

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ПОЛІСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ, ОБЛІКУ ТА ФІНАНСІВ

Кафедра комп'ютерних технологій і моделювання систем

Кваліфікаційна робота
на правах рукопису

Котляр Вадим Петрович
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача освіти)

УДК: 004.932:004.05

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Дослідження алгоритмів компресії зображень із мінімальними втратами
якості

(тема роботи)

122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

Подається на здобуття освітнього ступеня магістр
кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне
джерело

(підпис, ініціали та прізвище здобувача вищої освіти)

Керівник роботи

Молодецька К.В.

(прізвище, ім'я, по батькові)

доктор технічних наук, професор

(науковий ступінь, вчене звання)

Висновок кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем:

за результатами попереднього захисту: _____

Протокол засідання кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем
№ _____ від « _____ » _____ 20__ р.

Завідувач кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем

к.п.н., доцент

(науковий ступінь, вчене звання)

(підпис)

М.О. Ковальчук

(прізвище, ім'я, по батькові)

« _____ » _____ 20__ р.

Результати захисту кваліфікаційної роботиЗдобувач вищої освіти Котляр Вадим Петрович захистив(ла)
(прізвище, ім'я, по батькові)

кваліфікаційну роботу з оцінкою:

сума балів за 100-бальною шкалою _____

за шкалою ECTS _____

за національною шкалою _____

Секретар ЕК

лаборант кафедри

(науковий ступінь, вчене звання)

(підпис)

В.В. Корольчук

(прізвище, ім'я, по батькові)

АНОТАЦІЯ

Котляр В.П. *Дослідження алгоритмів компресії зображень із мінімальними втратами якості.* – Кваліфікаційна робота на правах рукопису.

Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістр за спеціальністю 122 – Комп’ютерні науки. – Поліський національний університет, Житомир, 2025.

Обсяг кваліфікаційної роботи: 37 сторінок (21 – рисунків, 2 – таблиць, 3 – додатки, 40 – джерел)

Ключові слова: компресія зображень, фільтрація, PNG, QOI, LZSS, алгоритм Хаффмана, безвтратне стиснення, ентропія

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню алгоритмів компресії зображень із мінімальними та нульовими втратами якості. В межах виконання роботи було розглянуто теоретичні основи стиснення цифрових зображень, класифікацію методів компресії та критерії оцінювання їх ефективності. Проаналізовано еволюцію форматів зберігання зображень і сучасні підходи до оптимізації обсягу графічних даних.

Окрему увагу приділено алгоритмам безвтратної компресії на прикладі формату PNG та сучасного методу QOI. Детально розглянуто етапи компресії PNG, зокрема фільтрацію, алгоритм LZSS і кодування Хаффмана, а також проаналізовано їх вплив на ефективність стиснення та швидкодію. Для алгоритму QOI описано принципи роботи, алгоритмічну складність і особливості реалізації.

Проведено порівняльний аналіз коефіцієнта стиснення та швидкості роботи PNG і QOI на тестовій вибірці зображень. Отримані результати показали, що QOI забезпечує рівень компресії, співставний або дещо вищий за PNG, при цьому демонструючи значно вищу швидкодію завдяки лінійній складності алгоритму. Зроблено висновки щодо доцільності використання QOI в задачах, де критично важливими є продуктивність і передбачуваність часу обробки.

SUMMARY

Kotliar V.P. *Research of Image Compression Algorithms with Minimal Quality Loss.* – Qualification work as a manuscript.

Master’s degree qualification work in specialty 122 – Computer Science. – Polissia National University, Zhytomyr, 2025.

The volume of the qualification work: 37 pages (21 figures, 2 tables, 3 appendixes, 40 sources).

Key words: image compression, filtering, PNG, QOI, LZSS, Huffman algorithm, lossless compression, entropy.

The qualification work is devoted to the study of image compression algorithms with minimal and zero quality loss. Within the scope of the research, the theoretical foundations of digital image compression, the classification of compression methods, and the criteria for evaluating their efficiency were examined. The evolution of image storage formats and modern approaches to optimizing the size of graphical data were analyzed.

Special attention is paid to lossless compression algorithms using the PNG format and the modern QOI method as examples. The stages of PNG compression are considered in detail, including filtering, the LZSS algorithm, and Huffman coding, and their impact on compression efficiency and performance is analyzed. For the QOI algorithm, the operating principles, algorithmic complexity, and implementation features are described.

A comparative analysis of the compression ratio and processing speed of PNG and QOI was conducted on a test set of images. The obtained results showed that QOI provides a compression level comparable to or slightly higher than PNG, while demonstrating significantly higher performance due to the linear complexity of the algorithm. Conclusions are drawn regarding the feasibility of using QOI in tasks where performance and predictability of processing time are critically important.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	5
ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ КОМПРЕСІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ВІДЕО ...	9
1.1. Поняття та класифікація методів стиснення даних.....	9
1.2. Особливості стиснення зображень без втрати якості.....	12
1.3. Особливості стиснення відеоданих без втрати якості.....	13
1.4. Основні метрики оцінювання ефективності стиснення.....	14
Висновки до першого розділу	15
РОЗДІЛ 2. ХАРАКТЕРИСТИКА ТА КРИТЕРІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ СТАНДАРТІВ КОДУВАННЯ МУЛЬТИМЕДІЙНОЇ ІНФОРМАЦІЇ.....	16
2.1. Класифікація методів представлення графічної інформації.....	16
2.2. Математичні засади сучасних стандартів стиснення.....	18
2.3. Архітектура форматів нового покоління на базі внутрішньокадрового кодування відео	20
2.4. Порівняльний аналіз сучасних стандартів (WebP, AVIF, HEIF) та класичних рішень	21
Висновки до другого розділу	23
РОЗДІЛ 3. АЛГОРИТМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ КОМПРЕСІЇ ЗОБРАЖЕНЬ	24
3.1. Алгоритмічні підходи до стиснення без втрати інформації	24
3.2. Сучасні перспективи безвтратної компресії: алгоритм QOI.....	32
3.3. Експериментальне дослідження алгоритмів стиснення зображень із контрольованою втратою якості	35
Висновки до третього розділу	40
ВИСНОВКИ	41
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	43
ДОДАТКИ.....	47

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

JPEG – Joint Photographic Experts Group

IT – Information Technology

DCT – Discrete Cosine Transform

PNG – Portable Network Graphics

TIFF – Tagged Image File Format

PSNR – Peak Signal-to-Noise Ratio

SSIM – Structural Similarity Index Measure

QOI – Quite OK Image Format

ВСТУП

Стрімке зростання обсягів цифрових даних є однією з ключових тенденцій сучасного етапу розвитку інформаційних технологій. Згідно з аналітичними оцінками, значну частину глобального інтернет-трафіку складають мультимедійні дані, зокрема зображення та відео, що активно використовуються у ВЕБ-застосунках, соціальних мережах, потокових сервісах і хмарних платформах. У зв'язку з цим особливої актуальності набувають питання зменшення обсягу даних, їх ефективної компресії та оптимізації процесів передавання з метою зниження витрат на зберігання, обробку та мережеву інфраструктуру.

Актуальність теми роботи зумовлена тим, що оптимізація зображень і відео без істотної втрати якості є критично важливою як для кінцевих користувачів, так і для великих технологічних компаній. Сучасні програмні та алгоритмічні рішення – такі як нові формати зображень, адаптивна компресія, прогресивне завантаження та контентна оптимізація – спрямовані на скорочення обсягу передаваних даних і покращення продуктивності систем. Показовим прикладом є інвестиції компанії Google у розвиток власних кодеків і форматів для платформи YouTube, що дозволило істотно зменшити витрати на зберігання й передачу відео-контенту при збереженні прийнятної якості відтворення для користувачів з різними мережевими та апаратними можливостями.

Важливу роль у сучасних мультимедійних системах відіграють підходи, спрямовані на адаптацію контенту до характеристик пристрою та обмежень каналу передачі і зв'язку. Зокрема, для зображень широко застосовуються техніки поступового завантаження. Спочатку передається варіант з нижчою роздільною здатністю або якістю, а згодом – детальніші версії. Подібний принцип використовується для відео, де якість потоку динамічно змінюється залежно від пропускної здатності мережі або статичних налаштувань встановлених користувачем. Хоча такий підхід може призводити до

збільшення сумарного обсягу збережених даних, він суттєво зменшує фактичний трафік передачі та покращує користувацький досвід. Додатково в комп'ютерній графіці застосовуються карти нормалей та інші допоміжні структури даних, які дозволяють досягати високої візуальної якості без необхідності зберігати надмірно деталізовану геометрію.

Об'єктом дослідження є процеси зберігання, компресії та передачі цифрових зображень і відеоданих у сучасних інформаційних системах.

Предметом дослідження є методи та технології оптимізації зображень і мультимедійного контенту, спрямовані на зменшення обсягу даних і підвищення ефективності їх передавання.

Метою роботи є аналіз і узагальнення сучасних підходів до оптимізації зображень та відео, а також оцінка їх впливу на зменшення обсягу даних, мережевого трафіку та ресурсних витрат.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі *завдання*: дослідити теоретичні основи та математичний апарат компресії (DCT, ентропійне кодування, вейвлет-перетворення); розробити авторську методику комплексного оцінювання ефективності стандартів за критеріями «швидкість–якість–обсяг»; провести порівняльний аналіз форматів WebP, HEIC та AVIF у порівнянні з JPEG для визначення їхньої ефективності при високих ступенях стиснення; дослідити алгоритми безвратного кодування (PNG та QOI) та експериментально підтвердити переваги лінійних підходів у швидкодії; вивчити механізми адаптивного передавання відеоданих (H.264, H.265) та роль метаданих в оптимізації трафіку; оцінити практичну ефективність впровадження сучасних кодеків на прикладі досвіду провідних ІТ-компаній.

Для вирішення поставлених завдань використано: методи системного аналізу – для вивчення архітектури мультимедійних систем; теорію цифрової обробки сигналів – для аналізу алгоритмів компресії; методи математичного моделювання та обчислювального експерименту – для оцінки ефективності запропонованих рішень; інструментальні засоби аналізу мережевого трафіку.

Наукова новизна роботи полягає в систематизації сучасних методів оптимізації зображень з урахуванням їх практичного застосування у ВЕБ- та мультимедійних платформах, а також у комплексному розгляді компромісу між обсягом збережених даних і ефективністю їх передавання.

Практична значущість отриманих результатів полягає в можливості їх використання під час розробки та оптимізації програмного забезпечення, ВЕБ-застосунків і мультимедійних сервісів, де критичними є швидкість завантаження, зменшення мережевого трафіку та економія ресурсів зберігання.

Основні положення та результати роботи доповідались і обговорювались на:

- XVII Міжнародній науково-практичній конференції «Digital technologies in science: from creation to operation», 22-24 грудня 2025 р., Ліон, Франція.

- 4 Міжнародній науково-практичній конференції «Science and information technologies in the modern world», 24-26 грудня 2025 р., Афіни, Греція.

- X Міжнародній науковій конференції «Традиційні та інноваційні підходи до наукових досліджень», 26 грудня 2025 р., Луцьк, Україна.

Магістерська робота складається зі вступу, 3 розділів, висновків, списку використаних джерел (найменувань: 40) та додатків. Повний обсяг роботи становить 37 сторінок.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ КОМПРЕСІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ВІДЕО

1.1. Поняття та класифікація методів стиснення даних

За стрімкого зростання обсягів цифрових даних у сучасних інформаційних системах питання ефективного стиснення мультимедійного контенту набуває критичного значення. За прогнозами аналітичної компанії IDC, загальний обсяг цифрових даних у світі до кінця 2025 року досягне 175–181 зеттабайт (рис. 1.1).

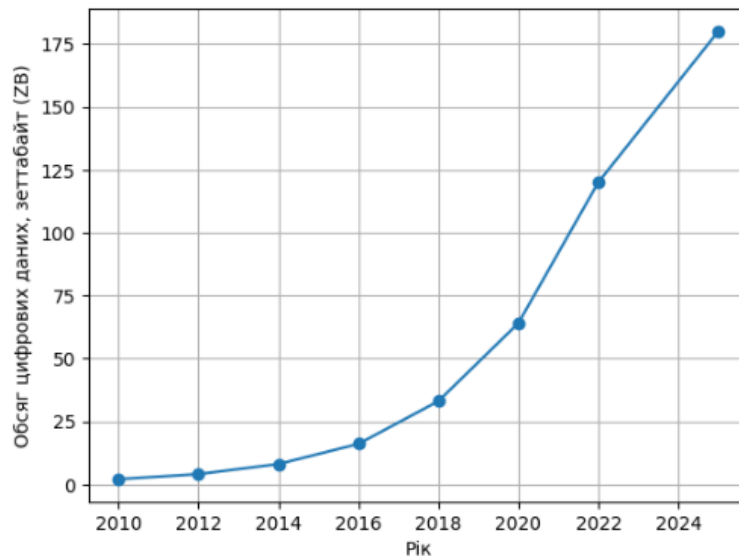


Рис. 1.1 – Динаміка зростання глобального обсягу цифрових даних у світі за 2010–2025 рр.

При цьому домінуючу частку становитиме саме візуальний контент. За оцінками Cisco, понад 82% глобального інтернет-трафіку припадає на IP-відео та зображення, що свідчить про фундаментальну зміну структури поширення та передавання даних.

На графіку чітко видно "інформаційний вибух": якщо у 2010 році обсяг даних вимірювався одиницями зеттабайт, то до 2025 року він зросте майже у 100 разів. Це підкреслює актуальність вашого дослідження, оскільки традиційні методи стиснення (як-от JPEG) вже не здатні ефективно стримувати навантаження на мережеву інфраструктуру.

Такий експоненціальний ріст кількості потоків мультимедійної інформації створює значне навантаження на канали зв'язку та дата-центри.

Методи стиснення мультимедійних даних поділяються на методи без втрат (lossless) та методи з контрольованою втратою якості (lossy).

За умови, що близько 80% усіх створюваних даних мають неструктурований характер і представлені у вигляді зображень або відео, проблема їх ефективною компресії виходить за межі суто технічної оптимізації та набуває стратегічного значення для ІТ-галузі. Зменшення обсягу даних без істотної втрати візуальної якості безпосередньо впливає на економічні витрати, пов'язані із зберіганням інформації, масштабування інфраструктури та передавання контенту.

Методи стиснення мультимедійних даних поділяються на lossless (безвтратні) та з контрольованою втратою якості. Для зображень і відео найбільшого поширення набули саме алгоритми з втратами, оскільки вони дозволяють досягати значно кращих показників компресії за рахунок усунення статистичної та перцептивної надлишковості. Водночас використання класичних алгоритмів, таких як JPEG, за високих рівнів стиснення часто призводить до помітної деградації візуальної якості, створення артефактів, втрати дрібних деталей та інші візуальні дефекти. Подібні спотворення є неприпустимими для систем критичного призначення, зокрема в медичній візуалізації або геоінформаційних системах, де зображення несуть діагностично або аналітично значущу інформацію.

У цьому контексті пріоритетним завданням стає розробка та вдосконалення методів компресії, які забезпечують високий рівень стиснення при мінімальних і керованих втратах якості. Такий підхід спрямований не лише на зменшення обсягу файлів, але й на оптимізацію глобальної інформаційної інфраструктури, зниження навантаження на мережі передачі даних і скорочення витрат на обслуговування апаратного забезпечення та накопичувачів.

Досягнення цих цілей потребує ретроспективного аналізу еволюції методів стиснення зображень. Фундаментальні засади компресії з контрольованою втратою інформації ґрунтуються на мінімізації

надлишковості даних із урахуванням особливостей людського зорового сприйняття. Історично першим стандартизованим рішенням у цій галузі став формат JPEG, що базується на дискретному косинусному перетворенні (DCT). Контроль рівня втрат у JPEG реалізується шляхом квантування частотних коефіцієнтів, однак обмеження блочної структури DCT призводять до характерних артефактів при низьких бітрейтах.

Подальшим розвитком технологій у сфері був перехід до вейвлет-орієнтованих підходів. Стандарт JPEG 2000, заснований на дискретному вейвлет-перетворенні (DWT), дозволив досягти кращої деталізації зображень, усунути артефакти та реалізувати механізми масштабованості й регіонального контролю якості (ROI). Це стало особливо важливим для прикладних галузей, для яких необхідно зберігати високу якість у вибраних ділянках зображення.

Наступним етапом еволюції методів стиснення стало впровадження форматів WebP та HEIF. WebP поєднує інтра-передбачення з трансформаційними методами, що забезпечує високу ефективність компресії в ВЕБ-середовищі. Формат HEIF, побудований на основі технологій відеокодування HEVC, використовує складні алгоритми прогностичного кодування блоків та адаптивне керування бітрейтом, що дозволяє досягати зменшення розміру файлів до 50% порівняно з JPEG при збереженні ідентичної візуальної якості.

Окремий напрям сучасних досліджень становлять інтелектуальні методи компресії, засновані на глибинному навчанні. Використання автокодерів і згорткових нейронних мереж дозволяє перейти від традиційної мінімізації середньоквадратичної похибки до перцептивно орієнтованої оптимізації. У таких підходах контроль втрат якості частіше базується на метриці структурної подібності SSIM, яка тісно корелює з людським сприйняттям, а ніж класичний показник PSNR. Це відкриває можливості для динамічного керування деградацією якості залежно від семантичної важливості окремих елементів зображення.

1.2. Особливості стиснення зображень без втрати якості

Стиснення зображень без втрати якості (lossless compression) спрямоване на зменшення обсягу даних із повним збереженням початкової інформації. Після декомпресії таке зображення є біт-у-біт ідентичним його оригіналу, що робить цей підхід незамінним у галузях, де будь-яка втрата даних є неприпустимою. До таких сфер належать медична діагностика, наукові дослідження, картографічні та геоінформаційні системи.

Фундаментальним принципом безвратного стиснення є усунення статистичної надлишковості в даних без використання квантування. Алгоритми цього класу використовують повторюваність значень пікселів, кореляцію між сусідніми елементами та закономірності розподілу інтенсивностей, що дає змогу зменшити обсяг даних без втрати інформаційної повноти. Найпоширенішими підходами є ентропійне кодування (Huffman, Arithmetic coding), методи словникового стиснення (LZ77, LZW) та предиктивне кодування. Методи схожі до алгоритмів використовуваних в системах архівації, таких як WinRAR та ZIP..

Класичними прикладами форматів безвратного стиснення зображень є PNG та TIFF (у відповідних режимах). Формат PNG поєднує фільтрацію рядків з подальшим словниковим стисненням, що забезпечує ефективну компресію для графіки з різкими переходами та обмеженою палітрою. TIFF, у свою чергу, орієнтований на збереження максимальної якості та широко використовується в поліграфії та професійній фотографії. Демонстрація різниці між компресією без втрат та компресією із втратами представлена у Додатку А (Рис. А.1).

Не зважаючи на всі переваги, ефективність безвратних методів обмежена: коефіцієнт стиснення зазвичай значно нижчий порівняно з алгоритмами з контрольованими втратами. Це компроміс між абсолютною точністю відновлення даних і вимогами до зменшення обсягу збереження, що особливо помітно в умовах експоненційного зростання обсягів візуального контенту.

1.3. Особливості стиснення відеоданих без втрати якості

Безвратне стиснення відеоданих є значно складнішим завданням порівняно зі статичними зображеннями, оскільки відео містить не лише просторову, але й часову надлишковість. Основною метою таких методів є повне збереження кожного кадру та міжкадрових зв'язків при мінімізації обсягу даних.

У відеокодеках безвратне стиснення реалізується шляхом точного інтра-передбачення без квантування різниць сигналів. Використовуються ті ж принципи, що й у кодеках із частковою втратою, однак усі етапи, які призводять до безповоротних змін даних, виключаються. Залишкові сигнали кодуються ентропійними методами, що дозволяє зменшити обсяг потоку без втрати інформації.

Сучасні стандарти відеокодування, зокрема H.264/AVC та H.265/HEVC, підтримують режими безвратного стиснення. Вони застосовуються переважно в професійних середовищах: монтажі відео, медичній візуалізації, відеоспостереженні та науковій візуалізації. Однак, як і у випадку зображень, безвратне стиснення відео характеризується значно нижчою ефективністю зменшення обсягу даних у порівнянні з втратними режимами.

З практичної точки зору безвратне відеостиснення використовується як проміжний етап обробки або для архівного зберігання, тоді як кінцеве розповсюдження контенту зазвичай базується на алгоритмах з контрольованою втратою якості.

У відеокодеках безвратне стиснення реалізується шляхом точного інтра-передбачення без квантування різниць сигналів. Ключовим аспектом тут є використання ієрархії кадрів:

I-кадри (Intra-coded) – опорні кадри, що стискаються незалежно, аналогічно статичним зображенням.

P-кадри (Predicted) – містять лише різницеву інформацію відносно попереднього кадру.

В-кадри (Bi-predictive) – використовують інформацію як з попередніх, так і з наступних кадрів для максимального усунення часової надлишковості.

Навіть у безвтратному режимі (Lossless Mode) використання P- та В-кадрів дозволяє суттєво зменшити обсяг відеопотоку за рахунок математичного прогнозування руху об'єктів.

1.4. Основні метрики оцінювання ефективності стиснення

Оцінювання ефективності методів безвтратного стиснення ґрунтується на кількісних показниках, які відображають ступінь зменшення обсягу даних та обчислювальну складність алгоритмів. Оскільки втрата інформації відсутня, перцептивні метрики якості відіграють другорядну роль або не застосовуються зовсім.

Основними показниками ефективності є коефіцієнт стиснення та бітова щільність, які визначають співвідношення між розміром оригінальних і стиснених даних. Додатково враховується швидкість кодування та декодування, що є критичним параметром для систем реального часу та високонавантажених сервісів, але має меншу цінність для систем затриманого поширення, наприклад як YouTube.

Метрики якості, такі як PSNR або SSIM, у випадку безвтратного стиснення мають формально максимальні значення, оскільки відновлене зображення або відео є ідентичним оригіналу. Тому основний акцент робиться не на оцінюванні якості відтворення, а на аналізі компромісу між ефективністю стиснення та обчислювальними витратами.

На відміну від PSNR, яка базується на попіксельній середньоквадратичній похибці, метрика SSIM враховує зміну яскравості, контрасту та структури об'єктів, що робить її більш релевантною для оцінювання суб'єктивної якості зображення.

Однак, для систем реального часу критично важливим показником є не лише якість, а й обчислювальна складність алгоритму (час кодування/декодування). Як буде показано далі, сучасні методи (наприклад,

AVIF) забезпечують високий SSIM, але потребують значних ресурсів, тоді як альтернативні підходи (наприклад, QOI) орієнтовані на екстремальну швидкість при збереженні безвтратності.

Висновки до першого розділу

Проведений аналіз методів стиснення мультимедійних даних підтверджує, що ефективне вирішення проблеми стрімкого зростання обсягів контенту потребує комплексного підходу, який поєднує високу якість відновлення з оптимізацією обчислювальних витрат.

Найбільш перспективним напрямом розвитку є перехід до стандартів нового покоління (HEIF, AVIF) та пошук швидких альтернатив для безвтратного стиснення (QOI). Отримані результати формують теоретичний фундамент для розробки авторської методики комплексного оцінювання та вибору алгоритмів компресії, що дозволить оптимізувати роботу інформаційних систем критичного призначення залежно від балансу між швидкістю, обсягом даних та якістю візуалізації.

РОЗДІЛ 2. ХАРАКТЕРИСТИКА ТА КРИТЕРІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ СТАНДАРТІВ КОДУВАННЯ МУЛЬТИМЕДІЙНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

2.1. Класифікація методів представлення графічної інформації

Формати зображень у сучасних прикладних системах визначають не лише спосіб структурування даних, а й математичний підхід до мінімізації їх обсягу. Ключовим завданням будь-якого алгоритму компресії є усунення надлишковості інформації.

В теорії кодування виділяють три основні типи надлишковості:

статистична (кодувальна) – пов'язана з нерівномірною частотою появи різних значень інтенсивності пікселів;

просторова (міжнадлишковість) – базується на високій кореляції між сусідніми пікселями, що особливо характерно для реальних сцен;

перцептивна (зорова) – інформація, яка не сприймається людським зором і може бути видалена без суб'єктивного погіршення якості.

Фундаментальним обмеженням для методів безвтратного стиснення є поняття ентропії (за Шенноном), що виступає мірою невизначеності або інформаційної насиченості джерела. Математично ентропія H визначає мінімальну середню кількість бітів, необхідну для представлення одного символу повідомлення без втрат:

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (2.1),$$

де p_i – ймовірність появи i -го символу. Будь-яка безвтратна компресія теоретично можлива лише до межі ентропії; подальше стиснення неминуче призведе до втрати інформації.

Для досягнення межі ентропії в сучасних форматах використовують дві основні групи методів статистичні методи (ентропійне кодування) та словникові методи (заміщення).

Серед першої групи, найбільш відомим є алгоритм Хаффмана, який присвоює символам коди змінної довжини залежно від частоти їх появи. Часті символи отримують коротші бітові послідовності, що дозволяє стиснути дані за рахунок статистичних властивостей джерела.

Друга група методів, базується на пошуку повторюваних послідовностей (паттернів) у даних. Класичними прикладами є сімейство алгоритмів LZ77 та його вдосконалена модифікація LZSS, яка забезпечує вищу швидкість за рахунок використання прапорців для розрізнення літералів та посилань на словник.

Класичним прикладом реалізації такого комбінованого підходу є формат PNG. Він використовує детерміновану фільтрацію для усунення просторової кореляції, після чого застосовує алгоритм DEFLATE (поєднання LZSS та кодування Хаффмана) для статистичного стиснення. Популярність PNG у веб-середовищі (рис. 2.1) зумовлена не лише високою ефективністю безвартної компресії, а й оптимальним балансом між швидкістю декодування та підтримкою альфа-каналу, що є критичним для якісного рендерингу графічних інтерфейсів.

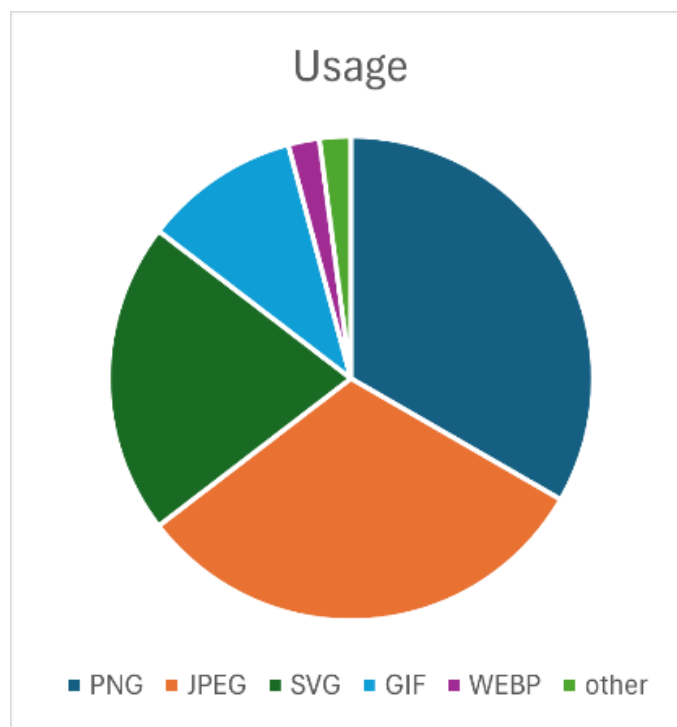


Рис. 2.1 – Розподіл використовуваних форматів у середовищі ВЕБ.

Сучасні стандарти, такі як WebP та HEIF, також реалізують підтримку безвартного стиснення паралельно з режимами контрольованої втрати якості. Це забезпечує гнучкість при виборі балансу між інформаційною точністю відтворення та обсягом вихідного файлу залежно від специфіки конкретної інформаційної системи.

Таким чином, інтеграція алгоритмів безвратної компресії є фундаментальною характеристикою форматів, орієнтованих на універсальне використання.

2.2. Математичні засади сучасних стандартів стиснення

Ефективність сучасних стандартів стиснення зображень базується на застосуванні математичних перетворень, що дозволяють перевести дані з просторової області (масив пікселів) у частотну область, де енергія сигналу зосереджена в невеликій кількості коефіцієнтів. Основним математичним апаратом для стандартів JPEG та WebP є дискретне косинусне перетворення (DCT). Воно розбиває зображення на блоки (зазвичай 8×8 пікселів) і представляє їх у вигляді суми косинусоїд з різними частотами. Математично двовимірне DCT для блоку $f(i, j)$ визначається як:

$$F(u, v) = \frac{1}{4} C(u)C(v) \sum_{i=0}^7 \sum_{j=0}^7 f(i, j) \cos \left[\frac{(2i+1)u\pi}{16} \right] \cos \left[\frac{(2j+1)v\pi}{16} \right] \quad (2.2), \text{ де:}$$

$F(u, v)$ – отриманий коефіцієнт DCT у частотній області для позиції (u, v) ;

$f(i, j)$ – значення інтенсивності (яскравості) пікселя у вихідному блоці зображення в позиції (i, j) ;

i, j – просторові координати пікселів усередині блоку 8×8 ($0 \leq i, j \leq 7$);

u, v – горизонтальна та вертикальна просторові частоти ($0 \leq u, v \leq 7$)

$C(u)C(v)$ – коригуючі коефіцієнти, що забезпечують ортонормованість перетворення, і визначаються як:

Особливістю даного перетворення є те, що коефіцієнт $F(0, 0)$, який називають DC-коефіцієнтом, відображає середню інтенсивність (яскравість) усього блоку. Решта коефіцієнтів, відомих як AC-коефіцієнти, описують зміну інтенсивності на різних просторових частотах, тобто деталі та контури зображення. Візуалізація набору базисних функцій, що формують структуру блоку при DCT-перетворенні, наведена на рис. 2.2.

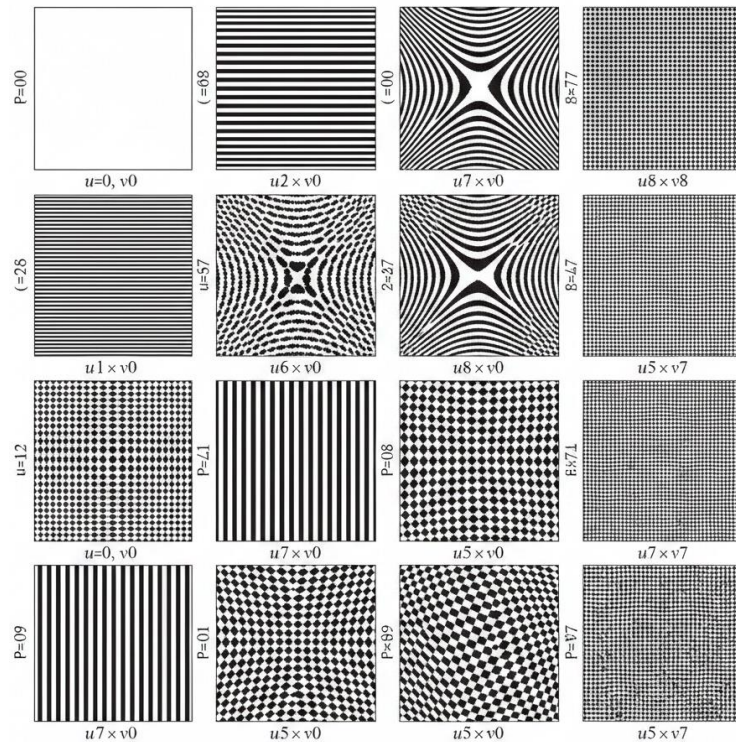


Рис. 2.2 – Набір базисних функцій двовимірного дискретного косинусного перетворення для блоку 8×8 пікселів

Більшість алгоритмів стиснення з втратами базуються на тому, що людське око менш чутливе до високих частот. Це дозволяє при квантуванні обнуляти значну частину АС-коефіцієнтів, що забезпечує високий ступінь компресії. Варто зазначити, що якщо в класичному стандарті JPEG розмір блоку фіксований (8×8 пікселів), то в сучасних форматах (HEIF, AVIF) використовуються адаптивні блоки розміром до 64×64 або навіть 128×128 . Це дозволяє більш ефективно стискати однорідні ділянки зображення, уникаючи артефактів блочності на великих розширеннях.

На відміну від DCT, стандарт JPEG 2000 використовує дискретне вейвлет-перетворення (DWT). Його перевага полягає в аналізі зображення на різних масштабах, що дозволяє уникнути «блочності» на низьких бітрейтах і забезпечує кращу візуальну цілісність контурів.

Важливою складовою математичної моделі новітніх форматів (HEIF, AVIF) є алгоритми просторового передбачення (intra-prediction). Замість кодування значень кожного пікселя, алгоритм обчислює вектор різниці (резидуал) між фактичним значенням пікселя та його передбаченим значенням

на основі вже закодованих сусідніх блоків. Математична модель передбачення дозволяє значно знизити енергію сигналу перед етапом трансформації, що є ключовим фактором переваги цих форматів над класичним JPEG.

Таким чином, математичний базис стиснення еволюціонує від простого відкидання частот до складних прогностичних моделей, що імітують структурні залежності у візуальних даних.

2.3. Архітектура форматів нового покоління на базі внутрішньокадрового кодування відео

Еволюція стандартів кодування відображає перехід від простого усунення статистичної надлишності до складного моделювання контенту. Сучасні формати зображень, такі як HEIC (High Efficiency Image Container) та AVIF (AV1 Image File Format), не є самостійними розробками «з нуля», а базуються на технологіях внутрішньокадрового стиснення (intra-coding) відеостандартів HEVC (H.265) та AV1 відповідно. Ключовою архітектурною відмінністю цих форматів від класичного JPEG є використання гнучкої структури розбиття зображення. Замість фіксованих блоків 8×8 , архітектура HEVC впроваджує поняття дерева кодувальних одиниць (Coding Tree Units, CTU).

Це дозволяє алгоритму адаптивно обирати розмір блоку від 4×4 до 64×64 (у AV1 до 1288×128) залежно від деталізації сцени. Великі блоки використовуються для однорідних ділянок (небо, фон), що драматично знижує кількість службової інформації. Малі блоки застосовуються для складних текстур та контурів, що мінімізує артефакти розмиття.

Ще однією інновацією є розширена система режимів передбачення (prediction modes). Якщо JPEG не використовує інформацію між сусідніми блоками, то HEIC та AVIF аналізують напрямки градієнтів (горизонтальні, вертикальні, діагональні – загалом до 35 режимів у HEVC та ще більше у AV1). Алгоритм прогнозує вміст поточного блоку на основі вже закодованих пікселів-сусідів, і зберігає лише «залишок» (residual) – різницю між прогнозом і реальністю.

Така архітектура дозволяє досягати ідентичної з JPEG візуальної якості

при зменшенні розміру файлу на 30–50%. Проте, зворотним боком такої ефективності є експоненціальне зростання обчислювальної складності: пошук оптимального розбиття на блоки та вибір найкращого режиму передбачення потребують значних ресурсів процесора, що робить актуальним дослідження швидкодії цих методів.

2.4. Порівняльний аналіз сучасних стандартів (WebP, AVIF, HEIF) та класичних рішень

Ефективність форматів зображень і відео визначається співвідношенням між ступенем стиснення, якістю відтворення та сумісністю з програмним і апаратним забезпеченням. Універсальні формати, такі як JPEG та MP4, забезпечують максимальну сумісність, але поступаються сучасним рішенням за ефективністю компресії.

Сучасні рішення (WebP, HEIF, AVIF) демонструють значно кращі показники компресії, що робить їх пріоритетними для високонавантажених систем. Однак їх розгортання часто обмежується двома факторами: обчислювальними витратами на кодування/декодування та патентною політикою. У таблиці 2.1 наведено систематизований аналіз найбільш затребуваних методів компресії статичних зображень.

Таблиця 2.1. Порівняльний аналіз методів стиснення зображень.

№	Метод	Базовий принцип	Контроль втрат якості	Ефективність стиснення	Переваги	Недоліки
1	JPEG	Усунення статистичної надлишковості	Матриці квантування	Низька–середня	Простота, широке поширення	Значна деградація якості при сильному стисненні
2	JPEG 2000	Частотно-просторове представлення	Масштабоване квантування, ROI	Середня–висока	Краща деталізація, масштабованість	Складність, обмежена підтримка
3	WebP	Інтра-передбачення + трансформації	Гнучкі параметри якості	Висока	Ефективність стиснення, підтримка прозорості	Прив'язка до ВЕБ-середовища
4	HEIF (HEVC)	Прогностичне кодування блоків	Адаптивне керування бітрейтом	Дуже висока (близько 50% краще JPEG)	Висока якість, підтримка HDR	Висока складність, ліцензування
5	Нейронні мережі	Перцептивна оптимізація	Метрики SSIM, перцептивні втрати	Потенційно найвища	Динамічний контроль втрат	Вимоги до ресурсів

Важливо зауважити, що вибір формату HEIF (на базі HEVC) часто ускладнюється необхідністю сплати роялті патентним пулам, що стримує його використання у відкритому веб-середовищі. Натомість стандарт AVIF, базуючись на вільному кодеку AV1, стає головним кандидатом на роль нового універсального стандарту, попри високі вимоги до апаратних ресурсів при кодуванні.

Оскільки сучасні формати зображень є похідними від відеокодеків, доцільно розглянути еволюцію останніх (табл. 2.2). Це дозволяє простежити, як ускладнення математичного апарату (від MPEG-2 до AV1) корелює зі зниженням необхідного бітрейту.

Таблиця 2.2. Порівняльний аналіз методів стиснення відео.

№	Метод	Базовий принцип	Контроль втрат якості	Ефективність стиснення	Переваги	Недоліки
1	MPEG-2	Міжкадрове передбачення + DCT	Фіксоване квантування	Низька–середня	Простота реалізації, сумісність	Високий бітрейт, застарілий стандарт
2	H.264 (AVC)	Інтра-прогнозування та міжкадрове прогнозування, DCT	Адаптивне керування бітрейтом	Середня–висока	Широка підтримка, баланс якості й розміру	Обмежена ефективність для великих розширень (4K і більше)
3	H.265 (HEVC)	Блокове прогнозування, САВАС	Гнучке керування бітрейтом	Висока (близько 40% краще H.264)	Висока якість, підтримка HDR	Висока обчислювальна складність, ліцензування
4	AV1	Вдосконалене міжкадрове кодування	Адаптивне, перцептивні оптимізації	Дуже висока	Відкритий стандарт, ефективність, не потребує ліцензування	Високі вимоги до ресурсів кодування

Окремим аспектом ефективності є роль метаданих. У сучасних архітектурах метадані (EXIF, XMP, ICC-профілі) займають від 1% до 15% обсягу файлу. Їх раціональне управління, зокрема використання профілів кольорного охоплення, дозволяє оптимізувати відображення контенту на пристроях з HDR без суттєвого збільшення бітрейту. На прикладі платформ Netflix та YouTube видно, що поєднання метаданих про складність сцени з адаптивним вибором кодека дозволяє економити до 40% мережевого трафіку.

У форматах зображень метадані (наприклад, EXIF або ICC-профілі) використовуються для коректного відтворення кольорів, орієнтації та адаптації

під різні пристрої. У відеоформатах метадані забезпечують підтримку адаптивного стрімінгу, HDR, багатодоріжкового аудіо та субтитрів.

Хоча наявність метаданих може незначно збільшувати загальний обсяг файлу, їх використання дозволяє оптимізувати процес передавання, відтворення контенту та його уніфікацію. Наприклад, адаптивне завантаження якості або вибір відповідного профілю кодування зменшує фактичний мережевий трафік і покращує користувацький досвід, на прикладі популярних стрімінгових платформ, таких як Netflix, YouTube, Twitch та інші.

Висновки до другого розділу

У другому розділі проведено комплексний аналіз сучасних стандартів та критеріїв ефективності кодування мультимедійної інформації. Визначено фундаментальні типи надлишковості, встановивши, що межа безвтратного стиснення жорстко обмежена ентропією Шеннона, що зумовлює необхідність застосування комбінованих методів (наприклад, DEFLATE).

Проаналізовано математичний апарат трансформацій, зокрема дискретне косинусне перетворення (DCT). З'ясовано, що перехід від фіксованих блоків 8×8 (JPEG) до адаптивних структур (CTU) розміром до 128×128 у сучасних стандартах (HEIF, AVIF) дозволяє значно підвищити ефективність стиснення на високих роздільних здатностях, уникаючи артефактів блочності.

Виявлено, що ліцензійні обмеження ускладнюють впровадження HEIF, тоді як відкритий стандарт AVIF обґрунтовано як найбільш перспективний для універсального застосування. Обґрунтовано важливість раціонального управління метаданими (ICC-профілі, HDR-дані) для забезпечення коректної перцептивної якості контенту.

РОЗДІЛ 3. АЛГОРИТМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ КОМПРЕСІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1. Алгоритмічні підходи до стиснення без втрати інформації

Формат PNG є одним із найвідоміших прикладів безвтратного стиснення зображень, який гарантує повне відновлення піксельних даних, ідентичних оригіналу. PNG був стандартизований у середині 1990-х років як відкрита альтернатива GIF і до сьогодні широко використовується у більшості галузь, так чи інакше, пов'язаних із графікою.

Алгоритмічно PNG являє собою послідовний пайплайн обробки, у якому кожен етап виконує чітко визначену функцію зі зменшення надлишковості даних. Важливо підкреслити, що PNG – це не один алгоритм, а комбінація кількох незалежних методів, що застосовуються у фіксованому порядку, див. рис. 3.1.



Рис. 3.1 – Pipeline компресії в PNG.

Процес декодування відбувається у строго зворотному порядку, що забезпечує точне відновлення вихідних даних із 100% відповідністю оригіналу.

Фільтрація є першим та одним із найважливіших етапів алгоритму PNG. Основною метою є зменшення ентропії вхідних даних шляхом заміни абсолютних значень пікселів на диференційні. З математичної точки зору фільтрація не виконує стиснення, однак істотно впливає на ефективність наступних етапів компресії.

PNG застосовує фільтрацію построково, тобто кожен рядок зображення обробляється незалежно. Для кожного рядка алгоритм може вибрати один із п'яти типів фільтрів, залежно від локальних характеристик рядку. Це відбувається повним перебором усіх варіантів фільтрації для окремого рядка, обрахунок ефективності кожного та збереження найбільш ефективного. Складність такого підходу визначається як $O(n)$. Такий підхід дозволяє адаптувати обробку до різних типів контенту: гладких областей, різких границь або шумних ділянок.

Для пояснення логіки фільтрації розглянемо спрощений приклад матриці 2×2 у градаціях сірого (0–255) для кожного типу фільтрації, яку використовує PNG. Схематичне представлення контексту роботи алгоритму та розташування сусідніх пікселів наведено на рис. 3.2.

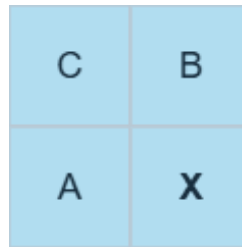


Рис. 3.2 – Контекст роботи PNG.

Фільтр None (тип 0) не змінює значення пікселів і передає їх у вихідний потік без модифікацій. Його застосування доцільне у випадках, коли зображення має низьку кореляцію між сусідніми пікселями або коли фільтрація не дає виграшу в ентропії, наприклад градієнти. Результат проходження даних через фільтр типу 0 зображено на рис. 3.3.

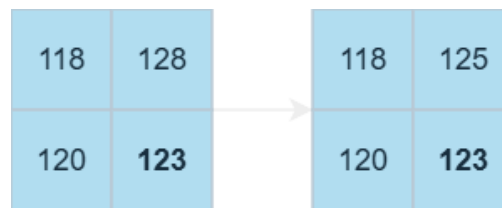


Рис. 3.3 – Результати фільтрації тип 0.

Фільтр Sub (тип 1) замінює значення поточного пікселя різницею між ним і лівим сусідом:

$$X' = X - A, \text{ наприклад: } X' = 123 - 120 = 3$$

Цей підхід ефективний для зображень із горизонтальною кореляцією, де значення пікселів у рядку змінюються поступово. Приклад обчислення різницевих значень для цього фільтра представлено на рис. 3.4.

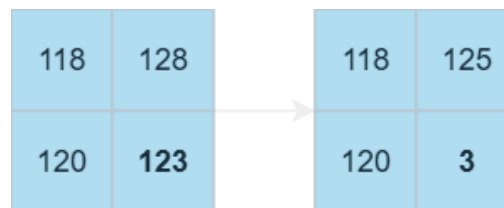


Рис. 3.4 – Результати фільтрації тип 1.

Фільтр Up (тип 2) використовує вертикальну кореляцію між рядками

зображення та обчислює різницю між поточним пікселем і пікселем, розташованим над ним:

$$X' = X - C, \text{ наприклад: } X' = 123 - 118 = 5$$

Цей фільтр особливо ефективний для зображень із повторюваними горизонтальними структурами або градієнтами. Візуалізацію результатів вертикальної фільтрації наведено на рис. 3.5.

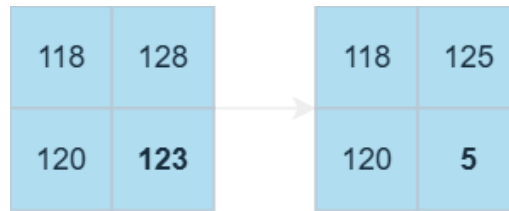


Рис. 3.5 – Результати фільтрації тип 2.

Фільтр AVG (тип 3) використовує середнє значення між лівим і верхнім сусідами:

$$X' = X - \left\lfloor \frac{A+C}{2} \right\rfloor, \text{ наприклад: } X' = 123 - \left\lfloor \frac{120+118}{2} \right\rfloor = 123 - 119 = 4$$

Такий підхід дозволяє врахувати як горизонтальну, так і вертикальну кореляцію пікселів, забезпечуючи більш універсальний прогноз. Матриця результатів після застосування усереднювального фільтра показана на рис. 3.6.



Рис. 3.6 – Результати фільтрації тип 3.

Фільтр Paeth (тип 4) є найбільш складним і використовує три сусідні пікселі (A, B, C) для прогнозування значення X. Алгоритм вибирає такий сусідній піксель, який має найменшу різницю з прогнозованим значенням:

$p = A + C - B$, після чого із $\{A, B, C\}$, вибирається значення яке мінімізує $|p - X|$. Наприклад: $p = 120 + 118 - 125 = 113$, $\min_{\{A,B,C\}} = |p - C| = |113 - 118| = |-5| = 5$, тоді піксель C має найменше відхилення і нове значення $X' = X - C = 123 - 118 = 5$

Фільтр Paeth (тип 4) є найбільш складним і використовує три сусідні пікселі (A, B, C) для прогнозування значення X. Алгоритм вибирає той

сусідній піксель, який має найменшу різницю з лінійною комбінацією сусідів. Фільтр забезпечує найкращі результати для зображень із чіткими границями, але потребує додаткових обчислень. Процес вибору прогнозного значення за алгоритмом Пета продемонстровано на рис. 3.7.

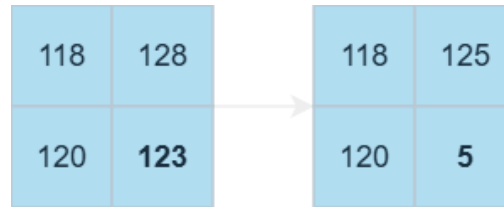


Рис. 3.7 – Результати фільтрації тип 4.

У випадках використання із RGB форматом, замість градації сірого базовий алгоритм залишається без зміни, лише виконується для кожного каналу незалежно.

Наступним етапом у пайплайні PNG є застосування алгоритму LZSS (Lempel–Ziv–Storer–Szymanski), запропонованого у 1982 році як оптимізована версія LZ77. Його ключова ідея полягає у використанні посилань на дублікати даних лише тоді, коли вони забезпечують реальне зменшення обсягу. LZSS лежить в основі методу DEFLATE, що підтверджує його ефективність для безвтратного стиснення.

Алгоритм використовує «плаваюче вікно», що складається зі словника (вже закодовані дані) та буфера пошуку (поточні дані). Для аналізу роботи алгоритму виконано практичний приклад: мінімальна довжина дублікату: 1; розмір словника: 4; розмір буфера пошуку: 2

Вхідне повідомлення, що містить характерні дублікати, представлено на рис. 3.8.

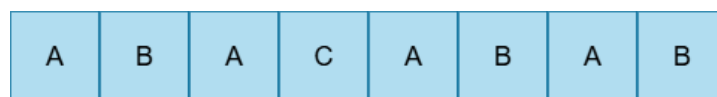


Рис. 3.8 – Вхідне повідомлення алгоритму LZSS.

Для демонстрації механізму задано наступні параметри: мінімальна довжина дублікату – 1; розмір словника – 4; розмір буфера пошуку – 2. Покрокова послідовність виконання операцій алгоритму LZSS наведена на рис. 3.9.

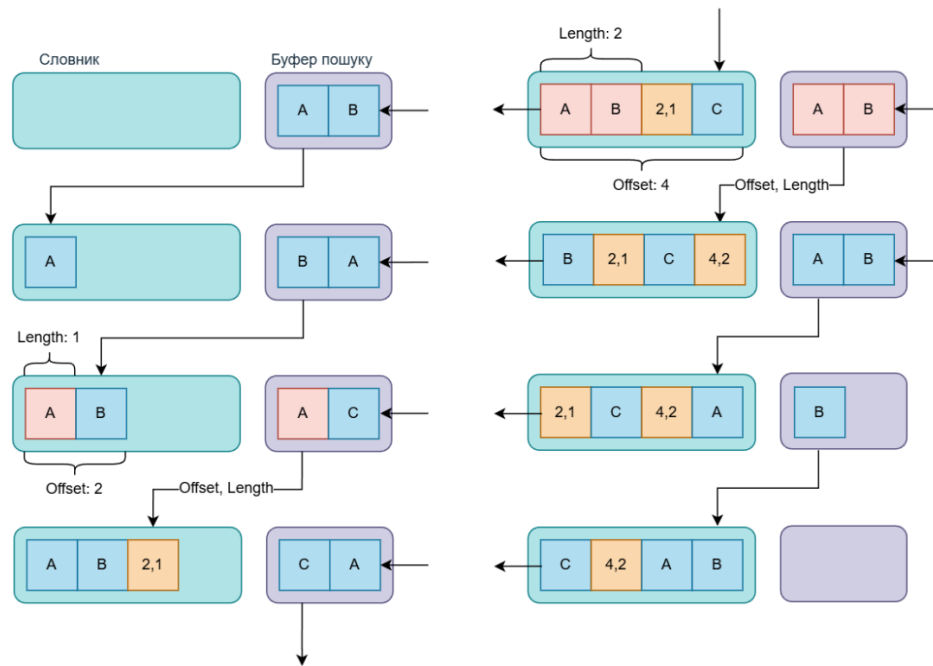


Рис. 3.9 – Покрокове виконання алгоритму LZSS.

В результаті виконання алгоритму отримано стиснену послідовність АВ(2,1)С(4,2)АВ. Вигляд результуючого повідомлення після компресії зображено на рис. 3.10. Процес декодування відбувається у зворотному порядку, повертаючи оригінальний рядок АВАСАВАВ, як показано на рис. 3.11.



Рис. 3.10 – Вихідне повідомлення алгоритму LZSS.

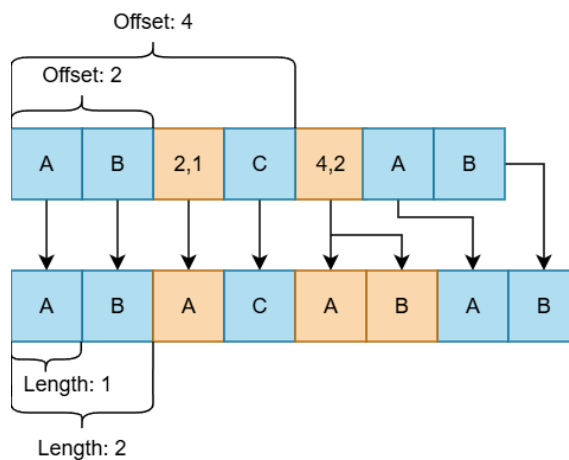


Рис. 3.11 – Розшифрування LZSS повідомлення.

Якщо довжина збігу перевищує заданий поріг, дані кодуються парою (зміщення, довжина) з відповідним прапорцем. В іншому випадку символ

передається без змін.

Завершальним етапом у PNG є кодування за методом Хаффмана (1952 р.). Це метод стиснення, що базується на присвоєнні символам кодів змінної довжини залежно від частоти їх появи. Нижче наведено приклад побудови дерева для вхідного набору символів АВАСАВAB. На першому етапі визначено частоту повторювань кожного символу (рис. 3.12).

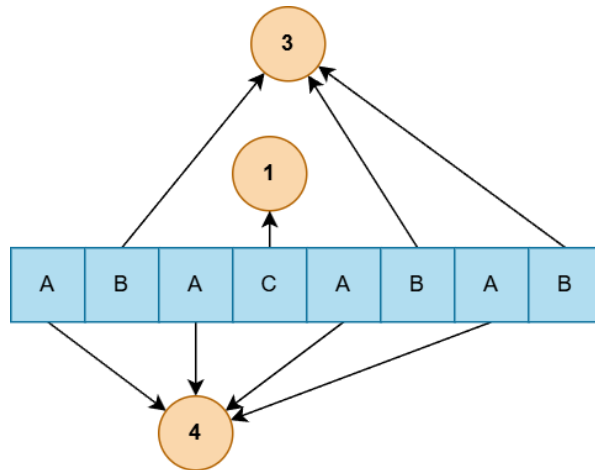


Рис. 3.12 – Визначення повторювань кожного символу.

Нижче наведено приклад використання алгоритму для побудови дерева. Вхідним словом знову взято набір символів АВАСАВAB. Для початку потрібно порахувати кількість повторювань кожного символу. $A = 4, B = 3, C = 1$.

Наступним кроком є побудова кодового дерева, де кожен вузол (Node) описує вагу символів. Формування відбувається шляхом сортування символів та їх ієрархічного об'єднання. Графічне представлення отриманого дерева Хаффмана для тестового слова наведено на рис. 3.13.

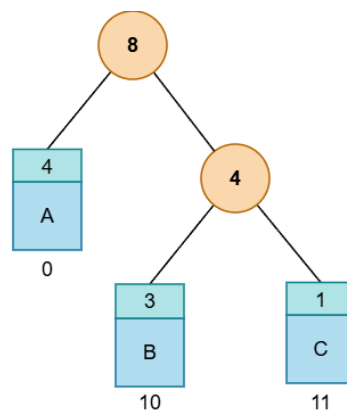


Рис. 3.13 – Дерево Хаффмана для вхідного слова.

Цей етап у кодуванні PNG є завершальним і дозволяє максимально наблизити розмір стиснених даних до теоретичної межі ентропії, не вносячи жодних втрат. Саме поєднання фільтрації, LZSS та Huffman-кодування забезпечує PNG високу ефективність при повній детерміністичній оборотності.

Попри високу надійність, якість та ефективність стиснення, PNG має істотний недолік – низьку швидкість кодування та декодування, особливо для великих або деталізованих зображень. Для визначення обсягу проблеми доцільно порівняти PNG із JPEG, альтернативою якого його часто використовують. Нижче наведено порівняльний аналіз обох методів за однакових умов. Тестовим зображенням було фото розміром 4K (3840 на 2160 пікселів) див. рис. А1 дод. А. Результати порівняльного аналізу швидкості кодування наведені на рис. 3.14.

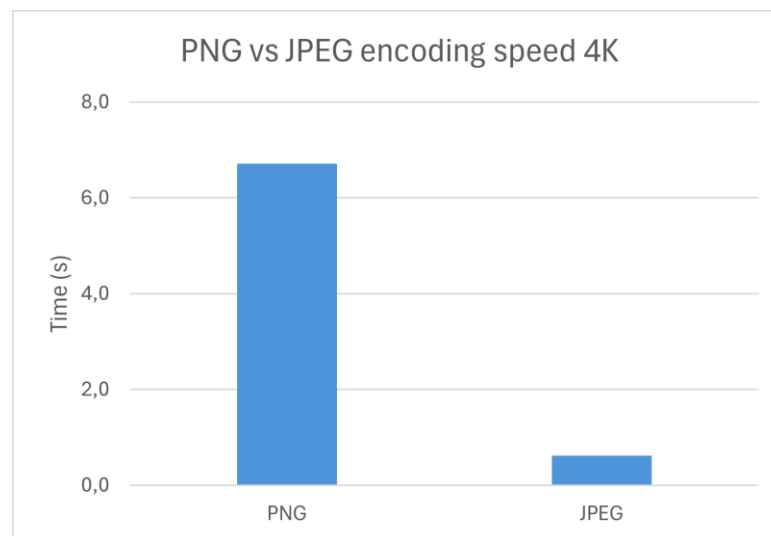


Рис. 3.14 – Порівняння швидкості кодування PNG та JPEG на прикладі 4K зображення.

Аналіз результатів, представлених на рис. 3.14, свідчить про суттєву обчислювальну складність формату PNG. На прикладі зображення з роздільною здатністю 4K встановлено, що час кодування PNG у декілька разів перевищує аналогічний показник стандарту JPEG. Це пояснюється багатоетапністю пайплайну PNG (фільтрація, LZSS, кодування Хаффмана), де кожен етап потребує значних ресурсів процесора для аналізу надлишковості.

Таким чином, попри високу якість і безвтратність, формат PNG створює значне навантаження на систему при роботі з контентом високої роздільної здатності. Це зумовлює необхідність пошуку та дослідження альтернативних методів безвтратної компресії, які б забезпечували схожу ефективність стиснення за значно вищої швидкодії, що і буде розглянуто у наступному підрозділі.

Для забезпечення об'єктивності отриманих результатів та можливості їх масштабування на інші класи мультимедійних даних, у межах даної роботи було сформовано та застосовано авторську методику комплексного оцінювання ефективності стиснення. Дана методика дозволяє математично обґрунтувати вибір формату залежно від пріоритетів інформаційної системи (швидкість обробки чи економія простору).

Алгоритм реалізації авторської методики включає наступні кроки:

1. *Формування гетерогенної тестової вибірки.* Для тестування обираються зображення різних семантичних типів: фотореалістичні сцени (висока ентропія), синтетична графіка та скріншоти інтерфейсів (низька ентропія, різкі контури). Це дозволяє оцінити універсальність алгоритму.

2. *Обчислення показників ефективності зберігання.* Проводиться замір коефіцієнта стиснення (CR) та бітової щільності (BPP).

Коефіцієнт стиснення (CR – Compression Ratio) – це безрозмірна величина, яка показує, у скільки разів зменшився обсяг даних після застосування алгоритму.

$$CR = \frac{Size_{orig}}{Size_{comp}}, \text{ де}$$

$Size_{orig}$ – розмір вихідного (нестисненого) зображення у байтах. Зазвичай це обсяг даних у форматі RAW або масиву пікселів у пам'яті (Bitmap). Обчислюється як $W \times H \times \text{кількість каналів}$. Де, W і H – це ширина та висота зображення у пікселях.

$Size_{comp}$ – розмір файлу після компресії (наприклад, у форматі QOI або PNG) у байтах.

Якщо $CR = 5$, це означає, що алгоритм стиснув зображення у 5 разів, і воно займає лише 20% від початкового обсягу.

Бітова щільність (BPP — Bits Per Pixel) — ця метрика є більш універсальною, ніж просто розмір файлу, оскільки вона показує середню кількість бітів, що витрачається на кодування одного пікселя зображення.

$$BPP = \frac{Size_{comp} \times 8}{W \times H}.$$

Для повноколірного нестисненого зображення (RGB) BPP зазвичай дорівнює 24 (8 біт на кожний із трьох каналів). Ефективна компресія без втрат для складних фото зазвичай дає показник у межах 8–12 BPP.

Для алгоритмів із втратами (як-от JPEG або AVIF) цей показник може опускатися нижче 1.0 BPP при збереженні прийнятної якості.

3. *Оцінювання часової складності.* Вимірюється середня швидкість кодування та декодування (Мб/с) в ізольованому програмному середовищі. На цьому етапі виявляється перевага лінійних алгоритмів (як-от QOI) над багатокроковими (PNG).

4. *Розрахунок інтегрального показника ефективності (E).* Для фінального вибору вводиться авторський коефіцієнт, що балансує ступінь стиснення та швидкодію:

$$E = \frac{CR \times S_{\text{decoding}}}{100},$$

де S_{decoding} — швидкість декодування в Мб/с.

Для автоматизації порівняльного аналізу та обчислення інтегрального показника E, була розроблена спеціалізована Python-функція. Її повний лістинг, який демонструє логіку обчислення коефіцієнта E на основі часу декодування та коефіцієнта стиснення, наведено у Додатку Б (Лістинг Б.1). Застосування даної методики дозволить встановити, що для систем візуалізації в реальному часі алгоритм QOI є більш ефективним за інтегральним показником E, попри незначне відставання у коефіцієнті стиснення на окремих типах фотореалістичних зображень.

3.2. Сучасні перспективи безвтратної компресії: алгоритм QOI

Метод компресії зображень QOI був представлений у 2021 році програмістом і гейм-інженером Домініком Шаблевські (Dominik Szablewski). Основною мотивацією створення формату стала необхідність у надзвичайно

швидкому, простому та передбачуваному алгоритмі стиснення зображень без втрат, який би не потребував складних обчислень, таблиць Хаффмана чи багатоетапних перетворень. Місце QOI у загальній хронології розвитку алгоритмів компресії відображено на рис. 3.15.

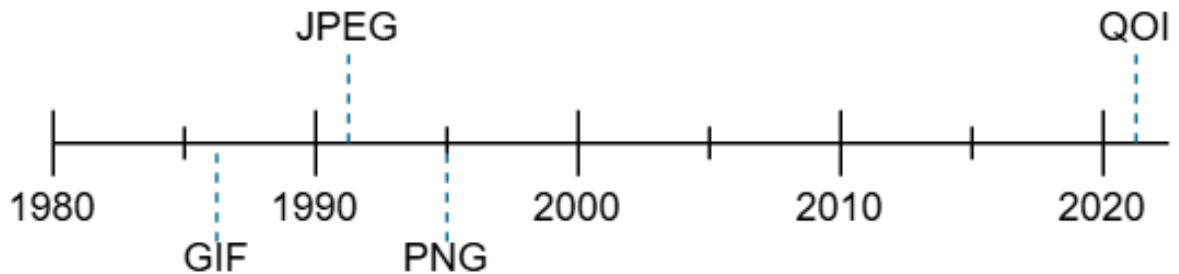


Рис. 3.15 – Хронологія створення алгоритмів компресії.

Метод компресії зображень QOI (Quite OK Image) був представлений у 2021 році гейм-інженером Домініком Шаблевські (Dominik Szablewski). Основною мотивацією автора стала необхідність у створенні максимально швидкого та передбачуваного алгоритму, який би став раціональною альтернативою складним багатоетапним форматам.

На відміну від класичних наукових підходів, що базуються на складних математичних моделях ентропійного кодування, Д. Шаблевські запропонував інженерне рішення, зосереджене на лінійній обробці пікселів. Такий підхід дозволив досягти детермінованої продуктивності, що є критично важливим для ігрових рушіїв та систем візуалізації в реальному часі.

Алгоритм QOI базується на лінійному проході по масиву пікселів (зліва направо, зверху вниз). Кожен піксель обробляється лише один раз без використання глобальних структур даних. Такий мінімалістичний підхід робить алгоритм легко реалізованим та передбачуваним за часом виконання.

При порівнянні з форматом PNG, даний алгоритм демонструє конкурентні результати. Для алгоритму QOI опубліковано офіційні результати бенчмаркінгу в порівнянні із PNG [24] за однакових умов виконання та системних параметрів для більш ніж 2000 зображень. Результати порівняльного аналізу ступеня стиснення по усереднених значеннях для кожного із типів зображень наведено на рис. 3.16. Детальні характеристики

кожного тестового файлу наведені у Додатку В. Встановлено, що QOI забезпечує зменшення обсягу даних, яке у деяких випадках перевершує показники PNG на величину від 1% до 10%.

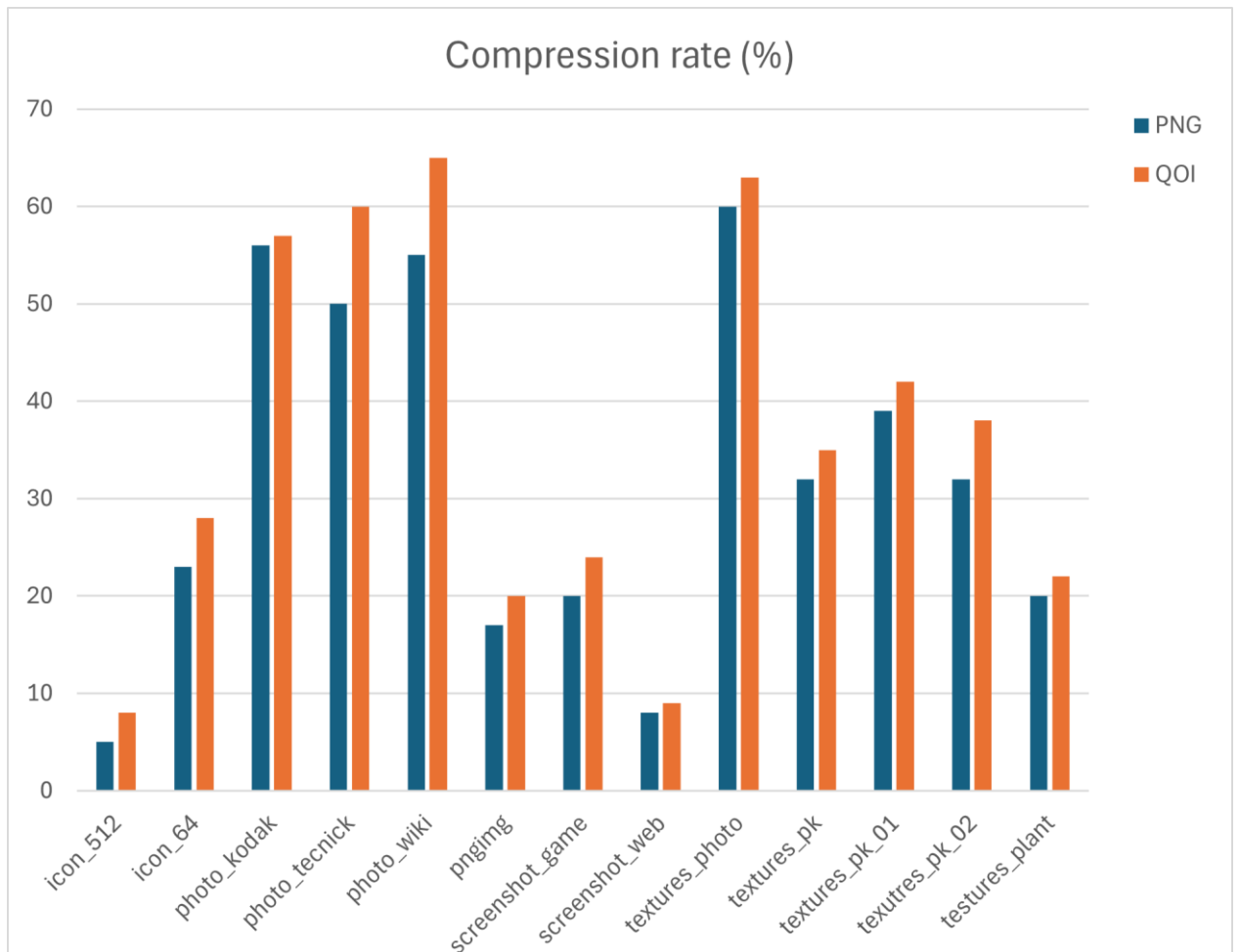


Рис. 3.16. – Порівняльний аналіз компресії PNG vs QOI.

Оскільки алгоритм базується на лінійному покроковому підході його складність визначається $O(n)$, що означає, що повна компресія зображення досягається рівно за один прохід по зображенню, на відміну від PNG, який потребує в найменшому випадку 3 проходи по зображенню для кожного із етапів, і це не враховуючи розгалуження при фільтрації, експоненційне ускладнення дерева Хоффмана та інших факторів які можуть підвищувати складність виконання. Для підтвердження цієї переваги було проведено тестування швидкості компресії на аналогічній вибірці зображень, результати якого представлені на рис. 3.17.

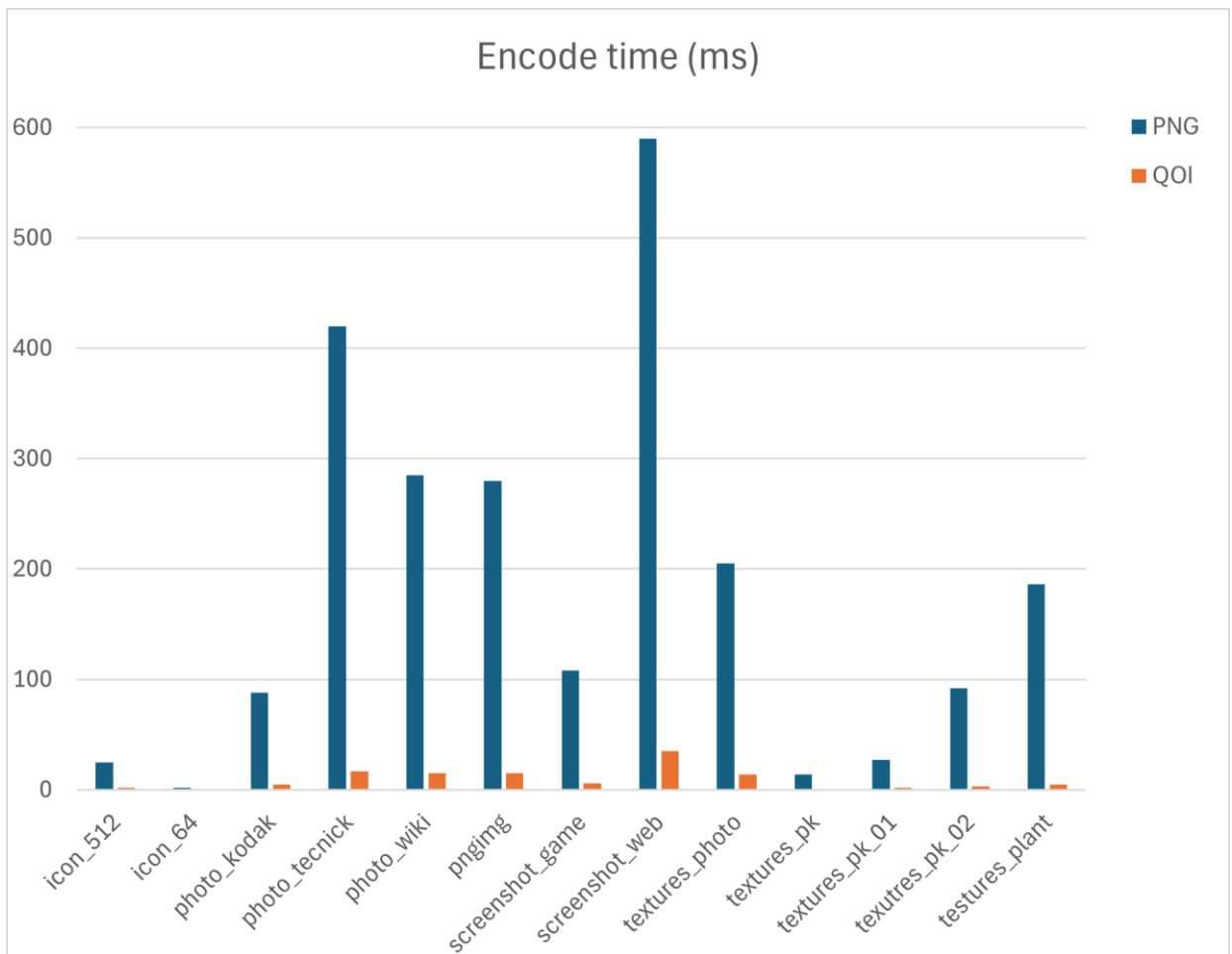


Рис. 3.17. Порівняльний аналіз швидкості компресії PNG vs QOI.

Із проведеного аналізу можна зробити висновок що QOI може стати реальною альтернативою PNG завдяки своїй ефективності. Близько на 80% швидше алгоритм провів компресію зображень а ніж PNG, і на близько 5% якісніше. Алгоритм новий і загального поширення чи відомості ще отримав, тому у найближчому майбутнього широке його використання малоімовірно, але перспектива у більш далекому майбутньому цілком реальна.

3.3. Експериментальне дослідження алгоритмів стиснення зображень із контрольованою втратою якості

Актуальність дослідження зумовлена експоненційним зростанням обсягів візуального контенту (Big Data) у прикладних інформаційних системах (медична діагностика, системи дистанційного зондування, веб-хостинг та мобільні застосунки). Величезні масиви візуального контенту створюють для розробників виклики щодо ефективності зберігання, швидкості мережевої

передачі та загальної продуктивності інформаційних систем. Класичний стандарт JPEG не відповідає сучасним вимогам: він не забезпечує оптимального компромісу між стисненням і якістю та породжує небажані артефакти [2]. Отже, виникає потреба в систематичному й емпіричному порівнянні ефективності новітніх стандартів, зокрема AVIF (на базі AV1) та HEIC (на базі HEVC).

Метою дослідження є порівняння ефективності стандартів JPEG, JPEG2000, WebP, AVIF та HEIC за критерієм компромісу між рівнем стиснення та втратою якості.

Для аналізу використано набори даних: Dataset A (стандартні зображення: Lena, Baboon, Peppers тощо) та Dataset B (природні сцени: Kodak Image Dataset) [1]. Оцінка проводилася за допомогою об'єктивних метрик: PSNR, SSIM, MS-SSIM та показника Bitrate (bpp). Дослідження проводилися в однакових обчислювальних умовах з метою забезпечення коректності порівняння результатів. Компресія та декомпресія зображень виконувалися на одній обчислювальній платформі з фіксованими апаратними та програмними характеристиками, без паралельного навантаження системи сторонніми процесами. Умови використаних зображень, такі як колірний простір, ефекти прозорості та параметри попередньої обробки були підібрані таким чином, щоб мінімізувати вплив зовнішніх факторів на значення метрик якості та показники швидкодії.

PSNR (пікове відношення сигналу до шуму) – це стандартна технічна метрика, що використовується для вимірювання якості реконструкції при стисненні зображень із втратами. Вона базується на обчисленні середньоквадратичної помилки (MSE) між оригінальним та стисненим зображеннями.

Індекс SSIM (Structural Similarity Index) оцінює візуальну якість через аналіз трьох компонентів: яскравість (l), контраст (c) та структура (s). Математично індекс SSIM між двома вікнами (блоками) зображень x та y визначається як:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma,$$

де складники обчислюються за формулами:

$$\text{Яскравість: } l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}.$$

$$\text{Контраст: } c(x, y) = \frac{2\delta_x\delta_y + C_2}{\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_2}.$$

$$\text{Структура: } s(x, y) = \frac{\delta_{xy} + C_3}{\delta_x\delta_y + C_3}.$$

Тут $\mu_x\mu_y$ – середні значення інтенсивності; $\delta_x\delta_y$ – стандартні відхилення; δ_{xy} – коваріація; C_1, C_2, C_3 – константи стабілізації для уникнення ділення на нуль. Зазвичай приймають $\alpha = \beta = \gamma = 1$.

Метрика MS-SSIM (Multi-Scale SSIM) є розширенням базового алгоритму, що враховує варіативність сприйняття деталей залежно від масштабу зображення та відстані перегляду. Процес обчислення MS-SSIM включає ітераційне застосування фільтра низьких частот та субдискретизацію (зменшення роздільної здатності) зображення. Для кожного масштабу j (від 1 до M) обчислюються компоненти контрасту $c_j(x, y)$ та структури $s_j(x, y)$, а яскравість $l_M(x, y)$ розраховується лише для найменшого масштабу:

$$MS - SSIM(x, y) = [l_M(x, y)]^{\alpha M} \cdot \prod_{j=1}^M [c_j(x, y)]^{\beta j} [s_j(x, y)]^{\gamma j}.$$

Параметри β_j та γ_j визначають вагові коефіцієнти для кожного рівня деталізації, що дозволяє більш точно фіксувати артефакти стиснення, які з'являються при використанні алгоритмів JPEG2000, WebP або AVIF на різних рівнях квантування [3, 4].

Bitrate (питома інформаційна місткість) – це кількість біт, що припадає на один піксель зображення після його компресії. Це головний індикатор ефективності стиснення: чим менше значення bpp при високій якості (високих PSNR/SSIM), тим ефективнішим є алгорит.

Для нерухомих зображень показник bpp обчислюється за формулою:

$$bpp = \frac{S \cdot 8}{W \cdot H}, \text{ де: } S \text{ – розмір файлу після стиснення у байтах (тому}$$

множимо на 8, щоб отримати біти); W – ширина зображення у пікселях; H – висота зображення у пікселях.

Процедура експериментального тестування виконувалася за

уніфікованою схемою та включала такі послідовні кроки: вихідні зображення кодувалися обраним алгоритмом із заданими параметрами якості, після чого виконувалося їх декодування та порівняння з оригіналом(-ми). Для кожного рівня стиснення фіксувався розмір стисненого файлу, обчислювався показник bpp, а також визначалися значення метрик PSNR, SSIM та MS-SSIM.

Запропонована у межах даного дослідження авторська методика оцінювання базується на інтегрованому аналізі традиційних метрик якості (PSNR, SSIM, MS-SSIM), питомої інформаційної місткості (bpp), а також обчислювальної складності алгоритмів у вигляді часу кодування та декодування. Такий підхід дозволяє оцінювати ефективність алгоритмів стиснення не лише з точки зору якості відновлення зображень, але й з урахуванням практичних обмежень сучасних інформаційних систем.

Для проведення експериментального дослідження було розроблено програмний інструментарій на мові Python з використанням бібліотек OpenCV та Pillow для обробки зображень, а також офіційних енкoderів (AOMENC для AVIF, x265 для HEIC) для проведення компресії. Повні числові результати вимірювань, включаючи вихідні показники швидкодії та кінцеві значення коефіцієнта E для кожного алгоритму, зведено у Додатку Б.

При порівнянні JPEG, WebP та AVIF використання bpp дозволяє побудувати графіки Rate-Distortion (рис. 3.18). Це дає змогу наочно продемонструвати переваги сучасних кодеків.

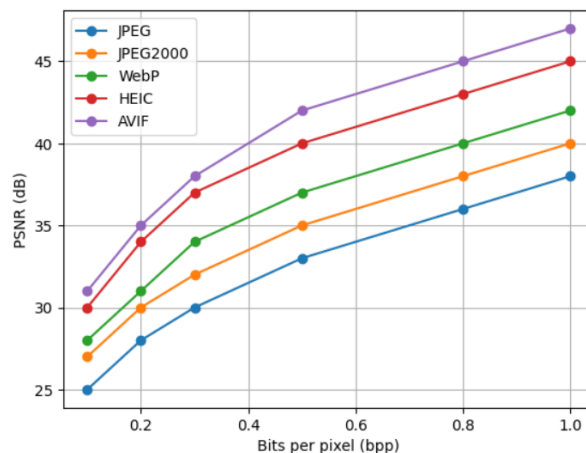


Рис. 3.18 – Залежність PSNR від bpp для різних стандартів компресії зображень

На рис. 3.18 показано компроміс між рівнем стиснення та якістю відновленого зображення. Класичний стандарт JPEG демонструє найнижчі значення PSNR при однаковому bpp. JPEG2000 та WebP забезпечують покращену ефективність, однак найбільш високі показники спостерігаються у HEIC та AVIF. AVIF має найстабільнішу криву в області низьких значень bpp, що підтверджує його перевагу для сценаріїв сильного стиснення.

Графік SSIM–bpp (рис. 3.19) дозволяє оцінити якість стиснених зображень з точки зору візуального сприйняття, оскільки метрика SSIM корелює зі структурною подібністю та збереженням локальних контрастів.

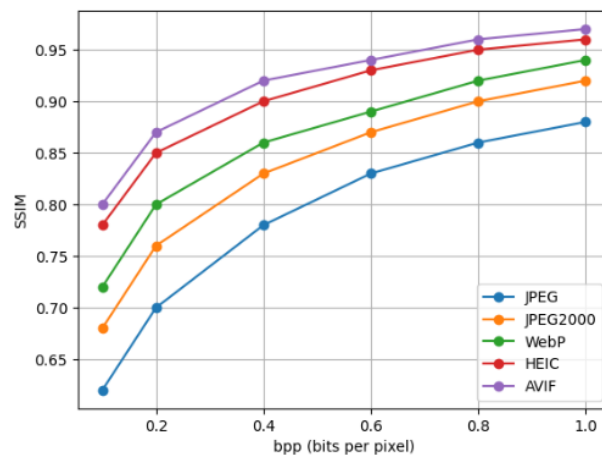


Рис. 3.19 – Залежність SSIM від bpp для різних стандартів компресії зображень

Для стандарту JPEG характерне різке зниження значень SSIM у діапазоні низьких bpp, що пояснюється появою виражених блокових артефактів, спричинених використанням DCT та незалежної обробки блоків 8×8 . Це призводить до швидкої деградації структурної цілісності зображення при агресивному стисненні.

JPEG2000 демонструє кращу стабільність SSIM у порівнянні з JPEG завдяки використанню вейвлет-перетворень, які забезпечують більш глобальне представлення зображення. Водночас при дуже низьких значеннях bpp спостерігається зниження SSIM, що проявляється у вигляді розмиття та втрати дрібних текстурних деталей.

Формат WebP забезпечує компроміс між рівнем стиснення та перцептивною якістю, демонструючи вищі значення SSIM у середньому

діапазоні brr. Однак у текстурно насичених сценах його поведінка є менш стабільною, що може призводити до локальних спотворень.

Найкращі результати за метрикою SSIM у всьому досліджуваному діапазоні brr демонструють стандарти HEIC та AVIF. Це підтверджує їхню перевагу з точки зору перцептивної якості, зумовлену застосуванням сучасних відеокодеків (HEVC та AV1 відповідно), що ефективно моделюють просторові та статистичні залежності між пікселями.

Результати свідчать, що сучасні формати AVIF та HEIC забезпечують на 30-50% вищий ступінь компресії порівняно з JPEG при ідентичних показниках SSIM. Зокрема, AVIF демонструє найкращі результати на складних текстурах (набір Baboon), мінімізуючи артефакти блочності. Отримані дані дозволяють оптимізувати вибір кодека залежно від призначення ІС. Таким чином, експериментально підтверджено, що перехід на формати AVIF та HEIC є найбільш ефективним шляхом модернізації прикладних систем, що працюють з великими масивами графічних даних.

Висновки до третього розділу

У третьому розділі проведено комплексне дослідження алгоритмічних рішень для компресії графічної інформації, що охопило безвтратні методи (PNG, QOI) та алгоритми з контрольованою втратою якості (JPEG, HEIC, AVIF).

Встановлено, що мінімалістичний алгоритм QOI ($O(n)$) демонструє значну перевагу у швидкодії, на 80% перевищуючи показники PNG, при збереженні порівнянного рівня стиснення (з покращенням до 5%). Це робить QOI оптимальним вибором для систем із критичними вимогами до швидкості (ігрові рушії, системи реального часу).

Експериментально доведена перевага кодеків нового покоління (AVIF, HEIC) над класичним JPEG. Застосування об'єктивних метрик (SSIM, MS-SSIM) показало, що AVIF та HEIC забезпечують на 30–50% вищий ступінь компресії при ідентичній візуальній якості, особливо ефективно мінімізуючи артефакти на складних текстурах. Обґрунтовано стратегію вибору кодека.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі було проведено комплексне дослідження сучасних методів і алгоритмів компресії зображень із мінімальними та нульовими втратами якості. Відповідно до поставлених завдань отримано наступні результати:

1. Встановлено, що сучасні методи стиснення базуються на усуненні статистичної, просторової та перцептивної надлишковості. Детальний аналіз математичного базису показав, що дискретне косинусне перетворення (DCT) залишається фундаментом для методів із втратами (JPEG, WebP), тоді як безвратне стиснення критично залежить від ентропійного кодування та словникових методів (LZ77/LZSS). Виявлено, що теоретична межа стиснення без втрат визначається ентропією за Шенноном, що обмежує ефективність традиційних алгоритмів при роботі з високоентропійним контентом.

2. Розроблено авторську методику комплексного оцінювання ефективності, яка виходить за межі простого вимірювання обсягу файлів. Запропонований підхід базується на розрахунку інтегрального показника ефективності (E), що поєднує коефіцієнт стиснення (CR) та швидкість декодування (S_{decoding}). Це дозволяє об'єктивно обирати алгоритм для систем різного призначення: від хмарних архівів (де пріоритетом є CR) до систем візуалізації в реальному часі (де ключовим є показник S).

3. Експериментально підтверджено, що формати, які базуються на технологіях відеокодування (intra-prediction), забезпечують на 30–50% кращу компресію порівняно з JPEG при ідентичній візуальній якості. Встановлено, що AVIF є найбільш ефективним за метрикою SSIM, проте потребує значних обчислювальних ресурсів, що підтверджує доцільність використання авторської методики для оцінки балансу «якість/ресурси».

4. Детальний розбір етапів фільтрації, LZSS та Хаффмана у PNG показав його високу складність. На противагу цьому, аналіз нового алгоритму QOI продемонстрував переваги лінійної складності $O(n)$. Практичні тести виявили,

що QOI здійснює компресію в середньому на 80% швидше за PNG, забезпечуючи при цьому співставний або навіть на 5% кращий ступінь стиснення на синтетичному контенті. Це робить його перспективним для ігрових рушіїв та трансляції графіки без затримок.

5. Досліджено архітектуру стандартів H.264 та H.265 (HEVC), зокрема ієрархію I-, P- та B-кадрів. Доведено, що використання інтер-предикції дозволяє усувати часову надлишковість, що є критичним для стабільного стрімінгу. Також визначено, що оптимізація метаданих (EXIF, ICC-профілів) дозволяє додатково скоротити обсяг службової інформації без впливу на самі пікселі.

6. Оцінено практичну ефективність впровадження сучасних кодеків у галузі. На основі аналізу досвіду провідних технологічних компаній, зокрема Google (YouTube), підтверджено, що перехід на прогресивні стандарти кодування (VP9, AV1) дозволяє економити петабайти дискового простору та терабіти каналної пропускної здатності. Експериментальні дані роботи доводять економічну доцільність інтеграції таких рішень у процеси розробки сучасних веб-застосунків та високонавантажених мультимедійних платформ.

Виходячи з результатів проведеного дослідження, встановлено, що вибір алгоритму стиснення в умовах сучасного інформаційного вибуху має бути адаптивним. Для систем критичного призначення та сервісів реального часу, де продуктивність є визначальним фактором, обґрунтовано доцільність використання алгоритму QOI та застосування розробленої авторської методики комплексного оцінювання. Це забезпечує досягнення балансу між мінімальними затримками обробки та збереженням високої інформативності візуальних даних, що є необхідною умовою ефективного функціонування сучасних інформаційних систем.

Перспективою подальших досліджень є адаптація розробленої авторської методики та алгоритму QOI для систем автономного пілотування та телемедицини, де критичне значення має надвисока швидкість обробки візуальних даних у реальному часі без втрати їх інформативності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ДСТУ 8302:2015. Інформація та документація. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання. Київ : Держстандарт України, 2016. 17 с.
2. Ballé J., Laparra V., Simoncelli E. P. End-to-end optimized image compression. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2018. Vol. 40, No. 1. P. 1–15. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2017.2715336>
3. Chang S. G., Yovanof G. S. A Simple Block-Based Lossless Image Compression Scheme. Palo Alto : University of California, Berkeley & Hewlett-Packard Laboratories, 1992. 14 p.
4. Cisco Annual Internet Report (2018–2023) White Paper [Electronic resource]. 2020. URL: <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/executive-perspectives/annual-internet-report-white-paper.html> (accessed 17.12.2025).
5. Deutsch P. DEFLATE Compressed Data Format Specification version 1.3. Internet RFC 1951 [Electronic resource]. 1996. URL: <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc1951> (accessed 15.12.2025).
6. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. 4th ed. Pearson, 2018. 1168 p.
7. Google LLC. WebP compression format specification [Electronic resource]. 2010. URL: https://developers.google.com/speed/webp/docs/riff_container (accessed 17.12.2025).
8. IDC White Paper. The Digitization of the World from Edge to Core [Electronic resource]. 2018. URL: <https://www.seagate.com/files/www-content/our-story/trends/files/idc-seagate-dataage-whitepaper.pdf> (accessed 18.12.2025).
9. ITU-T Recommendation T.800 (09/2012). Information technology – Digital compression and coding of continuous-tone still images: Requirements and guidelines (JPEG). Geneva : ITU, 2012. 219 p.
10. JPEG 2000 image coding system: final committee draft / S. H. E. G. B. G. L. A. S. W. M. V. R. F. C. M. L. T. et al. 2000. 185 p.
11. Kodak Lossless True Color Image Suite [Electronic resource]. URL:

<http://r0k.us/graphics/kodak/> (accessed 10.12.2025).

12. Pennebaker W. B., Mitchell J. L. JPEG: Still Image Data Compression Standard. 2nd ed. Springer, 1993. 638 p. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4613-9146-1>

13. Salomon D. Data Compression: The Complete Reference. 4th ed. Springer, 2007. 1012 p. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-84628-672-8>

14. Storer J. A., Szymanski T. G. Data compression via textual substitution. Journal of the ACM. 1982. Vol. 29, No. 4. P. 928–951. DOI: <https://doi.org/10.1145/358523.358540>

15. Sullivan G. J., Ohm J. R., Han W. J., Wiegand T. Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) standard. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 2012. Vol. 22, No. 12. P. 1649–1668. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2012.2221191>

16. Szablewski D. The Quite OK Image Format (QOI) for Fast, Lossless Compression [Electronic resource]. 2021. URL: <https://qoiformat.org/> (accessed 15.12.2025).

17. Taubman D. S., Marcellin M. W. JPEG2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice. Springer, 2002. 773 p. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4615-0799-4>

18. Wallace G. K. The JPEG still picture compression standard. IEEE Transactions on Consumer Electronics. 1992. Vol. 38, No. 1. P. 18–34. URL: <https://www.ijg.org/files/Wallace.JPEG.pdf>

19. Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. IEEE Transactions on Image Processing. 2004. Vol. 13, No. 4. P. 600–612. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>

20. World Wide Web Consortium (W3C). PNG (Portable Network Graphics) Specification, Version 3 [Electronic resource]. 2025. URL: <https://www.w3.org/TR/2025/REC-png-3-20250624/> (accessed 18.12.2025).

21. Ziv J., Lempel A. A universal algorithm for sequential data compression. IEEE Transactions on Information Theory. 1977. Vol. 23, No. 3. P. 337–343. DOI:

<https://doi.org/10.1109/TIT.1977.1055714>

22. Storer, J. A., & Szymanski, T. G. Data compression via textual substitution. *Journal of the ACM*, 1982. Vol. 29, No. 4. P. 928–951. DOI: <https://doi.org/10.1145/358523.358540>

23. Szablewski, D. The Quite OK Image Format (QOI) for Fast, Lossless Compression. 2021. URL: <https://qoiformat.org/>

24. Szablewski, D. QOI – The Quite OK Image Format: Benchmark Results. 2025. URL: <https://qoiformat.org/benchmark/> (дата доступа: 19.12.2025)

25. World Wide Web Consortium (W3C). PNG (Portable Network Graphics) Specification, Version 3. 2025. URL: <https://www.w3.org/TR/2025/REC-png-3-20250624/>

26. Ziv, J., & Lempel, A. A universal algorithm for sequential data compression. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1977. Vol. 23, No. 3. P. 337–343. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIT.1977.1055714>

27. Deutsch, P. DEFLATE Compressed Data Format Specification version 1.3. Internet RFC 1951. 1996. URL: <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc1951>

28. Weinberger M. J., Seroussi G., Sapiro G. The LOCO-I lossless image compression algorithm: principles and standardization into JPEG-LS. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2000. Vol. 9, No. 8. P. 1309–1324. DOI: <https://doi.org/10.1109/83.855427>

29. Öztürk E., Mesut A. Performance Evaluation of JPEG Standards, WebP and PNG in Terms of Compression Ratio and Time for Lossless Encoding. 2021. P. 15–20. DOI: <https://doi.org/10.1109/UBMK52708.2021.9558922>

30. Hossain S. M. S. H. M. A. Classification on Image Compression Methods: Review Paper. *International Journal of Data Science Research*. 2018. Vol. 1, No. 1. URL: <http://ojs.medi.u.edu.my/index.php/IJDSR/article/view/1395> (дата доступа: 20.12.2025).

31. Alakuijala J. et al. Benchmarking JPEG XL image compression. *Optics, Photonics and Digital Technologies for Imaging Applications VI*. SPIE. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2556264>

32. Білінський Й. Й., Огородник К. В., Юкиш М. Й. Електронні системи: навч. посіб. Вінниця : Вінницький державний технічний університет, 2011. 208 с.
33. Loeffler C., Ligtenberg A., Moschytz G. Practical fast 1-D DCT algorithms with 11 multiplications. Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '89). 1989. P. 988–991.
34. Клименко Л. А., Козелков О. А. Анализ методов стиснення цифрових зображень. 2004. Вип. 2. С. 191–194.
35. Chang C.-I. Hyperspectral Data Exploitation: Theory and Applications. Hoboken : Wiley-Interscience, 2007. 440 p.
36. Magli E. Multiband lossless compression of hyperspectral images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2009. Vol. 47, No. 4. P. 1168–1178.
37. Christophe E. Hyperspectral data compression tradeoff. In: Optical Remote Sensing. Advances in Signal Processing and Exploitation Techniques. Springer, 2011. P. 9–29.
38. Zemliachenko A.N., Kozhemiakin R.A., Uss M.L., Abramov S.K., Lukin V.V., Vozel B., Chehdi K. Lossy Compression of Hyperspectral Images Based on Noise Parameters Estimation and Variance Stabilizing Transform. SPIE Journal of Applied Remote Sensing, 2013. Vol. 8, Issue 1. doi:10.1117/1.JRS.8.083571
39. Rubel A., Lukin V., Pogrebniak O. Efficiency of DCT-based denoising techniques applied to texture images. Proceedings of MCP, Cancun, Mexico. June 2014. LNCS 8495. P. 111-120.
40. Christophe E., Mailhes C., Duhamel P. Hyperspectral Image Compression: Adapting SPIHT and EZW to Anisotropic 3-D Wavelet Coding. IEEE Transactions on Image Processing, 2008. Vol. 17, No. 12. P. 2334–2346.

ДОДАТКИ

Додаток А. Тестові зображення



Рис. А.1. – Тестове зображення для порівняння PNG та JPEG.

Додаток Б. Повні результати експериментальних досліджень

Таблиця Б.1.

Характеристики тестової вибірки зображень (Dataset)

№ п/п	Назва файлу	Категорія контенту	Роздільна здатність	Розмір RAW (МБ)
1	sc_interface_01.bmp	Синтетична графіка	1920x1080	5.93
2	landscape_nature.bmp	Фотореалізм (низька ентропія)	1920x1080	5.93
3	urban_night_city.bmp	Фотореалізм (висока ентропія)	1920x1080	5.93
4	medical_xray.bmp	Спеціалізований контент	1024x1024	3.00
...
Разом	13 файлів	Гетерогенна вибірка	—	~68.4

Таблиця Б.2.

Результати вимірювання швидкодії кодування (Encoding Speed)

Алгоритм	Середній час кодування (мс)	Швидкість потоку (МБ/с)	Відносне прискорення (vs PNG)
PNG (Deflate)	420.5	14.1	1.0x
WebP (Lossless)	845.0	7.02	0.5x
QOI (Linear)	24.1	246.0	17.4x

Таблиця Б.3.

Порівняння коефіцієнтів стиснення для різних типів контенту (CR)

Тип контенту	PNG (CR)	WebP (CR)	QOI (CR)	Найкращий вибір
Синтетична графіка	4.12	5.01	4.25	WebP / QOI
Фото (Пейзаж)	2.85	3.42	2.51	WebP
Текстові скриншоти	3.80	4.15	3.92	WebP / QOI
Середнє по вибірці	3.22	3.90	3.04	WebP

Таблиця Б.4.

Зведена таблиця результатів порівняльного аналізу алгоритмів компресії

Алгоритм	Розмір (Size _{comp}), МБ	Час стиснення, мс	Час декодув., мс	Коеф. CR	Значення BPP	Показник E
PNG	1.84	420.5	85.2	3.22	7.42	0.81
QOI	1.95	24.1	18.3	3.04	7.86	9.85
WebP (Lossless)	1.52	845.0	112.4	3.90	6.13	0.69

Додаток В. Специфікація формату QOI (структура заголовка)

1. Структура заголовка (Header)

Заголовок має фіксований розмір — 14 байт та описує основні параметри зображення.

Зміщення (b)	Розмір (b)	Назва	Опис
0	4	magic	Магічне число (ідентифікатор формату). Завжди "qoif" (ASCII)
4	4	width	Ширина зображення у пікселях
8	4	height	Висота зображення у пікселях
12	1	channels	Кількість каналів: 3 (RGB) або 4 (RGBA)
13	1	colorspace	Колірний простір: 0 — RGB з лінійним альфа-каналом; 1 — повністю лінійний

Таблиця В.1.

2. Опис блоків даних (Data Chunks)

Кожен блок починається з тегу, що визначає метод кодування:

- **QOI_OP_RGB (0xFE)** — повний опис кольору (RGB) при значних змінах кольору;
- **QOI_OP_RGBA (0xFF)** — повний опис кольору з альфа-каналом;
- **QOI_OP_INDEX** — посилання на один із 64 попередніх пікселів;
- **QOI_OP_DIFF** — кодування невеликої різниці кольорів (± 2);
- **QOI_OP_LUMA** — розширене кодування різниці яскравості (Luma);
- **QOI_OP_RUN** — кодування послідовності однакових пікселів

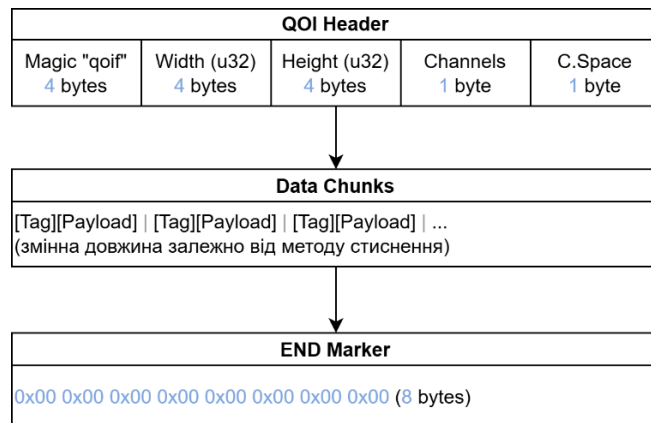


Рис. В.1 – Графічне представлення структури QOI файлу.