

КОДУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ДВОВИМІРНИХ ОРТОГОНАЛЬНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ

Вінницький національний технічний університет (Україна)

Анотація

Розглянуто особливості кодування зображень на основі двовимірних ортогональних перетворень. Показано, що збільшення коефіцієнта ущільнення може бути досягнуто через векторне квантування трансформант дискретного ортогонального перетворення (Уолша-Адамара, ДКП та інших). Ідеальними для вирішення завдань векторного квантування є нейронні мережі, що самоорганізуються, запропоновані фінським вченим Т. Кохоненом (Self-Organizing Feature Map – SOFM).

Ключові слова: кодування зображень, перетворення Уолша-Адамара, ДКП, SOFM.

Abstract

Features of image coding based on two-dimensional orthogonal transformations are considered. It is shown that an increase in the compression ratio can be achieved through vector quantization of the transformants of the discrete orthogonal transformation (Walsh-Hadamard, DCP and others). Self-organizing neural networks proposed by the Finnish scientist T. Kohonen (Self-Organizing Feature Map - SOFM) are ideal for solving vector quantization tasks.

Keywords: image coding, Walsh-Hadamard transformation, DCE, SOFM.

Кодування на основі перетворень радикально відрізняється від класичних методів кодування, таких як імпульсно-кодова модуляція, кодування з передбаченням або з інтерполяцією, які застосовуються безпосередньо до відеосигналу. Кодування на базі перетворень – непрямий метод. Зображення піддається унітарному математичному перетворенню, отримані в результаті коефіцієнти перетворення квантуються і ущільнюються статистичними методами [1-3].

На сьогодні розроблено ряд стандартів для кодування рухомих і нерухомих зображень. Це так звані стандарти JPEG (нерухомі зображення) та MPEG (рухомі зображення). В основу цих стандартів покладено дискретне косинусне перетворення (ДКП) та ентропійне кодування [1-4]. Однак, виконання ДКП, не дивлячись на наявність швидких алгоритмів, вимагає великої кількості множень на косинусну складову. Наприклад, для виконання ДКП фрагменту зображення 1x8 виконується 64 множення.

В цьому плані вигідно відрізняється від ДКП перетворення Уолша-Адамара, для реалізації якого потрібні лише операції додавання та віднімання. До того ж це перетворення може бути реалізоване з застосуванням тих же самих швидких алгоритмів, що і ДКП. В загальному випадку пряме і зворотне перетворення Уолша-Адамара для фрагменту зображення розміром NxN визначається так [5]:

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

$$f(x, y) = \frac{1}{N} [H(u, v)]^T [F(u, v)] [H(u, v)], \quad (2)$$

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

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

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

(x, y) - координати, що визначають розташування відліку на площині початкового фрагменту,

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

Незалежно від типу дискретного ортогонального перетворення коефіцієнт ущільнення і якість відновленого зображення залежать від вирішення задачі квантування трансформант цього перетворення (ДКП, Уолша-Адамара або іншого). Звичайно квантування виконується шляхом цілочислового ділення кожного коефіцієнта перетворення на свій «коефіцієнт квантування».

Одним з підходів до оптимізації квантування коефіцієнтів дискретного ортогонального перетворення є метод векторного квантування, який раніше не використовувався на практиці через великі обчислювальні затрати. Ідея векторного квантування є дуже простою. Зображення розбивається на квадратні блоки, наприклад 2x2, 4x4 або 8x8. Кожен блок розглядається як вектор у 4-вимірному, 16-вимірному або 64-вимірному просторі. З цього простору вибирається обмежена кількість векторів, що утворюють кодову книгу, але так, щоб з найбільшою точністю апроксимувати вектори, що вилучаються з вхідного зображення. У канал зв'язку або файл записуються номери векторів з кодової книги, що мають найменшу відстань від векторів, що вилучаються з вхідного зображення, і сама кодова книга. Оскільки векторів у кодовій книзі значно менше загальної кількості векторів у вхідному зображенні, то для представлення номера вектора витрачається менше біт, чим для початкового вектора. За рахунок цього і досягається ущільнення.

Загальна схема кодування наведена на рис. 1. Пряме ДОП (дискретне ортогональне перетворення) і цілочислове квантування виконуються аналогічно JPEG. Після виконання групування коефіцієнти однакової частоти утворюють у двовимірному масиві даних блоки однакової частоти, елементи яких можуть мати близькі значення, що підвищує точність векторного квантування. На етапі кодування найбільш доцільним є застосування арифметичного кодування, оскільки цей метод забезпечує найкращий коефіцієнт ущільнення серед відомих методів ущільнення без втрат (рис. 1).



Рисунок 1 – Загальна схема кодування з векторним квантування трансформант

Ідеальними для розв'язання задач векторного квантування є нейронні мережі, запропоновані фінським ученим Т. Кохоненом, а саме, мережа у вигляді двовимірної карти Кохонена [6-8]. Карта Кохонена має дві важливі властивості, що використовуються при ущільненні зображень методами векторного квантування. По-перше, вона дуже схожа на інші методи векторного квантування, що застосовують при ущільненні зображень з втратами, а по-друге близьким кластерам вхідних векторів відповідають близько розташовані нейрони цієї мережі, що збільшує ефективність ущільнення без втрат на наступному етапі кодування. Карта ознак Кохонена, що сама організується (Self-Organizing Feature Map – SOFM) має набір вхідних елементів, кількість яких відповідає розмірності вхідних векторів і набір вихідних елементів, які служать в якості прототипів. Базова архітектура мережі SOFM наведена на рис.2. Вихідні елементи називаються кластерними елементами. Кластерні елементи або кодові слова розміщуються у виді одно або двовимірного масиву. Звичайно кількість кластерних елементів значно менша у порівнянні з кількістю навчальних зразків, що і дає можливість використовувати SOFM як векторний квантувач.

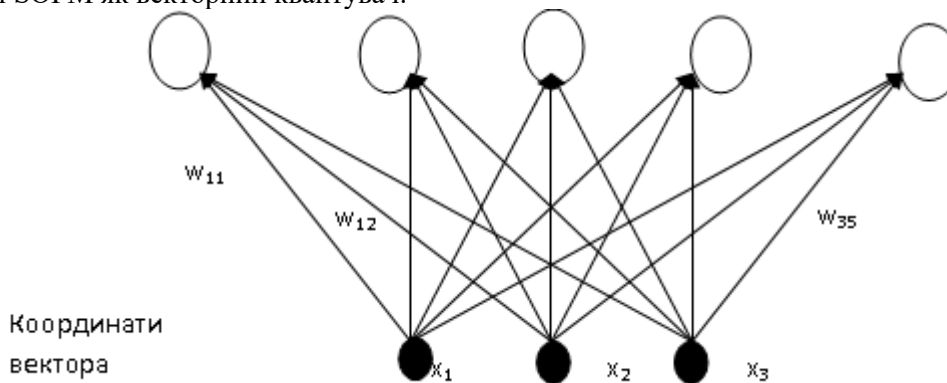


Рисунок 2 - Базова архітектура мережі SOFM

Кожний нейрон представляється ваговими коефіцієнтами w_{ij} . Після навчання ця мережа може апроксимувати вектори вхідного простору найкращим способом. Алгоритм навчання мережі такий [7]:

1. Ініціалізувати вагові коефіцієнти випадковими значеннями.
2. Для кожного кластерного елемента обчислити відстань до навчального вектора:

$$d_j = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2 \quad (3)$$

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:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta(n)[x_i - w_{ij}(n)], \quad (4)$$

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.

Норма навчання з часом змінюється. Вона може, наприклад, мати значення 0,9, а потім змінюватись лінійно до деякого фіксованого значення, наприклад 0,01, після чого залишатись незмінною. Радіус також спочатку вибирається достатньо великим, щоб оновлювались всі елементи. З часом радіус зменшується і в кінці повинен оновлюватись тільки сам елемент-переможець.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Компресія даних, зображень та звуку / Д. С. Саломон. - К.: Видавництво "Наш формат", 2014. - 352 с.
- [2] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений.- М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
- [3] Формати та алгоритми стиснення зображень у дії: Навчальний посібник /Дж. Міано. - К.: Видавництво "Нова Книга", 2006. - 256 с.
- [4] Международный стандарт JPEG (ISO/IEC 10918-1).
- [5] Майданюк, В. П. Обробка сигналів: навчальний посібник / В. П. Майданюк, А. М. Петух. – Вінниця : ВНТУ, 2012. – 144 с.
- [6] Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
- [7] 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.
- [8] 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.

Майданюк Володимир Павлович – кандидат технічних наук, доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: maidaniuk2000@gmail.com