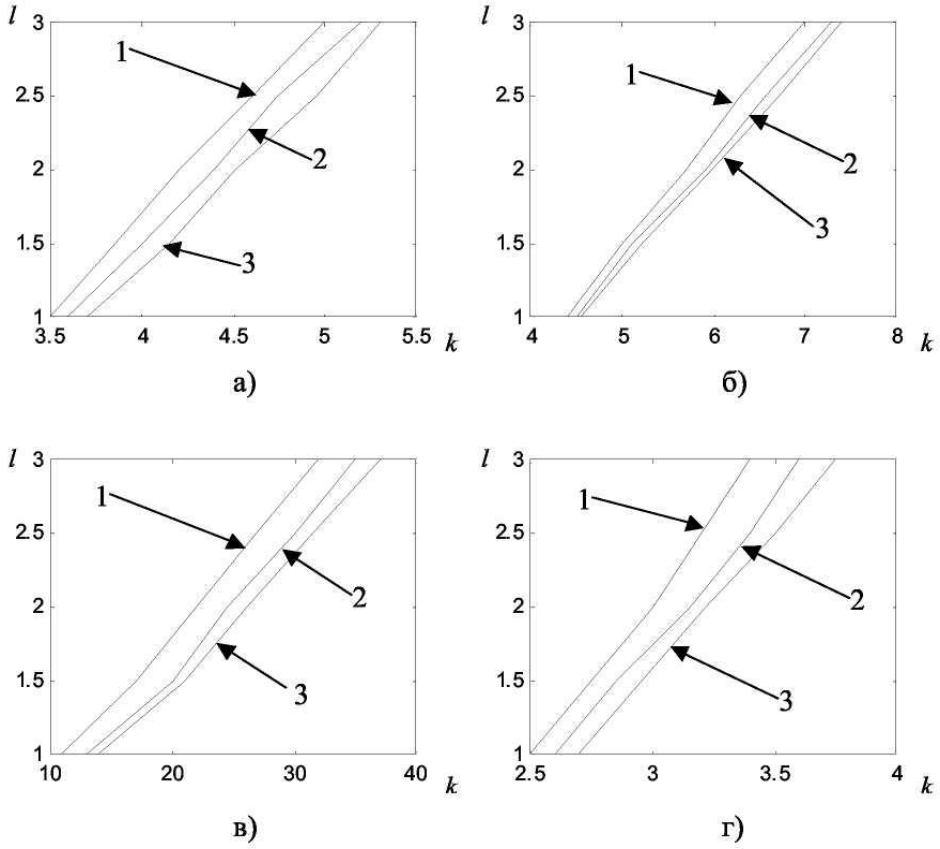
Під першим рівнем декомпозиції розуміються перетворені значення зображення, що відповідають сітці з кроком в один відлік. Другий рівень відповідає перетворенню значень, що знаходяться у вузлах сітки з кроком у

два відліки, і так далі.

Таблиця 2.1 – Дисперсії помилок оцінювання при втраті відновлення 5% для різних рівнів декомпозиції тестових зображень

Метод оцінювання	1-й рівень декомпозиції	2-й рівень декомпозиції	3-й рівень декомпозиції	4-й рівень декомпозиції
Без корекції вейвлет-коефіцієнтів	а) 151 б) 76 в) 34 г) 501	а) 368 б) 187 в) 150 г) 540	а) 720 б) 366 в) 345 г) 843	а) 1238 б) 670 в) 633 г) 1075
З корекцією вейвлет-коефіцієнтів	а) 142 б) 72 в) 30 г) 492	а) 357 б) 176 в) 141 г) 534	а) 708 б) 353 в) 326 г) 821	а) 1202 б) 651 в) 611 г) 1044

Аналіз таблиці 2.1 показує, що дисперсії вейвлет-коефіцієнтів менші порівняно з дисперсіями помилок оцінки в сітковому методі. Це пояснюється тим, що в ліфтинговій схемі оцінки виконуються на основі точних значень елементів зображення, які не містять шуму, що характерно для методу ICI. Таблиця 2.1 також демонструє, що дисперсії коригованих вейвлет-коефіцієнтів є меншими, ніж у початкових значень. Це дозволяє знизити ентропію квантованих даних, що сприяє покращенню коефіцієнта стиснення. Результати стиснення тестових зображень зображені на рисунку 2.9.



1 - вейвлет-кодер без корекції вейвлет-коефіцієнтів;

2 - вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів;

3 - архіватор MrSID

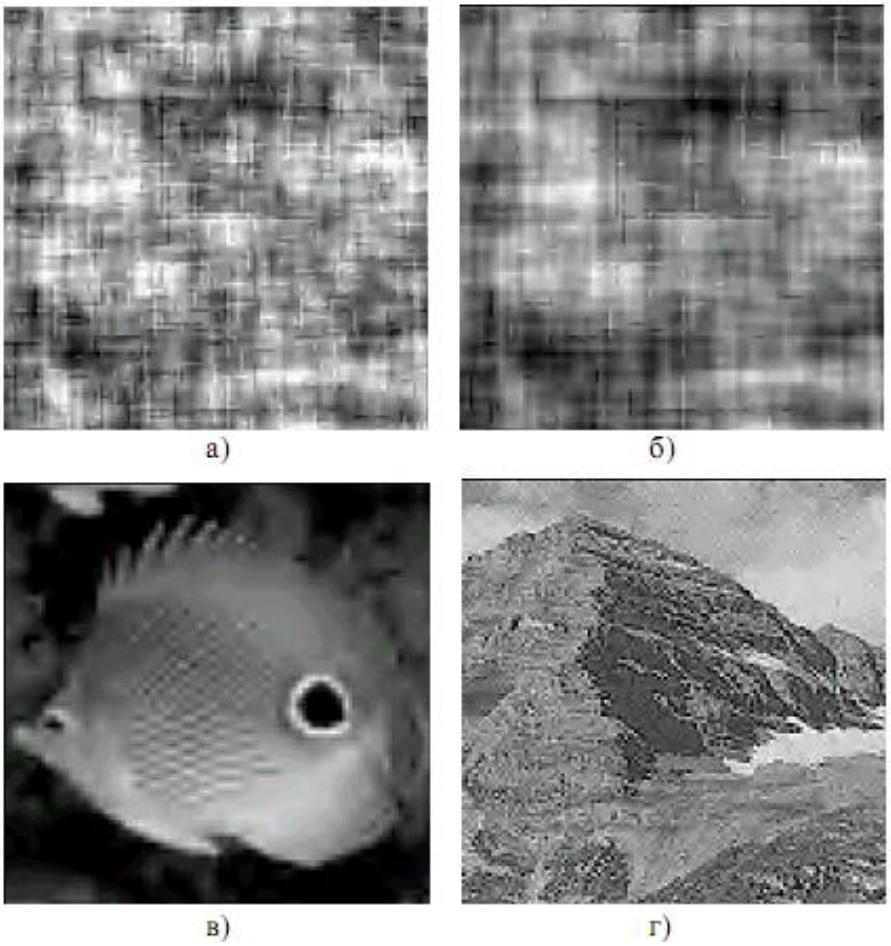
а), б), в), г) – тестові зображення

Рисунок 2.9 – Результати стиснення тестових зображень

Аналіз результатів стиснення показує, що коефіцієнти стиснення для вейвлет-кодера з корекцією помилок оцінки покращуються на 3-7% у порівнянні з аналогічним вейвлет-кодером без корекції вейвлет-коефіцієнтів. Це можна пояснити, по-перше, різницею між моделями тестових зображень та тією моделлю, яку описує інтерполюючий вейвлет-фільтр, і, по-друге, застосуванням покращеної оцінки за допомогою нероздільного фільтра H2. Алгоритм MrSID демонструє кращі результати стиснення на 2-6% у порівнянні з запропонованим алгоритмом, але його обчислювальна

складність вища приблизно на 50% у порівнянні з вейвлет-кодером з корекцією вейвлет-коефіцієнтів.

Візуальна оцінка відновлених зображень показує результати на рисунку 2.10, де представлені зображення з втратами 5%.

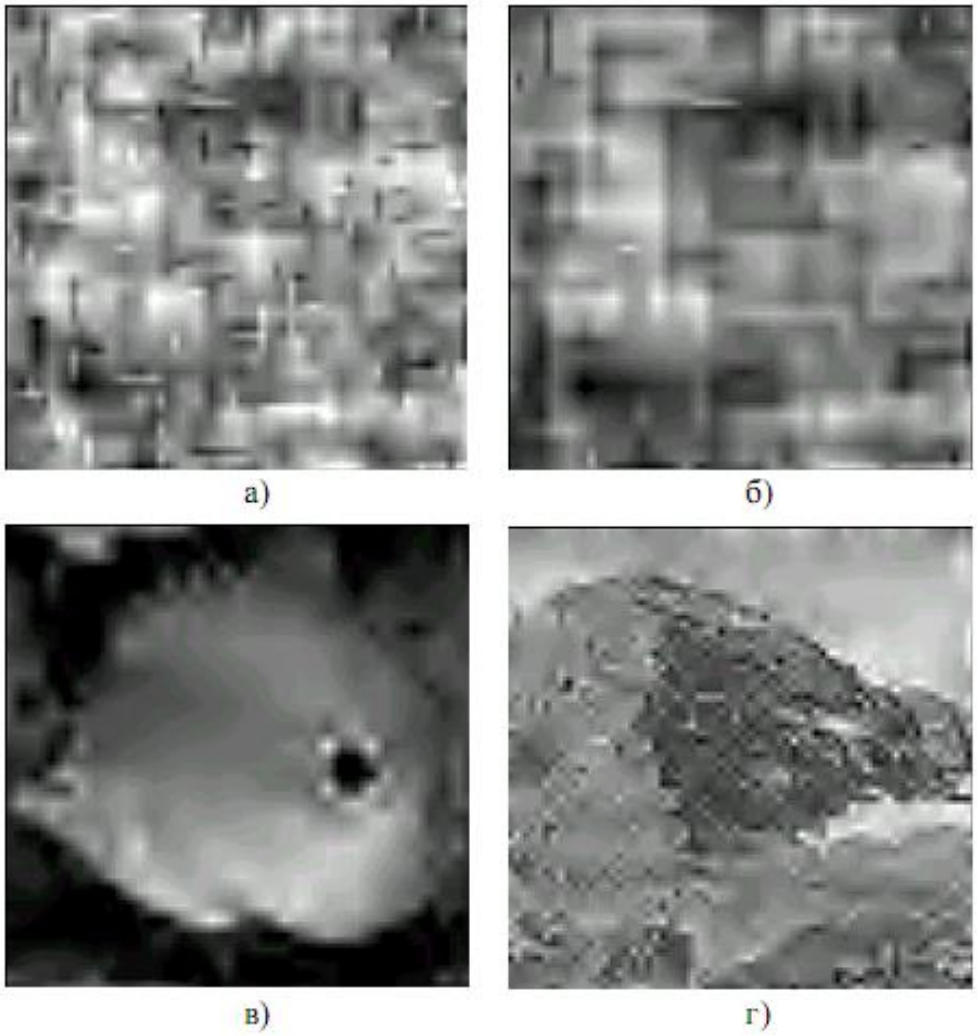


а), б), в), г) – тестові зображення

Рисунок 2.10 – Результати відновлення тестових зображень із втратами 5%

Аналіз наведеного рисунку показує, що відновлені зображення майже не відрізняються від оригінальних. Однак спостерігається деяке їх згладжування, що пов'язано з квантуванням вейвлет-коефіцієнтів і втратою частини високочастотної інформації. При цьому, на відміну від сіткового алгоритму, візуальна якість відновлених зображень є кращою завдяки відсутності слабокорельованих елементів.

Оцінимо візуальну якість відновлених зображень при втратах 20%, що представлені на рисунку 2.11.



а), б), в), г) – тестові зображення

Рисунок 2.11 – Результати відновлення тестових зображень із втратами 20%

Аналіз наведеного рисунка показує, що відновлені зображення мають більш згладжену структуру, що пояснюється більш грубим квантуванням вейвлет-коефіцієнтів і зменшенням високочастотної інформації. Водночас, порівняно з аналогічними результатами відновлення за допомогою сіткового методу, візуальна якість зображень є кращою завдяки відсутності слабокорельованих пікселів, характерних для сіткового алгоритму.

Таким чином, для стиснення зображень, орієнтованих на подальше візуальне сприйняття, доцільніше використовувати алгоритми, основані на вейвлет-перетворенні.

Як зазначалося раніше, результати кодування сітковими методами та вейвлет-перетворенням залежать від вибору міри втрат. Для порівняння буде проведено аналіз стиснення тестових зображень, представлених на рисунку 2.9, за критерієм мінімізації максимальної помилки:

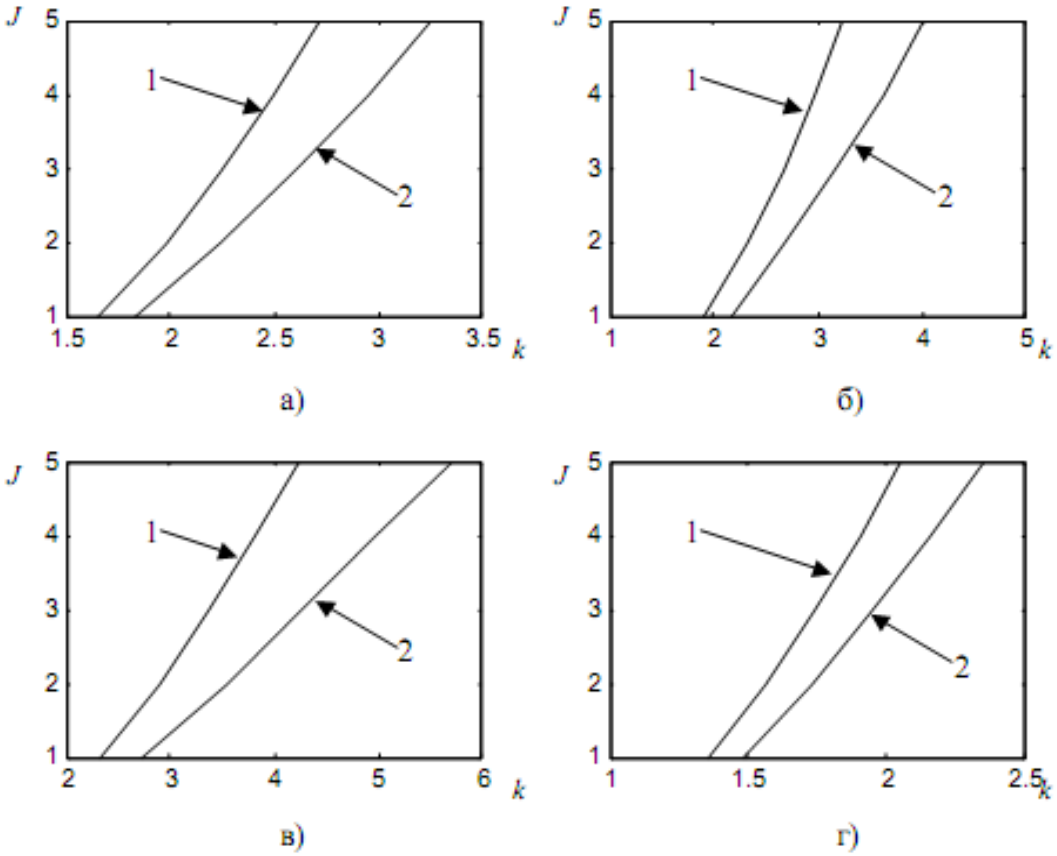
$$J = \max_{i,\,j} \left| x_{ij} - \hat{x}_{ij} \right| \tag{2.34}$$

де x_{ij} - істинне значення елемента зображення;

$\hat{x}_{ij}$ - відновлене значення елемента зображення.

Результати стиснення тестових зображень представлені на рисунку 2.12.

Порівняльний аналіз стиснення тестових зображень показує перевагу сіткового методу, який забезпечує на 10-20% більший коефіцієнт стиснення порівняно з вейвлет-перетворенням. Отримані результати можна пояснити різною структурою алгоритмів стиснення. У сітковому методі оцінка елементів нижчого рівня здійснюється на основі відновлених елементів вищих рівнів, внаслідок чого помилка відновлення обумовлюється шумом квантування. У вейвлет-перетворенні сигнал розкладається по базисних функціях, і квантування вейвлет-коефіцієнтів призводить до апроксимації початкового сигналу, що мінімізує середньоквадратичне відхилення. Однак при цьому різниця між окремими відліками може бути значною.



1 - біортогональне ВП 9/7;

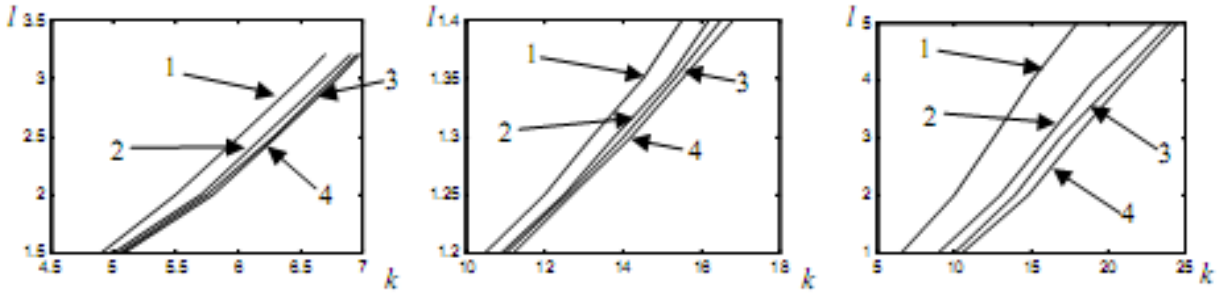
2 - сітковий метод із псевдоградієнтним оцінюванням

а), б), в), г) – тестові зображення

Рисунок 2.12 – Результати стиснення тестових зображень

Запропонований алгоритм із корекцією вейвлет-коефіцієнтів демонструє перевагу в коефіцієнтах стиснення на 5-10% при квадратичній функції втрат порівняно з сітковим методом. Важливим завданням є визначення класів зображень, для яких даний алгоритм забезпечує найбільший виграш або, навпаки, найбільший програш у порівнянні з відомими алгоритмами JPEG та JPEG2000. Для цього обрано тестові зображення (рисунок 2.11).

Результати статистичного моделювання представлені на рисунку 2.13.



1 - JPEG; 2 - JPEG2000; 3 – вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів; 4 - архіватор MrSID

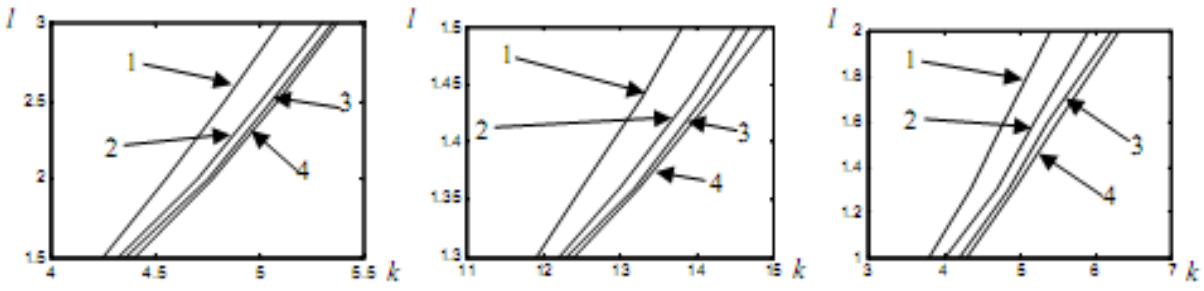
а), б), в) – тестові зображення

Рисунок 2.13 – Результати статистичного моделювання алгоритмів стиснення однорідних випадкових полів.

На осі абсцис відкладено коефіцієнт стиснення, а на осі ординат — втрати, розраховані за формулою (2.16). Аналіз результатів статистичного моделювання для стаціонарних тестових зображень показує, що вейвлет-кодер із корекцією вейвлет-коефіцієнтів забезпечує на 5-7% вищий коефіцієнт стиснення порівняно з алгоритмом JPEG2000 для хвильової моделі зображення. Це зумовлено кращою точністю оцінювання невідомих елементів за допомогою двовимірних нероздільних фільтрів, на відміну від алгоритмів JPEG та JPEG2000, які використовують роздільні перетворення для аналізу й синтезу сигналу, що кодується. Алгоритм MrSID забезпечує на 3-5% вищі результати стиснення порівняно з вейвлет-кодером із корекцією вейвлет-коефіцієнтів.

Для випадкових полів Хабібі застосування нероздільних фільтрів не дає значного виграшу, оскільки задовільні результати можна отримати з використанням роздільних фільтрів. Проміжні результати стиснення виходять для моделі зображення з кратними коренями. Окрім властивостей, пов’язаних з ізотропією, виділяються також неоднорідні випадкові поля,

представлені на рисунку 2.14, де наведено результати статистичного моделювання.



а) б) в)

1 - JPEG; 2 - JPEG2000; 3 - вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів; 4 - архіватор MrSID

а), б), в) – тестові зображення

Рисунок 2.14 – Результати статистичного моделювання алгоритмів стиснення неоднорідних випадкових полів

Аналіз результатів статистичного моделювання для неоднорідних тестових зображень, як і для однорідних, показує, що вейвлет-кодер із корекцією вейвлет-коефіцієнтів забезпечує на 2-3% кращий коефіцієнт стиснення для хвильової моделі зображення в порівнянні з алгоритмом JPEG2000. Це зумовлено гладкістю та ізотропним характером синтезованого зображення, для якого двовимірні нероздільні фільтри ефективніше враховують кореляційні зв'язки між сусідніми елементами. Алгоритм MrSID показує на 2-4% кращі результати порівняно з вейвлет-кодером із корекцією вейвлет-коефіцієнтів. Порівняння стиснення для однорідних і неоднорідних випадкових полів показує, що запропонований алгоритм дає перевагу для однорідних зображень. Отже, найбільші коефіцієнти стиснення досягаються для однорідних ізотропних випадкових полів.

2.7 Висновки до розділу 2

У цьому розділі розглянуто застосування ліфтингових схем для розробки модуля стиснення зображень в банкоматі. Ліфтингова схема є потужним інструментом для обробки зображень та їх стиснення, що може значно покращити ефективність роботи банкомату, зокрема у процесах обробки та збереження зображень чеків, документів чи ідентифікаційних карток.

Порівняння ліфтингової схеми з традиційними сітковими методами показало, що ліфтингова схема забезпечує швидше обчислення коефіцієнтів та кращу компресію зображень, що дозволяє заощадити пам'ять і пропускну здатність, що є критично важливим для вбудованих систем, таких як банкомати. Важливим аспектом є можливість корекції вейвлет-коефіцієнтів, що дозволяє досягати високої якості відновлення зображень, навіть при високому ступені стиснення, що важливо для точності зчитування даних з документів.

Модуль стиснення на основі ліфтингової схеми може знижувати витрати на зберігання даних і пришвидшувати процес обробки зображень, що, у свою чергу, покращує загальну ефективність роботи банкомату. Це є особливо корисним при обробці великих обсягів даних, таких як зображення чеків або документів, які використовуються для ідентифікації користувачів або верифікації транзакцій.

Таким чином, використання ліфтингових схем у системах стиснення зображень в банкоматах має значний потенціал для підвищення продуктивності та зменшення витрат на апаратне забезпечення, при цьому забезпечуючи високу якість відновлення зображень для точного подальшого аналізу і обробки.

3 СТРУКТУРА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ МОДУЛЯ СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Вимоги до інтерфейсів

Для того щоб забезпечити надійність, масштабованість і зручність використання програми, інтерфейси повинні відповідати таким вимогам.

Загальні вимоги до інтерфейсів:

- Модульність: Інтерфейси мають бути побудовані таким чином, щоб кожен компонент програми був легко замінним і незалежним від інших компонентів. Це дозволить без проблем оновлювати або змінювати окремі модулі.
- Мінімальна затримка: Інтерфейс повинен забезпечувати швидке завантаження, обробку та збереження зображень, що є критичним для систем відеоспостереження банкоматів.
- Відстеження помилок: Програма повинна мати зручний механізм обробки помилок з виведенням зрозумілих повідомлень (наприклад, проблеми із завантаженням чи збереженням файлів).

Інтерфейс завантаження зображення.

- Функція: Завантажує зображення у відтінках сірого для подальшої обробки.
- Вхідні параметри:
  - Шлях до файлу зображення (тип: string).
  - Змінна для збереження зображення (тип: Mat або аналог для зберігання зображень).
- Вихідні дані: Зображення у відтінках сірого, завантажене у відповідний формат.
- Повідомлення про помилки: Якщо файл не знайдено або неможливо завантажити, повинно видаватись відповідне повідомлення.

Інтерфейс ліфтингового вейвлет-перетворення.

- Функція: Застосовує дискретне вейвлет-перетворення для стиснення зображення.
- Вхідні параметри:
  - Вектор пікселів або масив піксельних даних (тип: vector<float> або array).
- Вихідні дані: Перетворений вектор пікселів після виконання вейвлет-перетворення.
- Особливі вимоги: Система повинна мати можливість працювати з різними рівнями ліфтингової схеми для забезпечення різного рівня стиснення.

Інтерфейс стиснення даних.

- Функція: Відкидає малозначущі коефіцієнти на основі порогового значення для досягнення стиснення.
- Вхідні параметри:
  - Вектор або масив перетворених пікселів (тип: vector<float> або array).
  - Порогове значення для стиснення (тип: float).
- Вихідні дані: Вектор пікселів після стиснення, з видаленими малозначущими коефіцієнтами.
- Особливі вимоги: Динамічний вибір порогового значення для регулювання ступеня стиснення.

Інтерфейс зворотного ліфтингового перетворення.

- Функція: Відновлює вихідне зображення після стиснення шляхом виконання зворотного вейвлет-перетворення.
- Вхідні параметри:
  - Вектор або масив піксельних даних (тип: vector<float> або array).
- Вихідні дані: Відновлений вектор або масив піксельних значень після зворотного перетворення.

Інтерфейс збереження зображення.

- Функція: Зберігає стиснене або відновлене зображення у файлі.
- Вхідні параметри:
  - Шлях до файлу, куди потрібно зберегти зображення (тип: string).
  - Масив піксельних даних або зображення у відповідному форматі (тип: Mat).
- Вихідні дані: Створює зображення у файлі або виводить повідомлення про помилку.
- Особливі вимоги: Підтримка різних форматів зображень (JPEG, PNG) для стиснених файлів.

Інтерфейс моніторингу та керування стисненням.

- Функція: Відображає ключові параметри стиснення і дозволяє змінювати налаштування порогу.
  - Вхідні параметри: порогове значення стиснення (тип: float).
- Вихідні дані: Інформація про поточний розмір файлу до і після стиснення, швидкість стиснення, а також можливість регулювання порогу.
- Особливі вимоги: Інтерфейс має бути простим для оператора і забезпечувати зручний контроль якості зображення.

Інші вимоги:

- Масштабованість: Програма повинна підтримувати можливість роботи з різними розмірами зображень, від низької до високої роздільної здатності.
- Захист даних: Важливо, щоб програма мала можливість виявляти і реагувати на будь-які пошкодження даних під час стиснення або розпаковки, особливо в умовах банкоматного відеоспостереження.
- Реальна обробка: Оскільки система відеоспостереження банкоматів часто працює в реальному часі, необхідно забезпечити максимально можливу ефективність стиснення і швидкість відновлення зображень.

Ці вимоги допоможуть забезпечити високу ефективність програми та гарантувати її надійність у критично важливих застосунках, таких як системи відеоспостереження банкоматів.

3.2 Розробка структури програмного забезпечення модуля стиснення зображень

Модуль стиснення зображень призначений для обробки зображень формату BMP або з буфера обміну в градаціях сірого. Основна мета модуля полягає в реалізації ефективного стиснення зображень за допомогою вейвлет-перетворення, квантування та арифметичного кодування. Користувач має можливість налаштувати параметри кодування, а також отримати інформацію про ступінь стиснення та час, витрачений на процеси стиснення та відновлення зображення.

Структура програмного забезпечення складається з наступних основних компонентів:

- Користувацький інтерфейс (UI): забезпечує взаємодію користувача з програмою, дозволяє завантажувати зображення, налаштовувати параметри стиснення та відображати результати.
- Алгоритм кодування: реалізує чотири етапи:
  - Вейвлет-декомпозиція зображення.
  - Квантування помилок оцінювання.
  - Арифметичне кодування.
  - Відновлення зображення.
- Система обробки даних: відповідає за обчислення вейвлет-коефіцієнтів, їх квантування та відновлення зображення.
- Модуль збереження: відповідає за збереження виходу в файл та обчислення коефіцієнта стиснення.

Структура роботи підсистеми відеоспостереження з модулем стиснення зображень представлена на рисунку 3.1.

Рисунок 3.1 – Структура роботи підсистеми відеоспостереження з модулем стиснення зображень

Опис основних етапів структури:

1. Камери спостереження
   - Початковий етап. Камери отримують відеопотік у режимі реального часу.
2. Модуль обробки зображень
   - Відеопотік передається на обробку. Цей модуль виконує аналіз і попередню обробку кадрів.

3. Модуль стиснення зображень
   – Оброблені кадри надходять у модуль стиснення, де вони стискаються для зменшення обсягу даних.
4. Сховище даних
   – Стиснуті відеодані зберігаються в базі або сховищі для подальшого використання.
5. Інтерфейс моніторингу
   – Надає доступ до збережених даних або до відеопотоку в реальному часі. Це фінальний етап, де користувачі можуть переглядати і аналізувати відео.

Схема показує ефективний ланцюг від захоплення даних до їх зберігання й аналізу.

Діаграма класів представлена на рисунку 3.2.

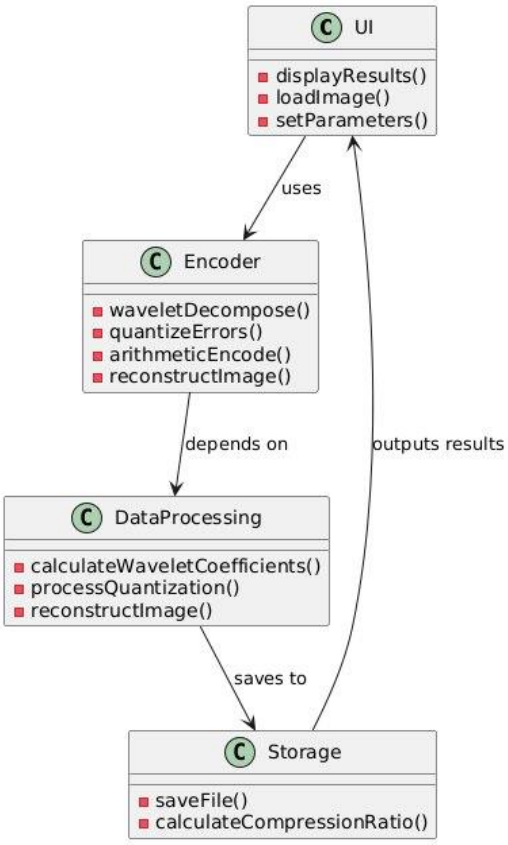


Рисунок 3.2 – Діаграма класів процесу стиснення

Діаграма варіантів використання наведена на рисунку 3.3.

Рисунок 3.3 – Діаграма варіантів використання стиснення цифрового зображення

Use case діаграма підсистеми відеоспостереження з модулями фільтрації та стиснення зображень наведена на рисунку 3.4.

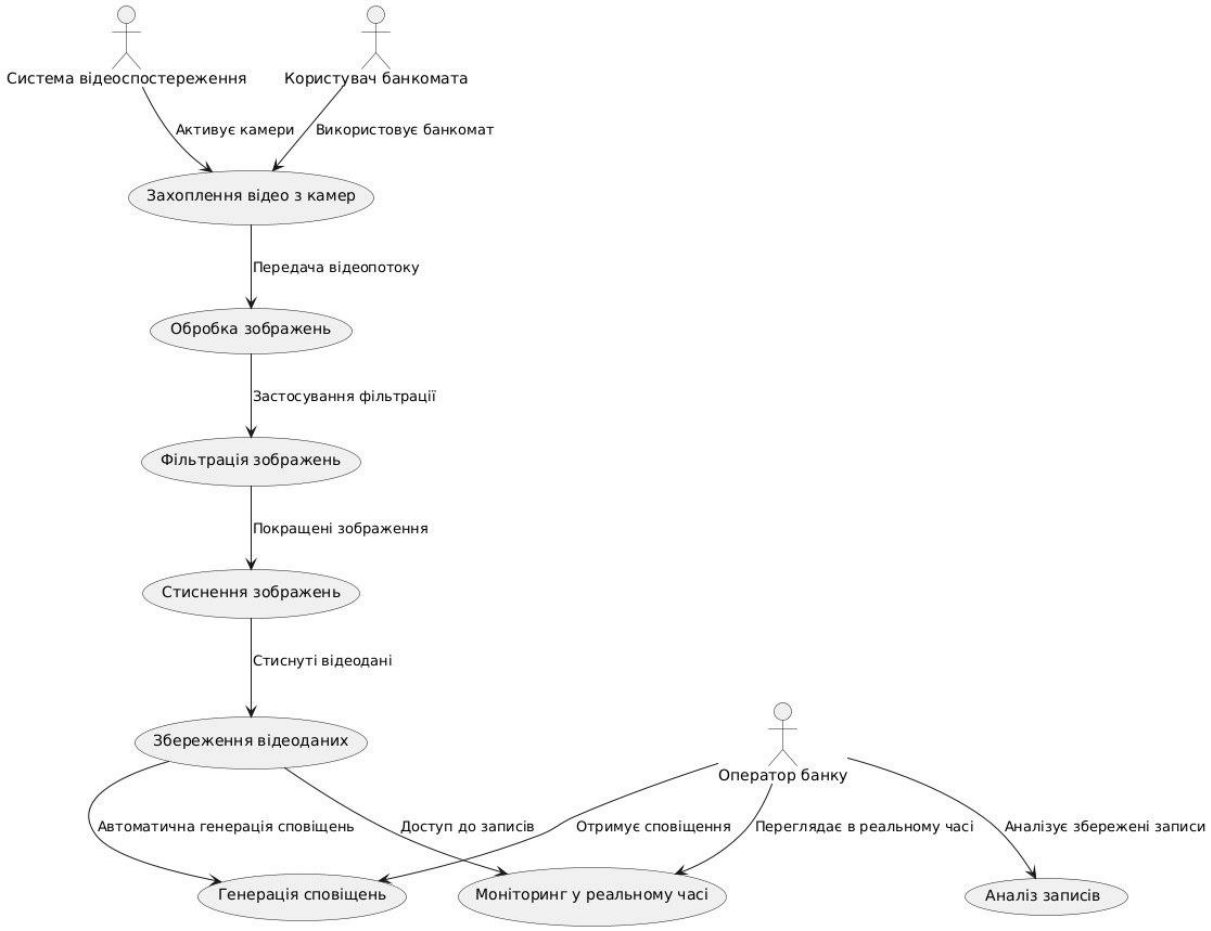


Рисунок 3.4 – Use case діаграма підсистеми відеоспостереження з модулями фільтрації та стиснення зображень наведена на рисунку

Програмний пакет має багатодокументний інтерфейс, що дозволяє відображати на екрані відразу декілька зображень і незалежно працювати з кожним із них. Програма реалізована на об'єктно-орієнтованій мові Microsoft Visual C + + і працює на платформі Windows (рисунок 3.5).

Представлена програма дозволяє виконувати наступні операції: завантажувати різні зображення у форматі BMP розміром 128x128 відліків з 256 градації сірого; вибирати або критерій мінімуму максимальної помилки, або квадратичну функцію втрат; використовувати класичну ліфтінговую схему або модифіковану з використанням двовимірних інтерполюючих фільтрів, коефіцієнти яких підбираються за допомогою псевдоградієнтної

процедури; задавати крок квантування незалежно для кожного рівня декомпозиції; визначати час, ступінь стиснення та величину втрат для кожного зображення, що кодується.

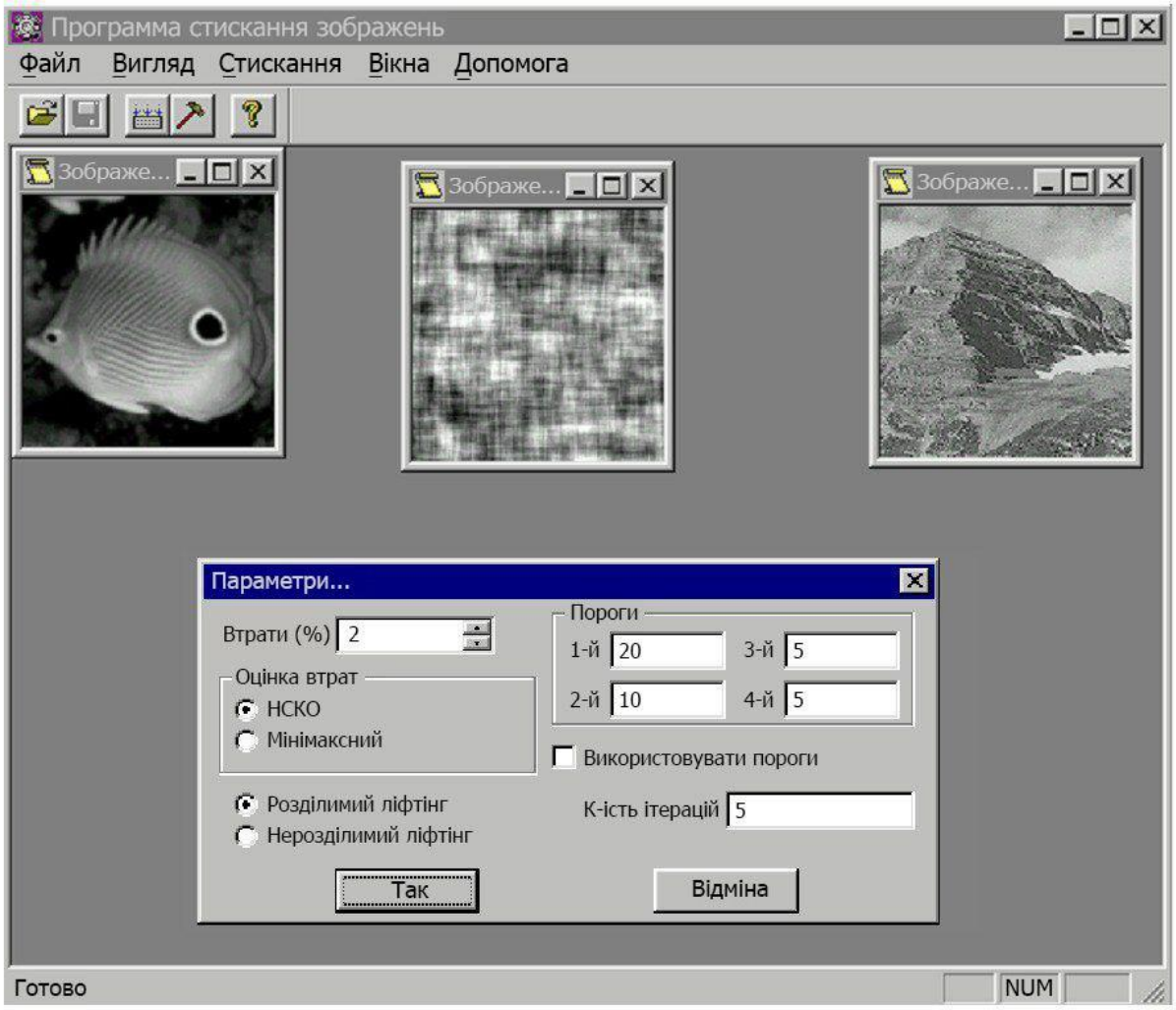


Рисунок 3.5 – Інтерфейс програми

Робота з представленою програмою відбувається в наступному порядку. Спочатку користувач вибирає зображення, з яким він буде працювати. Це може бути файл у форматі BMP (Windows Bitmap) або вміст буфера Clipboard. Графічний файл і вміст Clipboard повинні бути представлені в градаціях сірого кольору і мати розмір 128x128 відліків.

Додане зображення надходить на вхід алгоритму кодування і обробляється відповідно до встановлених користувачем параметрів кодування. Після виконання чотирирівневої декомпозиції зображення помилки оцінювання квантуються рівномірним скалярним квантувачем та ущільнюються арифметичним кодером. Результат зберігається в вихідний файл і визначається коефіцієнт стиснення за формулою:

$$k = \frac{128 \cdot 128}{size} = \frac{16384}{size}, \tag{3.1}$$

де $size$ - розмір ущільнених даних.

На останньому етапі роботи програми здійснюється відновлення зображення по квантованим помилкам оцінювання або вейвлет - коефіцієнтам. Отримане зображення відображується на екрані та обчислюється час, витрачений на стиснення і на відновлення в мілісекундах.

Біортогональне вейвлет-перетворення з набором фільтрів 9/7, які вважаються одними з найкращих для стиснення зображень, реалізовано в програмі BiorWav в середовищі MatLab фірми MathWorks Inc., що працює в операційних середовищах Windows і UNIX. На вхід програми подається зображення в будь-якому з форматів, що підтримуються середовищем MatLab, розміром 128x128 відліків з 256 градації сірого. Потім, на основі векторно-матричних операцій здійснюється обчислення вейвлет-коефіцієнтів і їх квантування за допомогою скалярного квантування. Варіюючи крок квантування для кожного рівня декомпозиції можна проводити дослідження залежності ступеня стиснення від втрат. На останньому етапі роботи програми виконується відновлення зображення по квантованим вейвлет-коефіцієнтами та відображення відновленого зображення на екрані.

3.3 Експериментальні дослідження

Для оцінки результатів алгоритму не тільки по ефективності стиснення, але і за ступенем достовірності відновлення зображення використовується критерій відношення пікового значення сигналу до шуму (PSNR – peak signal-to-noise ratio):

$$PSNR = -10\log_{10}\left(\frac{MSE}{S^2}\right) \tag{3.2}$$

де *MSE* – середньоквадратична помилка дорівнює сумі квадратів різниці між оригіналом і відновленим зображенням;

S – максимальне значення пікселя.

Причому

$$MSE = \frac{1}{MN}\sum_{m=0}^{M}\sum_{n=0}^{N}\left|x(m,n) - \hat{x}(m,n)\right|^2 \tag{3.3}$$

Для оцінки ефективності стиснення використовується поняття коефіцієнта стиснення. Цей коефіцієнт обчислюється як відношення розміру вхідного потоку до розміру вихідного потоку. Якщо значення коефіцієнта більше одиниці, це позначає стиснення, а якщо менше одиниці – розширення. На рисунку 3.6 представлено зображення "goldhill.pgm".

Рисунок 3.6 – Зображення "goldhill.pgm" розмірністю 512 х 512, довжина коду зображення 262 180 байт

Результати роботи звичайного методу вейвлет-стиснення зображень з використанням різної кількості вейвлет-коефіцієнтів зведені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати роботи стандартного методу вейвлет-стиснення зображень із використанням різної кількості вейвлет-коефіцієнтів.

Тип стиснення	Довжина коду	Коефіцієнт стиснення	PSNR
Звичайне вейвлет стиснення з 5% вейвлет коефіцієнтів	65551	3,99963	24,73599
Звичайне вейвлет стиснення з 15% вейвлет коефіцієнтів	196626	1,33339	31,47907
Звичайне вейвлет стиснення з 25% вейвлет коефіцієнтів	327696	0,80007	34,64534

Таблиця 3.2 надає результати роботи розробленого алгоритму вейвлет-стиснення зображень за різних кількостей вейвлет-коефіцієнтів. Додатково, ці результати ілюструються на рисунках 3.7 та 3.8.

Таблиця 3.2 – Результати роботи розробленого алгоритму вейвлет-стиснення зображень із використанням різних кількостей вейвлет-коефіцієнтів

Тип стиснення	Довжина коду	Коефіцієнт стиснення	PSNR
Розроблений алгоритм стиснення з 5% вейвлет коефіцієнтів	52980	4,94866	24,73181
Розроблений алгоритм стиснення з 15% вейвлет коефіцієнтів	153724	1,70552	31,47828
Розроблений алгоритм стиснення з 25% вейвлет коефіцієнтів	234324	1,11888	34,64219

Рисунок 3.7 – Зображення "goldhill.pgm", оброблене за допомогою розробленого алгоритму кодування-декодування на основі вейвлет-перетворення, при використанні 5% найбільших вейвлет-коефіцієнтів

Рисунок 3.8 – Зображення "goldhill.pgm", оброблене розробленим алгоритмом кодування-декодування на основі вейвлет-перетворення, із використанням 15% найбільших вейвлет-коефіцієнтів

Отримані результати свідчать про те, що зі збільшенням розміру стиснутого зображення ефективність простого методу вейвлет-стиснення зменшується. У той же час застосування розробленого алгоритму дозволяє зберегти ефективність стиснення навіть при зростанні розміру зображення.

Результати роботи програми наведені в додатку Б.

3.4 Висновки до розділу 3

У цьому розділі описано вимоги до інтерфейсів та структуру програмного забезпечення модуля стиснення зображень. Інтерфейси є ключовими компонентами, що забезпечують зручність використання програми, ефективну взаємодію між модулями та підвищення продуктивності системи загалом. Модульність інтерфейсів дозволяє легко

замінювати або оновлювати окремі частини програми, що є важливою вимогою для забезпечення надійності та масштабованості системи.

Загальні вимоги до інтерфейсів включають швидке завантаження та обробку зображень, зручне відстеження помилок, мінімізацію затримок у системі, що є критичним для програм, таких як відеоспостереження банкоматів. Крім того, програма повинна забезпечувати високий рівень захисту даних, особливо в умовах реальної роботи системи, коли помилки стиснення або відновлення можуть мати серйозні наслідки.

Структура програмного забезпечення для стиснення зображень передбачає багаторівневу декомпозицію зображення, квантування вейвлет-коефіцієнтів та їх стиснення за допомогою арифметичного кодування. Важливою характеристикою програми є можливість дослідження різних методів стиснення, таких як класична ліфтингова схема або модифікована схема з використанням інтерполюючих фільтрів.

Для кращої ефективності у програмі використовується біортогональне вейвлет-перетворення з фільтрами 9/7, яке було визнане одним із найкращих методів для стиснення зображень. Це дає змогу досягти високого ступеня стиснення при збереженні достатньо високої якості відновленого зображення. Важливо також, що програма дозволяє проводити дослідження залежності ступеня стиснення від втрат при варіюванні кроку квантування для кожного рівня декомпозиції.

ВИСНОВКИ

Під час виконання роботи було успішно спроєктовано та розроблено підсистему обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату. У ході дослідження було проведено аналіз сучасних методів стиснення зображень, який дозволив виявити, що традиційні методи, такі як JPEG, не забезпечують достатньої ефективності при роботі з відеоінформацією високої роздільної здатності, що характерно для систем відеоспостереження банкоматів.

У другій частині роботи було вивчено застосування вейвлет-перетворень для стиснення зображень у контексті систем відеоспостереження, зокрема банкоматів. Було встановлено, що вейвлет-перетворення дозволяють досягти високої якості відновлених зображень при значному зменшенні об'єму даних. Особливу увагу було приділено застосуванню біортогональних вейвлетів, що забезпечують хороше згладжування та підвищення коефіцієнта стиснення.

В результаті було розроблено метод стиснення зображень на основі вейвлет-перетворення з корекцією вейвлет-коефіцієнтів. Цей метод був адаптований для специфіки відеоспостереження банкоматів, де важливо зберегти не тільки високу якість зображень, але й забезпечити ефективне використання обмежених ресурсів зберігання та передачі даних. Метод включає в себе адаптацію алгоритмів стиснення до реальних умов роботи систем відеоспостереження та оптимізацію параметрів стиснення для досягнення найкращого співвідношення між якістю та ефективністю.

Було проведено експериментальну оцінку ефективності розробленого методу стиснення, яка показала на 5-7% кращі коефіцієнти стиснення порівняно з традиційними методами, а також покращення візуальної якості відновлених зображень у порівнянні з іншими методами стиснення, такими як JPEG і сіткові методи.

Задля впровадження результатів у реальні умови, було створено алгоритмічне та програмне забезпечення для модуля стиснення зображень. Це програмне забезпечення включає інтерфейс для налаштування параметрів стиснення та інтеграції з системою відеоспостереження банкоматів, що забезпечує ефективну та надійну обробку зображень в режимі реального часу.

Отже, усі поставлені завдання були успішно вирішені. Розроблена підсистема стиснення зображень на основі вейвлет-перетворень має високу ефективність, що робить її корисною для впровадження в системи відеоспостереження банкоматів та інших застосувань, де потрібна надійна обробка великих обсягів відеоінформації з високими вимогами до якості та стиснення даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2017). Digital Image Processing. Pearson Education.
2. Бойко В. М. Стиснення зображень в системах обробки даних / В. М. Бойко, Н. С. Лавріненко. — К. : КНУ, 2011. — 180 с.
3. Тарасенко О. А. Алгоритми стиснення зображень: основи та застосування / О. А. Тарасенко. — К. : НТУ, 2014. — 235 с.
4. Греков О. А. Методики стиснення зображень: порівняння та оцінка / О. А. Греков. — К. : АТ "Промінь", 2015. — 112 с.
5. Koo D.H., Lee H.K. Fast Image Compression Using the Huffman Coding Technique. – Journal of Applied Sciences. – 2009. – 9(15). – URL: https://scialert.net/abstract/?doi=jas.2009.2904.2907
6. Wang Y., Wu J. Image Compression Based on the Improved Huffman Coding Algorithm. – Journal of Electrical Engineering and Automation. – 2013. – 1(1). – URL: http://www.scienceline.net/journal/index.php?journal=jeea
7. Kaur P., Kaur S. A Survey of Image Compression Techniques. – International Journal of Computer Applications. – 2015. – 115(1). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume115/number1/20086-9716
8. Sinha S., Sharma P. Image Compression Techniques: A Survey. – International Journal of Computer Science and Mobile Computing. – 2012. – 1(4). – URL: http://www.ijcsmc.com/
9. Zhang Y.J., Zhang X. Image Compression Algorithm Based on Hybrid Fuzzy Clustering. – International Journal of Image Processing. – 2012. – 6(5). – URL: http://www.cscjournals.org/manuscript/Journals/IJIP/Volume6/Issue5/IJIP-166.pdf
10. Bhandari A., Dey A. Review on Image Compression Techniques and its Applications. – International Journal of Engineering Research and

Applications. – 2016. – 6(6). – URL: http://www.ijera.com/papers/Vol6_issue6/Part%20-3/E0606325351.pdf

11. Zhang J., Gao H. Review on Image Compression and Analysis Techniques. – International Journal of Advanced Computer Science and Applications. – 2013. – 4(8). – URL: https://thesai.org/Publications/ViewPaper?PaperID=728
12. Wang C., Li F. The Research of Image Compression Algorithm Based on Transform Coding. – Journal of Image and Graphics. – 2014. – 2(3). – URL: http://www.scirp.org/journal/paperinformation.aspx?paperid=45414
13. Греков О. А. Методики стиснення зображень: порівняння та оцінка / О. А. Греков. — К. : АТ "Промінь", 2015. — 112 с.
14. Хоменко І. А. Сучасні методи стиснення зображень / І. А. Хоменко. — Л. : ЛНУ, 2013. — 95 с.
15. Коваленко Т. О. Стиснення зображень за допомогою вейвлет-перетворення / Т. О. Коваленко, О. В. Крамаренко. — К. : НТУ, 2017. — 160 с.
16. Чередниченко О. С. Алгоритми для стиснення зображень / О. С. Чередниченко, С. І. Станіславський. — К. : НУ "Київський політехнічний інститут", 2016. — 130 с.
17. Дьяченко О. А. Методи стиснення зображень: теорія і практика / О. А. Дьяченко, Л. М. Костюченко. — К. : Наукова думка, 2019. — 118 с.
18. Бондар Т. С. Стиснення зображень з використанням нейронних мереж / Т. С. Бондар, А. В. Грищенко. — К. : НТУ, 2019. — 160 с.
19. Мельник О. П. Обробка зображень: основи теорії та практики / О. П. Мельник. — Львів : ЛНУ, 2018. — 240 с.
20. Лебедєв В. О. Нові технології стиснення зображень / В. О. Лебедєв. — Х. : ХНУ, 2015. — 155 с.
21. Петров С. Г. Основи стиснення зображень / С. Г. Петров, О. Ю. Бондаренко. — К. : НТУ, 2018. — 135 с.

22. Sun Y., Wu W. Research on Image Compression Technology Based on Wavelet Transform. – International Journal of Software Engineering and Its Applications. – 2012. – 6(1). – URL: http://www.sersc.org/journals/IJSEIA/vol6_no1/7.pdf
23. Wu H., Wu J. Image Compression Based on Adaptive Discrete Wavelet Transform. – International Journal of Computer Science and Network Security. – 2010. – 10(2). – URL: http://paper.ijcsns.org/07_book/201002/20100218.pdf
24. Yavuz K., Akbulut A. A New Image Compression Method Using DWT and SVD. – Journal of Computer Engineering and Applications. – 2013. – 4(5). – URL: https://www.scientific.net/JERA.43.171
25. Kaur R., Kaur M. A Survey of Image Compression Techniques. – International Journal of Computer Applications. – 2014. – 99(6). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume99/number6/17203-4220
26. Han H., Kim Y. A Review of Image Compression Techniques in the New Millennium. – Journal of Electrical Engineering and Technology. – 2015. – 10(4). – URL: http://www.jeet.or.kr/
27. Luo W., Ma X. Image Compression Algorithms: A Review. – International Journal of Image Processing. – 2016. – 10(5). – URL: http://www.cscjournals.org/journals/IJIP/volume10/issue5/IJIP-183.pdf
28. Chae S., Lee H. A Survey on Image Compression. – Journal of Applied Mathematics. – 2013. – 2013. – URL: https://www.hindawi.com/journals/jam/2013/183687/
29. Choudhury M.A.I., Hossain M.A. A Review of Image Compression Techniques. – International Journal of Computer Applications. – 2014. – 87(2). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume87/number2/15315-3718
30. Zhang Z., Zhang J. Image Compression Based on Advanced Wavelet Transform. – International Journal of Computer Science and Network

Security. – 2013. – 13(12). – URL: http://paper.ijcsns.org/07_book/201312/20131222.pdf

31. Tewari H., Gupta S. Image Compression Using Discrete Cosine Transform. – International Journal of Computer Applications. – 2013. – 74(11). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume74/number11/12316-3480
32. Afolabi O.O., Isewon I. Performance Analysis of Image Compression Algorithms. – International Journal of Computer Applications. – 2016. – 143(3). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume143/number3/25145-2016907713
33. Ghosh A., Dutta S. A Comprehensive Survey of Image Compression Techniques. – International Journal of Computer Applications. – 2015. – 114(5). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume114/number5/19679-1285
34. Gu Y., Zhang S. A Review of Lossy Image Compression Algorithms. – International Journal of Computer Applications. – 2016. – 143(5). – URL: https://www.ijcaonline.org/archives/volume143/number5/24992-1865
35. Костяніна Н. А. Методики стиснення зображень: основи та застосування / Н. А. Костяніна, Р. А. Литвиненко. — К. : АТ "Промінь", 2014. — 125 с.
36. Романчук В. М. Стиснення зображень: практичні аспекти / В. М. Романчук. — К. : НТУ, 2016. — 145 с.
37. Шевченко О. С. Системи стиснення зображень: теорія та практика / О. С. Шевченко, В. С. Поліщук. — К. : НУ "Київський політехнічний інститут", 2019. — 175 с.
38. Веременко А. М. Системи стиснення зображень: алгоритми та їх реалізація / А. М. Веременко. — К. : НУ, 2017. — 118 с.
39. Супрун О. П. Стиснення зображень у промислових системах / О. П. Супрун. — К. : НТУ, 2018. — 110 с.
40. Гармаш В.В. Метод стиснення цифрових зображень на основі усічення простору вейвлет-коефіцієнтів / В. В. Гармаш, Н. М. Ольшанська

[Електронний ресурс]: XLVIII Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем і автоматики (2019). – URL: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2019/paper/view/6617/5488 (дата звернення: 21.05.2024)

41. Гармаш В. Вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів [Електронний ресурс] / В. Гармаш, Ю. Сокирко // Матеріали XLVIII науково-технічної конференції підрозділів ВНТУ, Вінниця, 11-15 травня 2019 р. – Електрон. текст. дані. – 2019. – URL: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2019/paper/view/6625/5489 (дата звернення: 21.05.2024)
42. Tiwari, Deepshikha, and Vipin Tyagi. "Digital Image Compression." Indian Science Cruiser 31, no. 6 (November 1, 2017): 44. – URL: http://dx.doi.org/10.24906/isc/2017/v31/i6/166460 (дата звернення: 21.05.2024)
43. Brysina, Iryna Victorivna, and Victor Olexandrovych Makarichev. "Discrete atomic compression of digital images: almost lossless compression." radioelectronic and computer systems, no. 1 (March 23, 2019): 29–36. – URL: http://dx.doi.org/10.32620/reks.2019.1.03 (дата звернення: 21.05.2024)
44. Mohammed, Sajaa G., Safa S. Abdul-Jabbar, and Faisel G. Mohammed. "Art Image Compression Based on Lossless LZW Hashing Ciphering Algorithm." Journal of Physics: Conference Series 2114, no. 1 (December 1, 2021): 012080. – URL: http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/2114/1/012080 (дата звернення: 21.05.2024)
45. Yang, J., and K. Bhattacharya. "Combining Image Compression with Digital Image Correlation." Experimental Mechanics 59, no. 5 (January 18, 2019): 629–42. – URL: http://dx.doi.org/10.1007/s11340-018-00459-y (дата звернення: 21.05.2024)

46. Chaturvedi, Soumya. "Different Type of Image Compression using Various techniques, Highlighting Segmentation based image Compression." International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology 10, no. 2 (February 28, 2022): 171–77. – URL:http://dx.doi.org/10.22214/ijraset.2022.40207 (дата звернення: 21.05.2024)
47. El Banhawy, Magy, Walaa Saber, and Fathy Amer. "A native enhanced elastic extension tables multi-tenant database." International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE) 10, no. 6 (December 1, 2020): – URL:6618. http://dx.doi.org/10.11591/ijece.v10i6.pp6618-6628 (дата звернення: 21.05.2024)
48. Fathahillah, Fathahillah, Satria Gunawan Zain, and Rismawati Rismawati. "Homogeneous Image Compression Techniques with the Shannon-Fano Algorithm." International Journal of Environment, Engineering and Education 1, no. 2 (August 28, 2019): 59–66 – URL: http://dx.doi.org/10.55151/ijeedu.v1i2.17 (дата звернення: 21.05.2024)
49. Braner, Dana, and Barry Markovitz. "Digital Image Compression: Pixels n' Bits." Journal of Intensive Care Medicine 18, no. 4 (July 2003): 229–30. – URL: http://dx.doi.org/10.1177/0885066603254290 (дата звернення: 21.05.2024).
50. Cahya Dewi, Dewa Ayu Indah, and I. Made Oka Widyantara. "Usage analysis of SVD, DWT and JPEG compression methods for image compression." Jurnal Ilmu Komputer 14, no. 2 (September 30, 2021): 99. – URL: http://dx.doi.org/10.24843/jik.2021.v14.i02.p04 (дата звернення: 21.05.2024)
51. Гармаш В. Вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів [Електронний ресурс] / В. Гармаш, О. Шевченко // Матеріали XLIII науково-технічної конференції підрозділів ВНТУ, Вінниця, 20-22 березня 2024 р. – Електрон. текст. дані. – 2024. – Режим доступу:

https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2024/paper/view/20373/16877.

52. Методичні вказівки до виконання магістерських кваліфікаційних робіт для студентів спеціальності 174 «Автоматизація, комп’ютерно-інтегровані технології та робототехніка» (кафедра комп'ютерних систем управління) [Електронний ресурс] / уклад. В. М. Дубовой. – Вінниця : ВНТУ, 2023 – (PDF, 45 с.).

ДОДАТКИ

Додаток А
(обов'язковий)

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ НАВЧАЛЬНОЇ (КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ) РОБОТИ

Назва роботи: « Розробка підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату »

Тип роботи: магістерська кваліфікаційна робота

(кваліфікаційна робота, курсовий проект (робота), реферат, аналітичний огляд, інше (зазначити))

Підрозділ кафедра комп'ютерних систем управління

(кафедра, факультет (інститут), навчальна група)

Керівник Гармаш В. В., доцент кафедри АІІТ

(прізвище, ініціали, посада)

Показники звіту подібності

Turnitin	
Оригінальність	91%
Загальна схожість	9%

Аналіз звіту подібності (відмітити потрібне)

√ Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак плагіату.

☐ Виявлені у роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності роботи і відсутності самостійності її автора. Роботу направити на доопрацювання.

☐ Виявлені у роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень.

Заявляю, що ознайомлений (-на) з повним звітом подібності, який був згенерований Системою щодо роботи (додається)

Автор _____ Олександр ШЕВЧЕНКО

(підпис) (прізвище, ініціали)

Опис прийнятого рішення

_____

_____

_____

_____

Особа, відповідальна за перевірку _____ Володимир ДУБОВОЙ

(підпис) (прізвище, ініціали)

Експерт _____ _____

(за потреби) (підпис) (прізвище, ініціали, посада)

Додаток Б

(обов'язковий)

ВНТУ

ЗАТВЕРДЖЕНО
Зав. кафедри КСУ ВНТУ,
д.т.н., професор
_____ В'ячеслав КОВТУН
"11" 10 2024 р.

ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ

на виконання магістерської кваліфікаційної роботи

Розробка підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату.

Частина 2. Розробка модулю стиснення цифрових зображень.

(тема)

08-33.МКР.14.00.000 ТЗ

Студент групи ЗАКІТ23-м

_____ Олександр ШЕВЧЕНКО
Підпис *Ім'я ПРІЗВИЩЕ*

Керівник к.т.н., доцент каф. АІІТ

_____ Володимир ГАРМАШ
Підпис *Ім'я ПРІЗВИЩЕ*

Вінниця 2024

1. Назва та галузь застосування

1.1. Назва – Розробка підсистеми обробки зображень для автоматизованої системи відеоспостереження банкомату Частина 2. Розробка модулю стиснення цифрових зображень.

1.2. Галузь застосування – системи відеоспостереження банкомату.

2. Підстава для проведення розробки.

Тема магістерської кваліфікаційної роботи затверджена наказом по ВНТУ від №310 від 17 вересня 2024 р.

3. Мета та призначення розробки.

Метою магістерської кваліфікаційної роботи є підвищення коефіцієнту стиснення цифрових зображень підсистеми обробки зображень автоматизованої системи відеоспостереження банкомату.

4. Джерела розробки.

Магістерська кваліфікаційна робота виконується вперше. В ході проведення розробки повинні використовуватись такі документи:

4. Гармаш В. Вейвлет-кодер з корекцією вейвлет-коефіцієнтів [Електронний ресурс] / В. Гармаш, О. Шевченко // Матеріали XLIII науково-технічної конференції підрозділів ВНТУ, Вінниця, 20-22 березня 2024 р. – Електрон. текст. дані. – 2024. – Режим доступу: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2024/paper/view/20373/16877.

5. Cahya Dewi, Dewa Ayu Indah, and I. Made Oka Widyantara. "Usage analysis of SVD, DWT and JPEG compression methods for image compression." Jurnal Ilmu Komputer 14, no. 2 (September 30, 2021): 99. – URL: http://dx.doi.org/10.24843/jik.2021.v14.i02.p04 (дата

звернення: 21.05.2024)

6. Супрун О. П. Стиснення зображень у промислових системах / О. П. Супрун. — К. : НТУ, 2018. — 110 с.

5. Вимоги до розробки.

5.1. Перелік головних функцій:

- завантаження зображення;
- налаштування параметрів кодування;
- стиснення зображення;
- зберігання зображення.

5.2. Основні технічні вимоги до розробки.

5.2.1. Вимоги до програмної платформи:

- Операційна система WINDOWS;
- Visual Studio 2019.

5.2.2. Умови експлуатації системи:

- можливість цілодобового функціонування системи;
- дані оновлюються і є актуальними.

6. Стадії та етапи розробки.

6.1 Пояснювальна записка:

1. Аналіз методів, принципів, підходів і засобів реалізації задачі автоматизації процесами в об’єкті управління відповідно до теми кваліфікаційної роботи. Постановка задач дослідження «15» жовтня 2024 р.
2. Удосконалення технології стиснення зображень при автоматизації об’єкту управління «20» жовтня 2024 р.
3. Розробка методу стиснення зображень «23» жовтня 2024 р.
4. Розробка програмного забезпечення систем «13» листопада 2024 р.

6.2 Графічні матеріали:

1. Розробка схем програми стиснення зображень «27» листопада 2024 р.
2. Розробка схеми програми передавання даних «27» листопада 2024 р.

3. Тестування програмного забезпечення «28» листопада 2024 р.

7. Порядок контролю і приймання.

7.1. Хід виконання роботи контролюється керівником роботи. Рубіжний контроль провести до «01» грудня 2024 р.

7.2. Атестація МКР здійснюється на попередньому захисті. Попередній захист магістерської кваліфікаційної роботи провести до «03» грудня 2024 р.

7.3. Підсумкове рішення щодо оцінки якості виконання роботи приймається на засіданні ЕК. Захист магістерської кваліфікаційної роботи провести до «12» грудня 2024 р.

Додаток В

(вибірковий)

Фрагменти лістингу програми

```
#include <QApplication>
#include "CompressionWindow.h"

int main(int argc, char *argv[]) {
    QApplication app(argc, argv);
    CompressionWindow window;
    window.show();
    return app.exec();
}

#ifndef COMPRESSIONWINDOW_H
#define COMPRESSIONWINDOW_H

#include <QMainWindow>
#include <QPushButton>
#include <QLabel>
#include <QVBoxLayout>
#include <QFileDialog>
#include <QImage>
#include <opencv2/opencv.hpp>

class CompressionWindow : public QMainWindow {
    Q_OBJECT

public:
    CompressionWindow(QWidget *parent = nullptr);

private slots:
    void loadImage();
    void compressImage();

private:
```

```
    QLabel *imageLabel;
    QImage convertCvMatToQImage(const cv::Mat &mat);
    cv::Mat applyWaveletCompression(const cv::Mat &image);

    cv::Mat originalImage;
    cv::Mat compressedImage;
};

#endif // COMPRESSIONWINDOW_H
#include "CompressionWindow.h"
#include <QPixmap>
#include <QMessageBox>
#include <opencv2/imgcodecs.hpp>
#include <opencv2/highgui.hpp>
#include <opencv2/imgproc.hpp>

CompressionWindow::CompressionWindow(QWidget *parent)
    : QMainWindow(parent), imageLabel(new QLabel) {
    auto *loadButton = new QPushButton("Завантажити зображення");
    auto *compressButton = new QPushButton("Стиснути зображення");
    imageLabel->setAlignment(Qt::AlignCenter);

    auto *layout = new QVBoxLayout;
    layout->addWidget(imageLabel);
    layout->addWidget(loadButton);
    layout->addWidget(compressButton);

    auto *container = new QWidget;
    container->setLayout(layout);
    setCentralWidget(container);

    connect(loadButton, &QPushButton::clicked, this,
&CompressionWindow::loadImage);
    connect(compressButton, &QPushButton::clicked, this,
&CompressionWindow::compressImage);

    setWindowTitle("Модуль стиснення зображень");
```

```
    resize(800, 600);
}

void CompressionWindow::loadImage() {
    QString filePath = QFileDialog::getOpenFileName(this, "Виберіть
зображення", "", "Images (*.png *.jpg *.jpeg *.bmp)");
    if (filePath.isEmpty()) return;

    originalImage = cv::imread(filePath.toStdString(),
cv::IMREAD_GRAYSCALE);
    if (originalImage.empty()) {
        QMessageBox::warning(this, "Помилка", "Не вдалося завантажити
зображення!");
        return;
    }

    QImage qImage = convertCvMatToQImage(originalImage);
    imageLabel->setPixmap(QPixmap::fromImage(qImage).scaled(imageLabel-
>size(), Qt::KeepAspectRatio));
}

void CompressionWindow::compressImage() {
    if (originalImage.empty()) {
        QMessageBox::warning(this, "Помилка", "Спершу завантажте
зображення!");
        return;
    }

    compressedImage = applyWaveletCompression(originalImage);

    QImage qImage = convertCvMatToQImage(compressedImage);
    imageLabel->setPixmap(QPixmap::fromImage(qImage).scaled(imageLabel-
>size(), Qt::KeepAspectRatio));
}

QImage CompressionWindow::convertCvMatToQImage(const cv::Mat &mat) {
```

```
    return QImage(mat.data, mat.cols, mat.rows, static_cast<int>(mat.step),
QImage::Format_Grayscale8).copy();
}

cv::Mat CompressionWindow::applyWaveletCompression(const cv::Mat &image)
{
    cv::Mat floatImage;
    image.convertTo(floatImage, CV_32F);

    // Декомпозиція ліфтинговою схемою
    cv::Mat lowFreq, highFreq;
    cv::pyrDown(floatImage, lowFreq);
    cv::pyrUp(lowFreq, highFreq, floatImage.size());

    cv::Mat waveletCoefficients = floatImage - highFreq;

    // Корекція вейвлет-коефіцієнтів
    cv::threshold(waveletCoefficients, waveletCoefficients, 10, 255,
cv::THRESH_TOZERO);

    // Реконструкція
    cv::Mat compressedImage = highFreq + waveletCoefficients;

    compressedImage.convertTo(compressedImage, CV_8U);
    return compressedImage;
}
```

Додаток Г

(обов'язковий)

ІЛЮСТРАТИВНА ЧАСТИНА

РОЗРОБКА ПІДСИСТЕМИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ БАНКОМАТУ. ЧАСТИНА 2. РОЗРОБКА МОДУЛЮ СТИСНЕННЯ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

студент групи ЗАКІТР-23м

Олександр ШЕВЧЕНКО

Керівник к.т.н., доцент каф. АІІТ

Володимир ГАРМАШ

Рисунок Б.1 – Структура роботи підсистеми відеоспостереження з модулем стиснення зображень

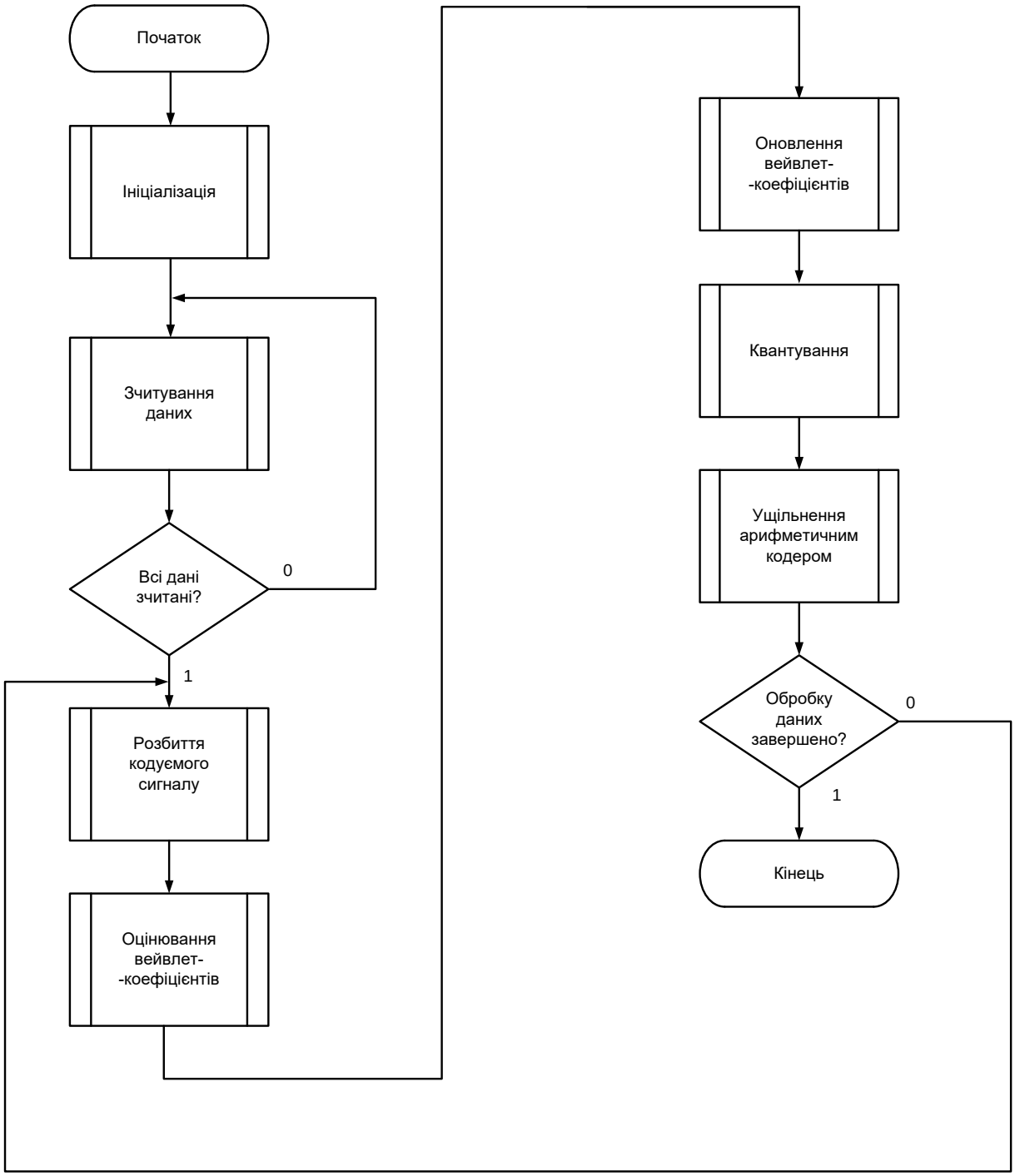


Рисунок Б2 – Схема програми ліфтингового кодування.

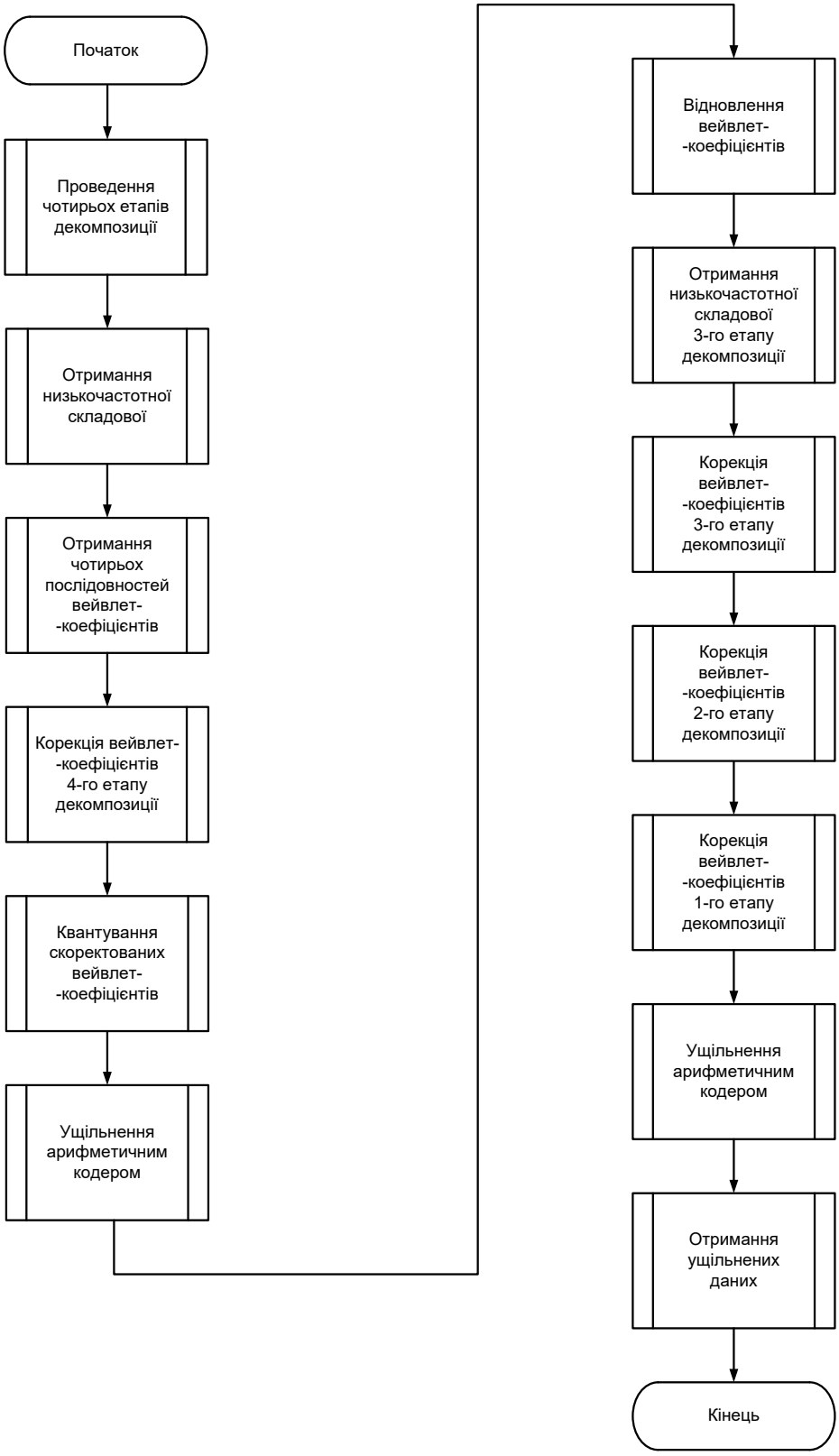


Рисунок Б3 – Схема програми вейвлет-кодера з корекцією вейвлет-коефіцієнтів

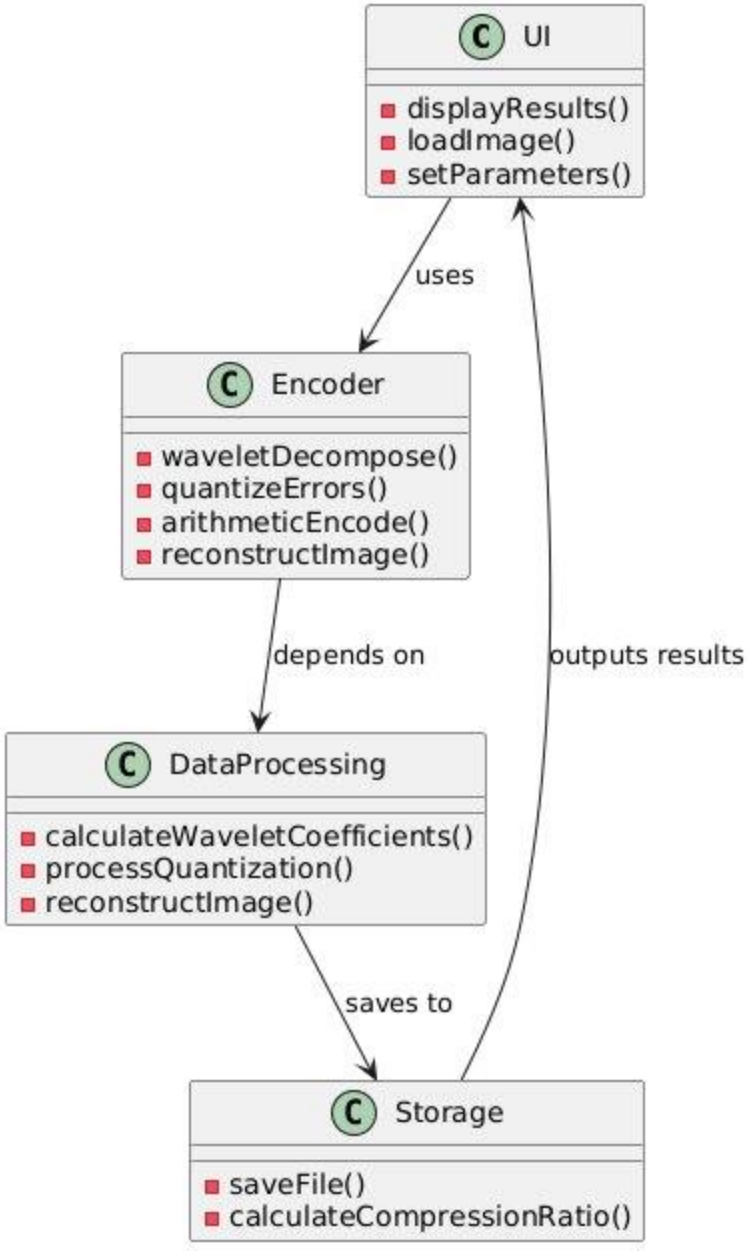


Рисунок Б.4 – Діаграма класів процесу стиснення цифрового зображення

Рисунок Б.5 – Use case діаграма процесу фільтрації цифрового зображення

а)

б)

а) – зображення у форматі JPEG

б) – зображення стиснуте за ліфтинговою схемою

Рисунок Б6 – Приклад роботи програми

Таблиця Б1 – Результати роботи програми

Показники	Оригінальне зображення	JPEG	Стиснення за ліфтинговою схемою
Розмір (байт)	154 678	36 870	23 351
Коефіцієнт стиснення	1	4,2	6,62
PSNR (Дб)	56 839	40 727	40 744