

В.П. Майданюк, канд.техн.наук, доц.,
О.Н. Романюк, д-р техн. наук, проф.,
С.В. Павлов, д-р техн. наук, проф.,
М.Л. Нечипорук, аспірант
Вінницький національний технічний університет, Україна
maidaniuk2000@gmail.com

Підвищення коефіцієнта ущільнення зображень на основі двовимірних ортогональних перетворень

Розглянуто методи ущільнення зображень за допомогою двовимірних ортогональних перетворень. Показано, що підвищення коефіцієнта ущільнення можна досягти шляхом групування трансформант дискретних ортогональних перетворень (наприклад, Уолша-Адамара, ДКП та інших) та їх векторного квантування. Для вирішення завдань векторного квантування ідеально підходять нейронні мережі, що самоорганізуються, запропоновані фінським вченим Т. Кохоненом (Self-Organizing Feature Map – SOFM).

Ключові слова: двовимірні ортогональні перетворення, дискретне косинусне перетворення, ДКП, перетворення Уолша-Адамара, SOFM, JPEG, ущільнення зображень

DOI: 10.31474/1996-1588-2024-2-39-31-40

Загальна схема ущільнення зображень та інструментальні засоби для проведення досліджень

Зростання складності систем обробки даних спричиняє постійне збільшення обсягу інформації, яка надходить до центрального процесора, пристроїв відображення або у канали зв'язку. Часто ця інформація є надлишковою, що призводить до неефективного використання обладнання. Щоб полегшити роботу операційних пристроїв, зменшити обсяг пам'яті та звузити смугу пропускання систем передачі, початкову інформацію рекомендується попередньо обробляти. Це включає ущільнення даних та перетворення їх у форму, зручну для цифрових блоків.

Найбільші труднощі виникають при ущільненні зображень, оскільки необхідно обробляти великі обсяги даних із високою швидкістю. Процес ущільнення зображень спрямований на зменшення кількості елементів, потрібних для його представлення. Після відновлення зображення у вихідну форму зазвичай виникають певні спотворення [1].

Кодування на основі перетворень суттєво відрізняється від традиційних методів кодування, таких як імпульсно-кодова модуляція, кодування з передбаченням або інтерполяцією, що застосовуються безпосередньо до відеосигналу. Кодування на основі перетворень є непрямым підходом: зображення спершу піддається унітарному математичному перетворенню, після чого отримані коефіцієнти трансформанти) перетворення квантуються і стискаються за допомогою статистичних методів [2-7].

На сьогодні існує кілька стандартів для кодування як рухомих, так і нерухомих зображень. Серед них відомі стандарти JPEG для нерухомих зображень та MPEG для рухомих. Основою цих стандартів є дискретне косинусне перетворення (ДКП) та ентропійне кодування. Пряме ДКП для фрагменту зображення розміром $N \times N$ визначається так [3-6]:

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

При $u = 0, v = 0$ базисна функція є постійною складовою і вдвічі перевищує інші базисні функції парного косинусного перетворення, то при зворотному перетворенні потрібно додати нормувальний коефіцієнт $C(x)$ [6]:

$$C(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & x = 0 \\ 1 & x > 0, \end{cases} \quad u, v = 0, 1, 2 \dots N-1.$$

У цьому випадку зворотне перетворення набуває такого вигляду:

$$f(i, j) = \frac{2}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} C(u)C(v)F(u, v) \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2n}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{2n}\right), \quad i, j = 0, 1, 2 \dots N-1. \quad (2)$$

Виконання ДКП, навіть із застосуванням швидких алгоритмів, потребує значної кількості множень на косинусні складові. Наприклад, для обробки фрагмента зображення розміром 1×8 необхідно виконати 64 множення.

У цьому відношенні більш вигідним є перетворення Уолша-Адамара, яке вимагає лише

операцій додавання та віднімання. Крім того, це перетворення також може бути реалізоване з використанням тих самих швидких алгоритмів, що й ДКП. Пряме і зворотне перетворення Уолша-Адамара для фрагмента зображення розміром $N \times N$ визначається наступним чином [1,7]:

$$[F(u, v)] = \frac{1}{N} [H(u, v)] [f(i, j)] [H(u, v)]^T, \quad (3)$$

$$f(i, j) = \frac{1}{N} [H(u, v)]^T [F(u, v)] [H(u, v)], \quad (4)$$

де $[f(x, y)]$ – відліки початкового зображення;

$[H(u, v)]$ – матриця Адамара порядку N ;

$[F(u, v)]$ – трансформанта перетворення Уолша-Адамара сигналу $f(x, y)$;

(i, j) – координати, що визначають розташування відліку на площині початкового фрагменту;

(u, v) – узагальнені частоти в області трансформанти.

Незалежно від виду дискретного ортогонального перетворення, коефіцієнт стиснення та якість відновленого зображення залежать від вирішення задачі квантування трансформант (коефіцієнтів) цього перетворення (будь то ДКП, Уолша-Адамара або інше). Зазвичай квантування здійснюється шляхом цілочислового ділення кожного коефіцієнта перетворення на відповідний «коефіцієнт квантування» [2].

Одним із методів оптимізації квантування коефіцієнтів дискретного ортогонального перетворення є векторне квантування. Раніше цей підхід не застосовувався на практиці через високі обчислювальні витрати. Суть векторного квантування досить проста: зображення розбивається на квадратні блоки розміром, наприклад, 2×2 , 4×4 або 8×8 , де кожен блок розглядається як вектор у 4-вимірному, 16-вимірному або 64-вимірному просторі відповідно. З цього простору вибирається обмежена кількість векторів, які формують кодову книгу, так, щоб з максимальною точністю наближати вектори, що виділяються з вхідного зображення. У канал зв'язку або файл передаються номери векторів з кодової книги, які мають найменшу відстань до векторів вхідного зображення, а також сама кодова книга. Оскільки кількість векторів у кодовій книзі значно менша від загальної кількості векторів у зображенні, для збереження номера вектора потрібно менше бітів, ніж для збереження самого вектора, що і забезпечує стиснення [2].

Схема кодування представлена на рис. 1. Пряме дискретне ортогональне перетворення (ДОП) і цілочислове квантування здійснюються за допомогою дискретного косинусного перетворення (ДКП), аналогічно до JPEG, або за допомогою перетворення Уолша-Адамара. Після групування коефіцієнти однакової частоти формують у двовимірному масиві даних блоки однакової частоти, елементи яких можуть мати

близькі значення, що підвищує точність векторного квантування. На етапі кодування найбільш ефективним є використання арифметичного кодування, оскільки цей метод забезпечує найкращий коефіцієнт ущільнення серед відомих методів ущільнення без втрат інформації [2].

Групування коефіцієнтів є альтернативою зигзагоподібному скануванню JPEG і може не тільки підвищити точність векторного квантування, але й збільшити коефіцієнт ущільнення на етапі ущільнення без втрат завдяки підвищенню точності роботи моделювальника в адаптивних схемах кодування. Після групування коефіцієнтів можна легко організувати зональний відбір, оскільки коефіцієнти з однаковими частотами локалізовані в певних ділянках зображення, що дозволяє легко виключити їх з процесу синтезу зображення [2,8].



Рисунок 1 – Схема кодування з векторним квантуванням трансформант

При групуванні коефіцієнтів ДОП виконується відбір коефіцієнтів однакової частоти. Координати коефіцієнтів для відбору обчислюються у відповідності з такими виразами:

$$tmpj := (j \bmod n) \cdot (N \div n) + j \div n; \quad (5)$$

$$tmpi := (i \bmod n) \cdot (M \div n) + i \div n,$$

де i, j – поточні координати в площині зображення;

$tmpi, tmpj$ – нові координати в площині згрупованих коефіцієнтів;

N, M – розміри зображення;

n – розмір сторони фрагмента в межах якого виконується ДОП;

$\div$ – операція цілочислового ділення.

Таким чином, площа зображення буде розбита на $(n \times n)$ блоків, кожний розміром $(N \div n) \times (M \div n)$. Тепер з'являється можливість відкинути будь-який із цих блоків, тобто застосувати комбінацію квантування і зонального відбору. При декодуванні коефіцієнти переміщуються на свої позиції в площині зображення, що необхідно для виконання процедури зворотного перетворення ДОП. Координати визначаються так:

$$j := (nj \bmod (N \div n)) \cdot n + nj \div (N \div n); \quad (6)$$

$$i := (ni \bmod (M \div n)) \cdot n + ni \div (M \div n).$$

Для запису згрупованих коефіцієнтів у файл виконується перетворення двовимірного масиву в одновимірний по кожній частотній складовій.

Координати згрупованих коефіцієнтів для запису у файл обчислюються відповідно таких виразів:

$$\text{tmpj} := (j \bmod (N \div n)) + ((i \div (M \div n)) * (N \div n)); \quad (7)$$

$$\text{tmpi} := i \div (M \div n^2) + (j \div (N \div n)).$$

Тобто, у файлі коефіцієнти записані в такому порядку:

$$F00(0,0), \dots Fkl(0,0), F00(0,1), \dots Fkl(0,1), \\ \dots F00(7,7), \dots Fkl(7,7)$$

Такий порядок зберігання особливо важливий, коли на етапі кодування без втрат застосовують адаптивні кодери, наприклад, кодери, які використовують технології передбачення RPPM або DMC [9]. Слід очікувати зростання коефіцієнту ущільнення в 1,5 – 2 рази. Практика показує, що зигзагоподібне сканування коефіцієнтів ДОП в JPEG не може дати такого ефекту.

Для розв'язання задач векторного квантування оптимальним інструментом є нейронні мережі, запропоновані фінським вченим Т. Кохоненом, зокрема двовимірною картою Кохонена. Ця карта має дві важливі властивості, які роблять її придатною для компресії зображень методами векторного квантування. По-перше, вона нагадує інші методи векторного квантування, які застосовуються для компресії зображень із втратами. По-друге, близькі кластери вхідних векторів розміщуються поряд у вигляді сусідніх нейронів у мережі, що підвищує ефективність компресії без втрат на наступних етапах кодування [2].

Самоорганізовувана карта ознак Кохонена (Self-Organizing Feature Map, SOFM) містить набір вхідних елементів, кількість яких відповідає розмірності вхідних векторів, і набір вихідних елементів, що виконують роль прототипів.

Базова архітектура SOFM наведена на рис. 2. Вихідні елементи, або кластерні елементи, розташовуються у вигляді одно- чи двовимірного масиву. Як правило, кількість кластерних елементів значно менша за кількість навчальних зразків, що дозволяє використовувати SOFM як ефективний векторний квантувач.

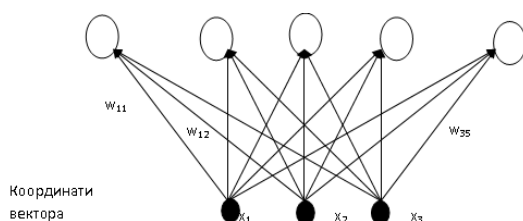


Рисунок 2 – Базова архітектура мережі SOFM

Кожний нейрон представляється ваговими коефіцієнтами w_{ij} . Після навчання ця мережа може апроксимувати вектори вхідного простору

найкращим способом. Алгоритм навчання мережі такий [2,10-12].

1. Ініціалізувати вагові коефіцієнти випадковими значеннями.

2. Для кожного кластерного елемента обчислити відстань до навчального вектора:

$$d_j = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2. \quad (8)$$

3. Знайти кластерний елемент j для якого d_j мінімально.

4. Для кластерних елементів із круга заданого радіуса з центром в j елементі оновити вагові коефіцієнти згідно формули:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta(n)[x_i - w_{ij}(n)], \quad (9)$$

де η – норма навчання, x_i – координата навчального вектора.

5. Оновити норму навчання η і радіус при необхідності і повторити пункти 1-5 для наступного навчального вектора.

Під час навчання величина норми змінюється: спочатку вона може дорівнювати, наприклад, 0,9, поступово знижуючись лінійно до певного мінімального значення, наприклад 0,01, після чого залишається сталою. Початковий радіус вибирається досить великим, щоб оновлення торкалося всіх елементів мережі. З часом радіус скорочується, і в кінці навчання оновлюється тільки елемент-переможець.

Надалі, в рамках досліджень квантування коефіцієнтів, можна буде розглянути та дослідити різні схеми кодування, які є варіаціями базової схеми (рис. 1).

ПРЕДСТАВЛЯЮТЬ інтерес такі схеми:

- ДОП – Цілочислове квантування – Кодування;

- ДОП – Цілочислове квантування – Групування – Кодування;

- ДОП – Цілочислове квантування – Групування – Зональний відбір-Кодування;

- ДОП – Групування – Зональний відбір-Кодування;

- ДОП – Цілочислове квантування – Групування – Векторне квантування – Кодування;

- Векторне квантування – Кодування.

Для виконання досліджень методів кодування зображень мовою програмування C++ розроблено додаток Windows. Оскільки додаток призначений для дослідження різних методів квантування компонент зображення, що вимагає великої кількості експериментальних досліджень і змін у коді у процесі цих досліджень, то доцільно побудувати додаток як набір повністю незалежних автономних модулів, які не використовують спільні методи та функції, тобто додаток будується за мультимодульною архітектурою. На етапі ущільнення без втрат використовується арифметичний кодер з технологією динамічного марковського ущільнення – Dynamic Markov Compression або DMC.

Результати досліджень

Дослідження цілочислового квантування і групування коефіцієнтів ДОП. Початкове напівтонове або кольорове зображення представлено у форматі 512x512 з глибиною 24 Біт/піксель.

Буде досліджуватись залежність ступеня ущільнення зображення від коефіцієнтів цілочислового квантування та від їх групування за частотами для таких ДОП:

- перетворення Уолша-Адамара;
- дискретне косинусне перетворення (ДКП).

Цілочислове квантування, групування та зональний відбір коефіцієнтів. Проведено тестування для декількох зображень при значеннях коефіцієнтів квантування наведених на рис. 3 (R) з групуванням коефіцієнтів ДОП і без групування.

Матриці квантування															
R								G							
1	1	1	1	1	1	1	1	2	4	4	4	4	4	4	4
1	1	8	8	16	32	64	64	4	4	8	8	8	8	16	16
1	8	8	16	32	64	64	64	4	8	8	8	8	16	16	16
1	8	16	32	64	64	64	64	4	8	8	8	16	16	16	16
1	16	32	64	64	64	64	64	4	8	8	16	16	16	16	16
1	32	64	64	64	64	64	64	4	8	8	16	16	16	16	16
1	64	64	64	64	64	64	64	4	8	16	16	16	16	32	32
1	64	64	64	64	64	64	64	4	16	16	16	16	16	32	32

Рисунок 3 – Матриці квантування

Згруповані коефіцієнти ДКП та перетворення Уолша-Адамара, отримані в процесі роботи програми при кодуванні зображення, розміром 512 x 512 у з глибиною 24 біт/піксель при розмірі блоків 8x8 продемонстровані на рис. 4. Аналіз рисунка суттєві відмінності в цих коефіцієнтах відсутні, тому можна очікувати, що квантування цих коефіцієнтів можна виконувати за однаковою схемою.

Для безвтратного стиснення файлів трансформант перетворень використовується арифметичний кодер DMC. Результати наведено в табл. 1. Аналіз таблиці показує, що завдяки групуванню трансформант файл зі стиснутими коефіцієнтами перетворення зменшується у 1,2-2,5 рази у порівнянні з файлом без групування. Інший важливий висновок – при використанні дискретного косинусного перетворення (ДКП) з тими ж коефіцієнтами цілочислового квантування досягається на 5-10 % більший рівень стиснення.

Групування коефіцієнтів спрощує організацію зонального відбору. Виключимо з процесу синтезу зображення височастотні коефіцієнти:

F (4,4), F (4,5), F (4,6), F (4,7), F (5,4), F (6,4), F (7,4) F (5,5), F (5,6), F (5,7), F (6,5), F (7,5), F (6,6), F (6,7), F (7,6), F (7,7).

Таблиця 1 – Ущільнення з групуванням

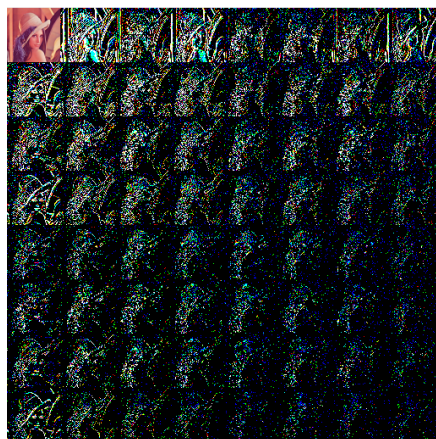
Розмір початкового зображення, байт	Розмір зображення після ущільнення без групування, байт	Розмір зображення після ущільнення з групування, байт	Середньо-квадратичне відхилення	Візуальна оцінка якості
263222 (grayscale)	Уолша-Адамара	180782	78307	4
	ДКП	169534	72312	3
263222 (grayscale)	82912 (jpeg)		2	Відмінна
716794 (color)	Уолша-Адамара	214070	170338	5
	ДКП	203859	161505	4
716794 (color)	95646 (jpeg)		4	Відмінна

Результати наведено в табл. 2, де МК R, МК G – матриці квантування відповідні рис. 3.

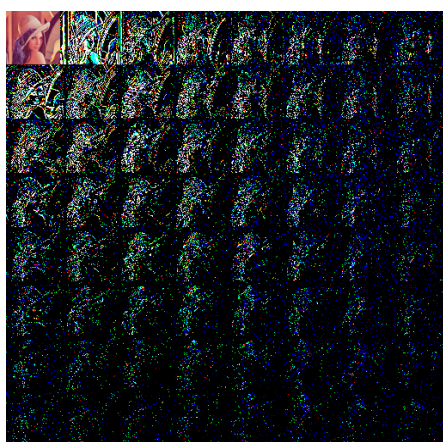
Таблиця 2 – Ущільнення з зональним відбором

Розмір початкового зображення, байт	Розмір зображення після ущільнення без групування, байт	Розмір зображення після ущільнення з групуванням та зональним відбором, байт	Середньо-квадратичне відхилення (СКВ)	Візуальна оцінка якості
263222 (grayscale) МК R	Уолша-Адамара	180782	77389	4
	ДКП	169534	71848	3
263222 (grayscale) МК G	Уолша-Адамара	146323	63589	3
	ДКП	126635	55985	3
263222 (grayscale)	82912 (jpeg)		2	Відмінна

В площині згрупованих коефіцієнтів (рис. 4) це 4-а четверть.



а)



б)

Рисунок 4 – Згруповані коефіцієнти ДОП:
а) коефіцієнти перетворення Уолша-Адамара;
б) коефіцієнти ДКП

Отже, цілочислове квантування з групуванням і зональним відбором коефіцієнтів дозволяє досягти високих коефіцієнтів стиснення, зберігаючи високу якість зображення (рис. 5). Групування коефіцієнтів особливо важливо, коли на етапі безвратного стиснення використовуються адаптивні алгоритми з передбаченням. Наприклад, технологія RPM або DMC [8]. Для таких алгоритмів групування є ключовим, оскільки вони базуються на моделі Ріссанена-Ленгдона, яка передбачає розподіл кодера на дві частини: моделювальник і кодувальник. Аналіз результатів дослідження демонструє, що розмір файлів зображення зменшується в 3-5 разів.

Ущільнення майже втрат. Для деяких застосувань цілочислове квантування трансформант ДОП, яке може призводити до втрати частини корисної інформації, неприпустимо. Наприклад, рентгенівські знімки, де спотворення можуть призвести до неправильної діагностики захворювання [14-15]. І тут групування коефіцієнтів квантування може бути

єдиним способом підвищення коефіцієнта ущільнення з використанням ДОП.



а)



б)

Рисунок 5 – Початкове
(а – розмір файлу 786486 байт)
та відновлене (б – розмір файлу файлу 115604
байт) зображення. Перетворення ДКП, матриця
квантування МК G, СКВ=3

Результати дослідження ущільнення рентгенівського зображення без цілочислового квантування трансформант ДОП, тобто майже без втрат, наведено в табл. 3, відновлене зображення на рис. 6.

Таблиця 3 – Ущільнення майже без втрат

Розмір початкового зображення, байт	Розмір зображення після ущільнення без групування, байт	Розмір зображення після ущільнення з групування, байт	Середньоквадратичне відхилення (СКВ)	Візуальна оцінка якості
786486 (color)	Уолша-Адамара	418039	345755	0
	ДКП	326132	264553	0

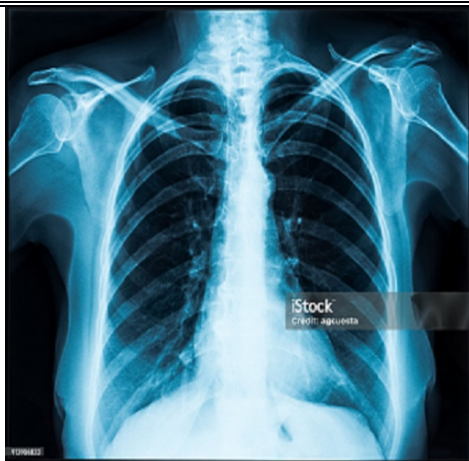


Рисунок 6 – Відновлене (розмір файлу файлу 264553 байти) зображення. Перетворення ДКП, СКВ=0

Дослідження векторного квантування зображення

Векторне квантування значень пікселів зображення. Вхідним для модуля векторного квантування є напівтонове або кольорове зображення представлене у форматі 512x512 з глибиною 24 Біт/піксель.

Параметри векторного кантувача такі:

- двовимірна карта Кохонена розміром 16x16 кластерних елементів;
- формат вхідного вектора – двовимірний вектор розміром 2x2.

Розмір файлу після квантування дорівнює сумі розміру карти Кохонена і векторно квантованих компонент зображення:

$$16 \times 16 \times 4 \times 2 + (512/2) \times (512/2) \times 1 \times 3 = 198\,656 \text{ байт.}$$

Для дослідження було вибрано файл кольорового зображення зі стандартної заставки Windows (рис. 5).

Результати обробки такі:

- після векторного квантування розмір файлу відповідає очікуваному і становить 198 656 байт;
- після арифметичного кодування файл зменшився до 84 802 байт, СКВ=6, візуальна якість зображення відмінна.

Для порівняння файл у форматі .jpg має розмір 88 041 байт, СКВ=5.

Таким чином, результати порівняні з форматом .jpg.

Однак дослідження показали, що для деяких інших зображень карта Кохонена розміром 16x16 не забезпечує високоякісного відновлення зображення. У зв'язку з цим розмір карти Кохонена слід збільшити. Проте збільшення розміру карти Кохонена до 32x32 знижує коефіцієнт стиснення, оскільки налаштована карта Кохонена також зберігається у вихідному файлі.

Наприклад, для карти Кохонена 32x32 розмір пам'яті для зберігання налаштувань векторного кантувача складе:

$$32 \times 32 \times 4 \times 2 = 8192 \text{ байти.}$$

З одного боку, це незначний обсяг пам'яті для стиснення файлів розміром 1 МБ і більше. З іншого боку, для вказівки позиції найближчого кластерного елемента тепер потрібно 10 біт, що збільшує розмір файлу квантованих компонентів зображення в 1,5, знижуючи таким чином коефіцієнт стиснення.

Дослідження векторного квантування трансформант ортогональних перетворень.

Параметри векторного кантувача такі:

- двовимірна карта Кохонена розміром 64x64 кластерних елементів;
- формат вхідного вектора – двовимірний вектор розміром 2x2.

Розмір пам'яті для зберігання налаштувань векторного кантувача складе:

$$64 \times 64 \times 4 \times 2 = 32768 \text{ байт.}$$

Кодування зображення виконується в такому порядку:

ДОП -> Групування трансформант -> Навчання мережі -> Векторне квантування -> Арифметичне кодування.

Для навчання нейронної мережі типу карти Кохонена створимо файл трансформант ДКП без цілочислового квантування, задавши значення всіх елементів матриць квантування рівними «1».

Результати для файлу Lena. Bmp (grayscale) такі: ущільнений файл з векторно-квантованими трансформантами ДКП має розмір 93 699 байт, СКВ=2, візуальна якість зображення відмінна (рис. 7).

Розмір цього файлу у форматі .jpg становить 82912 байт, СКВ=2, що вказує на те, що векторне квантування з картою Кохонена розміром 64x64 поступається JPEG за рівнем стиснення. Подібні результати спостерігаються також для трансформант перетворення Уолша-Адамара.

Слід зазначити, що навчання мережі з картою Кохонена розміром 64x64 займає 600 сек, тому для скорочення цього часу потрібні мережі меншого розміру. Однак експерименти з картою Кохонена менших розмірів для квантування коефіцієнтів ДКП показали, що це не забезпечує необхідної якості зображення.

Водночас пряме векторне квантування елементів зображення показало, що вже при розмірі карти Кохонена 4x4 можна досягти прийнятної якості зображення. Таким чином, доцільно провести експерименти із застосуванням комбінованих методів квантування до трансформант ДКП.

**Дослідження комбінованого методу
квантування трансформант
ортогональних перетворень**

Пропонується така схема ущільнення зображення:

- виконання ДОП;
- групування коефіцієнтів ДОП;
- для низькочастотних трансформант $F(0,0) \dots F(0,7)$; $F(1,0) \dots F(1,7)$; $F(2,0) \dots F(2,7)$; $F(3,0) \dots F(3,7)$ виконується цілочислове квантування;
- для високочастотних трансформант векторне квантування, розмір карти Кохонена 16×16 .

Оскільки високочастотні компоненти несуть інформацію про дрібні деталі зображення до спотворення яких око людини менш чутливо, то можна зменшити вимоги до точності квантування і перейти до карти Кохонена розміром 16×16 .

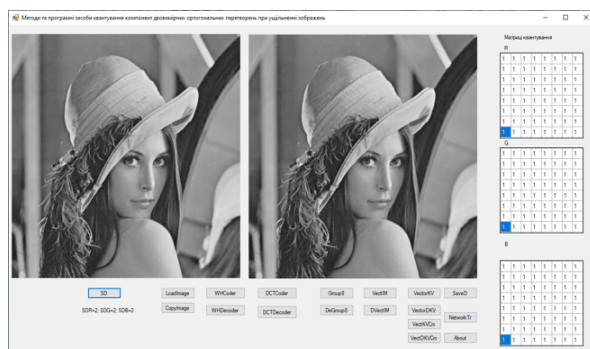


Рисунок 7 – Відновлене зображення після векторного квантування

Перед виконанням векторного квантування виконується групування коефіцієнтів. На рис. 8а) показані згруповані трансформанти, а на рис. 8б) – коефіцієнти цілочислового квантування. Низькочастотні компоненти, які пройшли цілочислове квантування, передаються у вихідний файл без змін, тоді як для високочастотних компонентів застосовується векторне квантування, результати якого також зберігаються в цьому файлі. Потім отриманий файл ущільнюється за допомогою арифметичного методу.

Результати векторного квантування для матриці квантування наведені в табл. 4, а відновлене зображення – на рис. 9. Аналіз таблиці показує, що завдяки групуванню та векторному квантуванню трансформант файл з ущільненими коефіцієнтами для напівтонових зображень на 30% менший, ніж файл у форматі JPEG. Для кольорових зображень файл, навпаки, виявився на 30 % більший, ніж JPEG, що потребує додаткових досліджень для з'ясування причин.

Також підтверджується висновок, що дискретне косинусне перетворення при однакових коефіцієнтах цілочислового квантування забезпечує стиснення на 5-10 % більше, а також

кращу візуальну якість зображення у порівнянні з перетворенням Уолша-Адамара.

Таблиця 4 – Комбіноване квантування трансформант ДОП

Розмір початкового зображення, байт		Розмір зображення після ущільнення без групування, байт	Розмір зображення після ущільнення з групуванням та векторним квантуванням ВЧ трансформант, байт	Середньо-квадратичне відхилення (СКВ)	Візуальна оцінка якості
263222 (grayscale)	Уолша-Адамара	302352	57876	5	Відмінна
	ДКП	284509	50658	3	
263222 (grayscale)		82912 (jpeg)		2	Відмінна
716794 (color)	Уолша-Адамара	371283	138433	5	Відмінна
	ДКП	203008	128229	4	
716794 (color)		95646 (jpeg)		4	Відмінна



а)

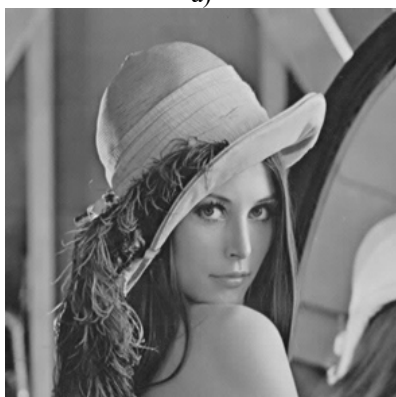
1	8	8	8	8	16	32	64
8	8	8	8	16	32	64	64
8	8	1	1	1	1	1	1
8	8	1	1	1	1	1	1
8	16	1	1	1	1	1	1
16	32	1	1	1	1	1	1
32	64	1	1	1	1	1	1
64	64	1	1	1	1	1	1

б)

Рисунок 8 – Результати роботи модуля комбінованого векторного квантування: а – згруповані коефіцієнти перетворення Уолша-Адамара; б – матриця квантування



а)



б)

Рисунок 9 – Оригінальне (а) та відновлене (б) зображення при комбінованому квантуванні на основі ДКП

Висновки

Групування коефіцієнтів є альтернативою зигзагоподібному скануванню JPEG і може не

тільки підвищити точність векторного квантування, але збільшити коефіцієнт стиснення на етапі безвартного ущільнення завдяки підвищенню точності роботи моделювальника в адаптивних схемах кодування без втрат, що, у свою чергу, підвищує ефективність стиснення. Крім того, після групування стає простішою реалізація зонального відбору коефіцієнтів: завдяки локалізації коефіцієнтів однакової частоти в певних ділянках простору зображення їх можна легко виключити з процесу синтезу, що додатково оптимізує стиснення. Дослідження показало, що групування коефіцієнтів ДКП підвищує коефіцієнт стиснення в 1,2-2 рази порівняно з методами, що не використовують групування.

Для деяких застосувань цілочислове квантування трансформант ДОП неприпустимо, оскільки може призводити до втрати частини корисної інформації. Наприклад, рентгенівські знімки, де спотворення можуть призвести до неправильної діагностики захворювання. І тут групування коефіцієнтів квантування може бути єдиним способом підвищення коефіцієнта ущільнення з використанням ДОП.

Доведено, що подальше збільшення коефіцієнта устиснення зображень можливе завдяки використанню векторного квантування трансформант ДОП. Дослідження показали, що найкращі результати досягаються при комбінованому квантуванні: для низькочастотних трансформант застосовується цілочислове квантування, а для високочастотних – векторне з використанням двовимірної карти Кохонена. Це дозволило підвищити коефіцієнт стиснення Grayscale зображень на 30% у порівнянні з методом JPEG.

Список літератури

1. Майданюк В. П., Грицишин В. О. Ущільнення зображень з використанням перетворення Уолша-Адамара. URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/39333/17603.pdf?sequence=3>.
2. Майданюк В. П. Кодування зображень з використанням двовимірних ортогональних перетворень. URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/41925/20101.pdf?sequence=3>.
3. Компресія даних, зображень та звуку / Д.С. Саломон. К.: Наш формат, 2014. 352с.
4. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
5. Формати та алгоритми стиснення зображень у дії: Навчальний посібник / Дж. Міано. К.: Нова Книга, 2006. 256 с.
6. Міжнародний стандарт JPEG (ISO/IEC 10918-1).
7. Майданюк В. П. Обробка сигналів: навчальний посібник / В. П. Майданюк, А. М. Петух. Вінниця: ВНТУ, 2012. 144 с.
8. Майданюк В.П., Матвійчук О.В. Квантування трансформант двовимірних ортогональних перетворень при ущільненні зображень // Інформаційні технології і автоматизація – 2023 / Матеріали XVI міжнародної науково-практичної конференції. Одеса, 19-20 жовтня 2023 р. Одеса, Видавництво ОНТУ, 2023 р. С. 93-96.
9. Майданюк В.П. Основи теорії інформації та кодування: електронний навчальний посібник комбінованого (локального та мережного) використання / Майданюк В.П., Романюк О.Н., Тужанський С.С. Вінниця: ВНТУ, 2022. 133 с.
10. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Пер. с англ. М.: Вильямс, 2006. 1104с.
11. Майданюк В.П., Кожем'яко К.В., Арсенюк І.Р. Нейроподібні методи ущільнення зображень // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. 2009. № 1(17). С. 37-41.

12. Кожем'яко В.П., Майданюк В.П., Хіллес Шаді Мазін. Ущільнення зображень за допомогою нейронних мереж // Прикладна серія: Збірник наукових праць. Наука і молодь. К.: НАУ. 2004. С. 71-74.
13. Матвійчук О.В. Методи та програмні засоби квантування компонент двовимірних ортогональних перетворень при ущільненні зображень. URL: <https://iq.vntu.edu.ua/repository/getfile.php/8080.pdf>.
14. Романюк О., Майданюк В., Павлов С., Тітова Н., Романюк С. Ущільнення медичних зображень // Медико-технічна співпраця заради перемоги: Актуальні завдання медичної, біологічної фізики та інформатики. Матеріали доповідей та виступів III всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю 5-6 квітня 2024 року. Вінниця: Едельвейс. С. 89-93.
15. Романюк О., Захарчук М. Розміщення точок на обличчі для морфологічних вимірювань // Медико-технічна співпраця заради перемоги: Актуальні завдання медичної, біологічної фізики та інформатики. Матеріали доповідей та виступів III всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю 5-6 квітня 2024 року Вінниця. Вінниця: Едельвейс. С. 103-109.

References

1. Maidaniuk, V.P. & Hrytsyshyn, V.O. (2024), "Image Compression Using Walsh-Hadamard Transform" ["Ushchilnennia zobrazen z vykorystanniam peretvorennia Uolsha-Adama"], available at: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/39333/17603.pdf?sequence=3>.
2. Maidaniuk, V.P. (2024), "Image Coding Using Two-Dimensional Orthogonal Transforms" ["Koduvannia zobrazen z vykorystanniam dvovymirnykh ortohonalnykh peretvoren"], available at: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/41925/20101.pdf?sequence=3>.
3. Salomon, D.S. (2014), *Data, Image, and Sound Compression*. [Kompresiiia danykh, zobrazen ta zvuku], Nash Format Publishing House, Kyiv, 352p.
4. Gonzalez, R. and Woods, R. (2005), *Digital Image Processing [Cifrovaya obrabotka izobrazhenij]*, Tekhnosfera, Moscow, 1072 p.
5. Miano, J. (2006), *Image Compression Formats and Algorithms in Action [Formaty ta alhorytmy stysnennia zobrazen u dii]*, Nova Knyha Publishing House, Kyiv, 256 p.
6. International JPEG Standard (ISO/IEC 10918-1).
7. Maidaniuk, V.P. and Petukh, A.M. (2012), *Signal Processing: A Textbook [Obrobka syhnaliv: navchalnyi posibnyk]*, VNTU, Vinnytsia, 144 p.
8. Maidanyuk, V.P. and Matviychuk, O.V. (2023), "Quantization of Two-Dimensional Orthogonal Transformants in Image Compression" ["Kvantuvannia transformant dvovymirnykh ortohonalnykh peretvoren pry ushchilnenni zobrazen"], *ONTU Publishing House*, pp. 93-96.
9. Maidaniuk, V.P., Romanyuk, O.N. and Tuzhanskyi, S.Ye. (2022), *Fundamentals of Information Theory and Coding: An Electronic Textbook for Combined (Local and Network) Use [Osnovy teorii informatsii ta koduvannia: elektronnyi navchalnyi posibnyk kombinovanoho (lokalnoho ta merezhnoho) vykorystannia]*, VNTU, Vinnytsia, 133 p.
10. Haykin, S. (2006), *Neural Networks: A Comprehensive Course, 2nd Edition. Translated from English [Nejronnye seti: polnyi kurs, 2-e izdanie.: Per. s angl.]*, Williams Publishing House, Moscow, 1104 p.
11. Maidaniuk, V.P., Kozhemiako, K.V. and Arsenyuk, I.R. (2009), "Neuro-Like Methods of Image Compression" ["Neiropodibni metody ushchilnennia zobrazen"], *Opto-Electronic Information-Energy Technologies*, 1(17), pp. 37-41.
12. Kozhemiako, V.P., Maidanyuk, V.P. and Hilles, S.M. (2004), "Image Compression Using Neural Networks" ["Ushchilnennia zobrazen za dopomohoiu neuronnykh merezh"], *Applied Series: Collection of Scientific Papers. Science and Youth. NAU*, Kyiv, pp. 71-74.
13. Matviichuk, O.V. (2024), "Methods and Software Tools for Quantizing Components of Two-Dimensional Orthogonal Transforms in Image Compression" ["Metody ta prohramni zasoby kvantuvannia komponent dvovymirnykh ortohonalnykh peretvoren pry ushchilnenni zobrazen"], available at: <https://iq.vntu.edu.ua/repository/getfile.php/8080.pdf> [Accessed 14 Nov. 2024].
14. Romanyuk, O., Maidaniuk, V., Pavlov, S., Titova, N. and Romanyuk, S. (2024), "Compression of Medical Images" ["Ushchilnennia medychnykh zobrazen"], In: *Medical-Technical Cooperation for Victory: Current Tasks of Medical, Biological Physics and Informatics. Proceedings of the III All-Ukrainian Scientific and Practical Conference with International Participation, April 5-6, 2024, Edelweiss*, Vinnytsia, pp. 89-93.
15. Romanyuk, O. and Zakharchuk, M. (2024), "Placement of Points on the Face for Morphological Measurements" ["Rozmishchennia tochok na oblychchi dlia morfolohichnykh vymiriuvan"], In: *Medical-Technical Cooperation for Victory: Current Tasks of Medical, Biological Physics and Informatics. Proceedings of the III All-Ukrainian Scientific and Practical Conference with International Participation, April 5-6, 2024., Vinnytsia: Edelweiss*, Vinnytsia, pp. 103-109.

V.P. MAIDANIUK, O.N. ROMANYUK, S.V. PAVLOV, M.L. NECHYPORUK

Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, Ukraine

maidaniuk2000@gmail.com

INCREASING THE COMPRESSION RATIO OF IMAGES BASED ON TWO-DIMENSIONAL ORTHOGONAL TRANSFORMATIONS

The features of image compression based on two-dimensional orthogonal transformations are considered. It is shown that the increase in the compression ratio can be achieved through the grouping of transformants of discrete orthogonal transformations (Walsh-Hadamard, DCT, and others) and their vector quantization using a self-organizing neural network proposed by Finnish scientist T. Kohonen (Self-Organizing Feature Map – SOFM).

Grouping coefficients is an alternative to JPEG zigzag scanning and can not only improve the accuracy of vector quantization but also increase the compression ratio at the lossless compression stage by improving the accuracy of the modeler in adaptive lossless coding schemes, which can increase the compression ratio. Also, after grouping the coefficients, it is easy to organize zonal selection of coefficients, as the coefficients with the same frequencies are localized in certain areas of the image space, which allows them to be excluded from the image synthesis process. Testing has shown that grouping DCT coefficients increases the compression ratio by 1.2-2 times compared to methods without coefficient grouping.

Further increase in the image compression ratio is possible with the application of vector quantization of DCT transformants. Studies have shown that the best results are provided by combined quantization – integer quantization for low-frequency transformants and vector quantization using a two-dimensional Kohonen map for high-frequency ones, which allowed increasing the compression ratio of Grayscale images by 30% compared to the JPEG method.

Keywords: *two-dimensional orthogonal transformations, discrete cosine transform, DCT, Walsh-Hadamard transform, карта Кохонена, SOFM, JPEG, image compression*