

ВЕКТОРНЕ КВАНТУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ДВОВИМІРНОЇ КАРТИ КОХОНЕНА

Вінницький національний технічний університет

Анотація. Векторне квантування з використанням двовимірних карт Кохонена забезпечує достатньо високі характеристики. Цілий ряд експериментів з різними типами зображень показав, що коефіцієнти ущільнення можуть знаходитися в межах 6 – 30. Для деяких зображень коефіцієнт ущільнення перевищує стандарт JPEG при тій же якості зображення.

Ключові слова: векторне квантування, кодування зображень, карта Кохонена, ущільнення зображень.

Abstract. Vector quantization using two-dimensional Kohonen maps provides quite high characteristics. A number of experiments with different types of images have shown that the compression ratios can be in the range of 6 - 30. For some images, the compression ratio exceeds the JPEG standard with the same image quality.

Keywords: vector quantization, image coding, Kohonen map, image compression.

Перспективним для кодування як рухомих, так і нерухомих зображень є застосування нейронних мереж. В науковій літературі розглядаються різні підходи до застосування нейронних мереж при ущільненні зображень[1-3], однак на особливу увагу заслуговують підходи, які ґрунтуються на принципах векторного квантування зображень, оскільки це забезпечує високу швидкодію ущільнення при збереженні високої якості відновленого зображення. Ідея векторного квантування дуже проста. Зображення розбивається на квадратні блоки, наприклад 2x2, 4x4 або 8x8. Кожний блок розглядається як вектор в 4-вимірному, 16-вимірному або 64-вимірному просторі. Із цього простору вибирається обмежена кількість векторів, які утворюють кодову книгу, але так, щоб з найбільшою точністю апроксимувати вектори, які вилучаються з вхідного зображення. В канал зв'язку або файл записуються номери векторів з кодової книги, які мають найменшу відстань від векторів, що вилучаються з початкового зображення і сама кодова книга. Оскільки векторів в кодовій книзі значно менше загальної кількості векторів в початковому зображенні, то для представлення номера вектора витрачається менше біт ніж для початкового вектору. За рахунок цього і досягається ущільнення.

Ідеальними для вирішення цих задач є самоорганізуючі нейронні мережі, запропоновані фінським ученим Т. Кохоненом, а саме, самоорганізуючі мережі у вигляді двовимірної карти Кохонена. Карта Кохонена має дві важливі властивості, які використовуються при ущільненні зображень методами векторного квантування. По-перше, вона дуже подібна на інші методи векторного квантування, які застосовують при ущільненні зображень з втратами, а по-друге близьким кластерам вхідних векторів відповідають близько розташовані нейрони, що збільшує ефективність ущільнення без втрат, яке застосовується на наступному етапі ущільнення[3].

Схема ущільнення зображень з використанням карти Кохонена приведена на рис. 1. Після векторизації (перетворення блоків зображення в вектори), виконується векторне квантування з застосуванням карти Кохонена. Вихідні дані векторного квантувача поступають на арифметичний кодер, який виконує кодування зображення без втрат. Декодування виконується в зворотному порядку.

В вихідний файл крім квантованих значень вхідних векторів записується і кодова книга. Але її розмір незначний в порівнянні з вхідним зображенням і це не впливає на коефіцієнт ущільнення. Векторний квантувач це карта двовимірна Кохонена з розміром 16x16 або більшим.

Застосування арифметичного кодера на етапі ущільнення без втрат забезпечує найбільший коефіцієнт ущільнення у порівнянні з іншими методами кодування без втрат [4-6].

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 в виді одно або двовимірного масиву. Звичайно кількість кластерних елементів значно менша в порівнянні з кількістю навчальних зразків, оскільки метою є отримання спрощеної характеристики

вхідних даних. Це і дає можливість використання SOFM як векторного квантувача [5-6]. Після навчання ця мережа може апроксимувати вектори вхідного простору найкращим способом.

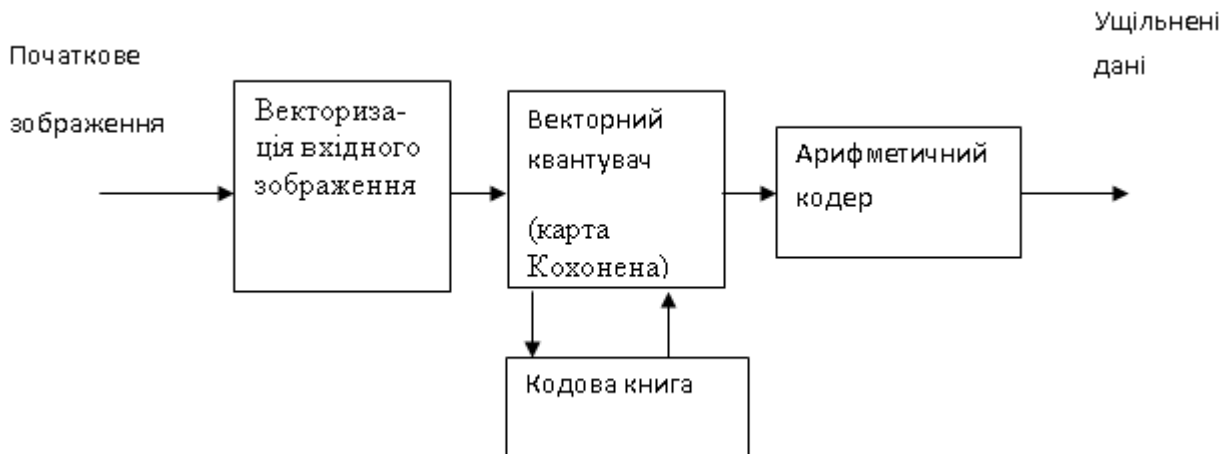


Рисунок 1- Узагальнена схема ущільнення зображень

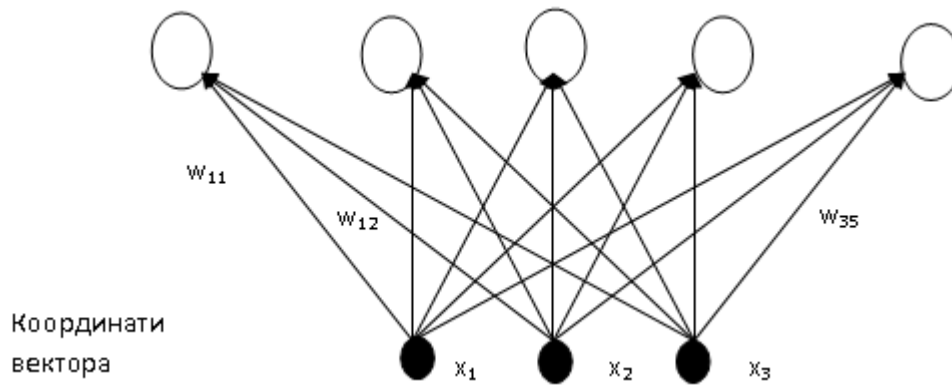


Рисунок 2 – Базова архітектура мережі SOFM

Кожний нейрон представляється ваговими коефіцієнтами w_{ij} . Алгоритм навчання мережі такий:

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

$$d_j = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2 \quad (1)$$

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:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta(n)[x_i - w_{ij}(n)], \quad (2)$$

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 обновлялись всі елементи. З часом радіус зменшується і в кінці повинен обновлятись тільки сам елемент-переможець.

Векторне квантування з використанням карти Кохонена виконується за два проходи початкового зображення:

- перший прохід - навчання мережі;
- другий прохід – векторне квантування.

Векторне квантування з використанням двовимірних карт Кохонена забезпечує достатньо високі характеристики. Цілий ряд експериментів з різними типами зображень показав, що коефіцієнти

ущільнення можуть знаходитися в межах 6 – 30. Для деяких зображень коефіцієнт ущільнення перевершує стандарт JPEG при тій же якості зображення.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – Кн.2. – 480 с.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.: ил.
3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей.: Пер. с англ. – М.: «Вильямс», 2001. – 286 с.: ил.
4. Майданюк В.П. Методи і засоби комп'ютерних інформаційних технологій. Кодування зображень. Вінниця: ВДТУ, 2001. – 63 с.
5. Нейроподібні методи ущільнення зображень / В.П. Майданюк, К.В. Кожем'яко, І.Р. Арсенюк // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2009. — № 1 (17). — С. 37-45. — Бібліогр.: 5 назв. — укр.
6. Shadi M. S. Hilles, Volodymyr P. Maidaniuk. SOFM for Image Compression Based on Spatial Frequency Band-Pass Filter and Vector Quantization / Handbook of Research on Intelligent Data Processing and Information Security Systems Stepan Mykolayovych Bilan (State University of Infrastructure and Technology, Ukraine) and Saleem Issa Al-Zoubi (Irbid National University, Jordan) Copyright: © 2020 |Pages: 434 ISBN13: 9781799812906|ISBN10: 1799812901|ISBN13 Softcover: 9781799812913|EISBN13: 9781799812920 DOI: 10.4018/978-1-7998-1290-6; pp. 388-403: <https://www.igi-global.com/gateway/book/232290>.

Майданюк Володимир Павлович

Доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна, maidaniuk2000@gmail.com

Педченко Ярослав Володимирович

Студент факультету інформаційних технологій, група ІПП-20м, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна, ifoxlllli@gmail.com