

УДК 621.372.542

В.П. МАЙДАНОК, К.В. КОЖЕМ'ЯКО, І.Р. АРСЕНЮК

НЕЙРОПОДІБНІ МЕТОДИ УЩІЛЬНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

*Вінницький національний технічний університет,
Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, 21021, Україна,
тел.: (0432) 43-78-80, E-Mail: maydan2000@mail.ru*

Анотація. В науковій літературі розглядаються різні підходи до застосування нейронних мереж для ущільнення зображень, проте особливої уваги заслуговують підходи, які опираються на принципи векторного квантування, оскільки вони забезпечують високу швидкість ущільнення при збереженні хорошої якості відновленого зображення. Ідеальними для вирішення цих завдань є нейронні мережі, що самоорганізуються, запропоновані фінським вченим Т. Кохоненом, а саме, мережа, що самоорганізується, у вигляді двовимірної карти Кохонена. Розгляду цих питань присвячена дана робота.

Анотация. В научной литературе рассматриваются разные подходы к применению нейронных сетей для сжатия изображений, однако особенного внимания заслуживают подходы, которые опираются на принципы векторного квантования, поскольку они обеспечивают высокую скорость сжатия и хорошее качество восстановленного изображения. Идеальными для решения этих задач являются самоорганизующиеся нейронные сети, предложенные финским ученым Т. Кохоненом, а именно, самоорганизующиеся сети в виде двумерной карты Кохонена. Рассмотрению этих вопросов посвящена данная работа.

Abstract. In scientific literature different approaches are examined to application of networks of neurons for the compression of images, however deserved the special attention is by approaches which lean against principles of vector quantization, as they provide the high speed of compression at saving of good quality of the picked up thread image. Ideal for the decision of these tasks are networks of neurons, that self-organized, offered the Finnish scientist T. Kohonen, namely, networks which self-organized, as a two dimensional Kohonen map. The devoted is given questions to consideration of these work.

Ключові слова: нейронні мережі, ущільнення зображень, ущільнення інформації, векторне квантування, карта Кохонена.

ВСТУП

У загальному випадку, застосування нейронних мереж для ущільнення зображень визначається їх типом і може розвиватися у двох напрямках:

- самостійне застосування нейронних мереж;
- у сукупності з іншими методами, як допоміжний засіб для поліпшення характеристик вибраного методу.

Один з підходів до ущільнення зображень на базі нейронних мереж побудований на основі тришарової нейронної мережі. Число нейронів вхідного і вихідного шарів однакове, а число нейронів прихованого шару значно менше. Якщо в результаті навчання мережа може відтворювати на виході той же вектор, що подається на вхід, то на нейронах прихованого шару виникає представлення кожного вхідного вектора, яке значно коротше, ніж довжина вхідного вектора. Тобто, здійснюється ущільнення інформації на нейронах прихованого шару [1].

Хоча в науковій літературі розглядаються різні підходи до застосування нейронних мереж для ущільнення зображень, проте особливої уваги заслуговують підходи, які опираються на принципи векторного квантування зображень, оскільки вони забезпечують високу швидкість ущільнення при збереженні високої якості відновленого зображення. Ідея векторного квантування дуже проста. Зображення розбивається на квадратні блоки, наприклад 2x2, 4x4 або 8x8. Кожен блок розглядається як вектор в 4-мірному, 16-мірному або 64-мірному просторі. З цього простору вибирається обмежена кількість векторів, які утворюють кодову книгу, але так, щоб з найбільшою точністю апроксимувати вектори, які вилучаються з вхідного зображення. Оскільки векторів в кодовій книзі значно менше загальної кількості векторів в початковому зображенні, то для представлення номера вектора

витрачається менше біт, чим для початкового вектора. За рахунок цього і досягається ущільнення.

Ідеальними для вирішення цих завдань є нейронні мережі, що самоорганізуються, запропоновані фінським вченим Т. Кохоненом, а саме, мережа, що самоорганізується, у вигляді двовимірної карти Кохонена. Карта Кохонена має дві важливі властивості, які використовуються при ущільненні зображень методами векторного квантування. По-перше, вона дуже схожа 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 кодування. Векторне квантування з використанням карти Кохонена виконується за два проходи початкового зображення: перший прохід - навчання мережі; другий прохід - векторне квантування. Причому, учбовими векторами можуть бути всі фрагменти зображення з розмірами 2x2, 4x4, 8x8 [1].

УЩІЛНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ КАРТИ КОХОНЕНА

Хоча векторне квантування за допомогою двовимірної карти Кохонена початкового зображення і дозволяє досягати високих коефіцієнтів ущільнення у порівнянні з іншими методами квантування, більш значні результати можуть бути отримані в комбінації з методами декомпозиції просторового спектру частот зображення на окремі складові і виконанні векторного квантування високочастотних компонент зображення. Це надає можливість представити кожен з них з заданою точністю у відповідності з особливостями сприйняття зоровим аналізатором людини без втрати візуальної якості зображення. Особливий інтерес представляють методи декомпозиції, які забезпечують багатомасштабність представлення зображення, що дозволяє здійснювати передачу зображення по каналу з обмеженою пропускнуною спроможністю. Спочатку передається найгрубіше наближення (низькочастотна частина), а потім передаються деталі від рівня до рівня. Низькочастотна складова зображення дозволяє відтворити початкове зображення в зменшеному масштабі [2-3].

Один з методів для отримання октавосмугової декомпозиції було розроблено і застосовано для кодування зображення П.Буртом і Э.Адельсоном. Вони використовували каскадно включені фільтри для отримання надмірного представлення сигналу, яке вони назвали пірамідою Лапласа [4].

Схему отримання одного рівня піраміди Лапласа (для одновимірного сигналу) показано на рис. 1. Сигнал пропускається через НЧ-фільтр $B(\omega)$ і потім проріджується. В результаті формується низькочастотна субсмуга W_0 . Високочастотна субсмуга W_1 формується за рахунок послідовного виконання наступних операцій: інтерполяції W_0 , згортки з інтерполюючим фільтром $A(\omega)$ і віднімання результату з початкового сигналу. Реконструкція сигналу відбувається шляхом інтерполяції W_0 , згортки з інтерполюючим фільтром $A(\omega)$ і додавання W_1 . Відновлений сигнал точно відповідає початковому, незалежно від вибору фільтрів $A(\omega)$ і $B(\omega)$. Повна піраміда будується рекурсивно, із застосуванням схеми (рис. 1) до низькочастотної субсмуги. Фільтри $A(\omega)$ і $B(\omega)$, як правило, вибираються однаковими НЧ фільтрами, хоча кращі результати при кодуванні досягаються при незалежному виборі фільтрів.

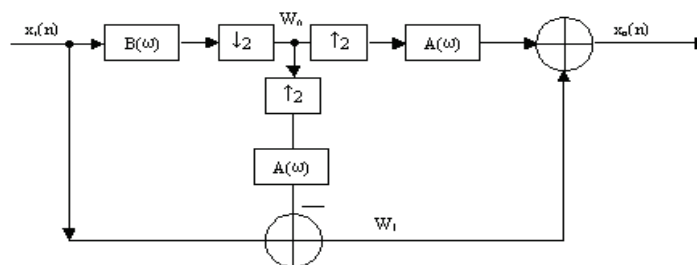


Рис. 1. Піраміда Лапласа

Як показує аналіз кореляційних залежностей зображення, доцільно використовувати двовимірні фільтри з максимальним розміром апертури фільтра 8x8, оскільки подальше збільшення не призводить до суттєвого збільшення коефіцієнта ущільнення. Тоді повна схема ущільнення буде включати 3 каскади двовимірних фільтрів з розмірами апертур 2x2 [3,5]. Таким чином, схема ущільнення буде мати вигляд, який наведено на рис. 2. Вхідне зображення обробляється фільтрами трьох каскадів піраміди Лапласа, які формують компоненти зображення. Квантувачі призначені для квантування значень відліків компонент з урахуванням особливостей зорового сприйняття. Процес виконання квантування пов'язаний з втратами інформації, однак ці втрати повинні бути непомітними, тобто візуальна якість відновленого зображення не повинна відрізнятися від вхідного. Застосування арифметичного кодера на етапі

ущільнення без втрат забезпечує найбільший коефіцієнт ущільнення в порівнянні з іншими методами кодування без втрат.

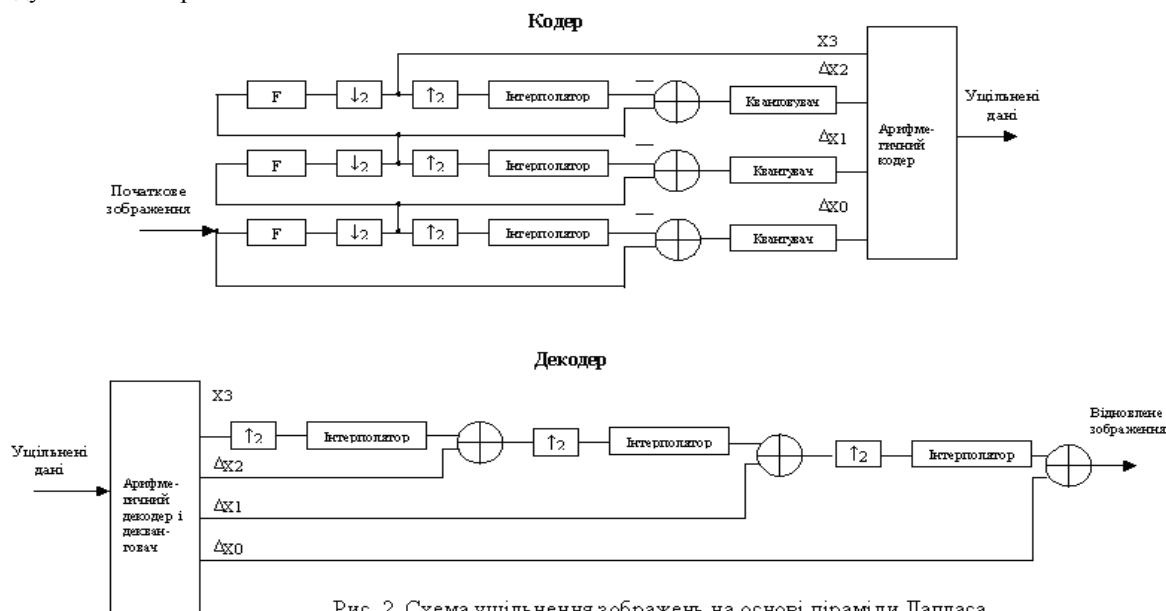


Рис. 2. Схема уцілювання зображень на основі піраміди Лапласа

Рішення задачі квантування різницевих компонент зображення визначає коефіцієнт ущільнення і якість відновленого зображення. Відомо, що для зображень, призначених для візуального спостереження, високу візуальну якість забезпечують нерівномірні логарифмічні шкали квантування. Проте, коефіцієнт ущільнення, який досягається за рахунок застосування тільки цього способу квантування недостатній і поступається методам кодування на основі перетворень.

Подальше збільшення коефіцієнта ущільнення може бути досягнуте через векторне квантування компонент зображення. Ідеальними для вирішення завдань векторного квантування є нейронні мережі, що самоорганізуються, запропоновані фінським вченим Т. Кохоненом (Self-Organizing Feature Map – SOFM), а саме, мережа, що самоорганізується, у вигляді двовимірної карти Кохонена.

Кожний нейрон цієї мережі представляється ваговими коефіцієнтами w_{ij} . Векторне квантування з використанням карти Кохонена виконується за два проходи початкового зображення: перший прохід - навчання мережі; другий прохід – власне векторне квантування. Після навчання ця мережа може апроксимувати вектори вхідного простору найкращим способом. 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 обнови 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. Обнови 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 обновлятися тільки сам елемент-переможець.

Звичайно кількість нейронів мережі значно менша в порівнянні з кількістю навчальних векторів, що і дає можливість використання SOFM в якості векторного квантувача.

МОДЕЛЮВАННЯ І РЕЗУЛЬТАТИ

При проведенні досліджень формувалась низькочастотна проріджена в 4 рази компонента (з урахуванням двовимірності проріджена в 16 разів) та різницева компонента, яка квантувалась векторним квантувачем з використанням карти Кохонена.

Виконувались дослідження залежності коефіцієнту ущільнення та якості відновленого зображення від характеристик карти Кохонена, а саме:

- залежність коефіцієнту ущільнення від розміру карти (об'єму кодової книги);
- залежність середньоквадратичного відхилення від розміру карти (об'єму кодової книги).

Результати роботи алгоритму для файлу LENA.BMP при 4-вимірних вхідних векторах і розмірах карти від 8x8 до 16x16 представлені в табл.1, а також на рис. 3-4.

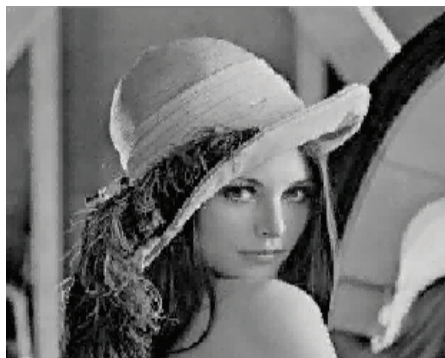


Рис. 3. Зображення після кодування (карта Кохонена – 8x8)



Рис. 4. Різницеве зображення підсилене в 10 разів

Аналіз приведених результатів показує, що векторне квантування високочастотної компоненти забезпечує достатню якість зображення навіть при розмірах карти 8x8, тоді як пряме векторне квантування зображення вимагає як мінімум карти розміром 16x16 для досягнення прийнятної якості зображення [1]. Цілий ряд експериментів з різними типами зображень показав, що коефіцієнти ущільнення можуть знаходитися в межах 5 – 20. Для деяких зображень коефіцієнт ущільнення перевершує стандарт JPEG при тій же якості зображення.

Таблиця 1.

Експериментальні дані по файлу LENA.BMP

Метод ущільнення	Розмір початкового файлу, байт	Розмір стиснутого файлу, байт	Коефіцієнт ущільнення	Середньоквадратична помилка	Візуальна оцінка якості
JPEG	192 054	13106	14,7	5	Відмінна
Карта Кохонена (16x16)	192054	18034	10,65	4,7	Відмінна
Карта Кохонена (14x14)	192 054	16509	11,6	5,1	Відмінно
Карта Кохонена (12x12)	192054	15414	12,5	5,6	Відмінна
Карта Кохонена (10x10)	192054	14223	13,5	6,2	Відмінна
Карта Кохонена (8x8)	192054	12209	15,5	7	Відмінна

ВИСНОВКИ

1. Нейронні мережі є одним з нових підходів до ущільнення зображень, який характеризується рядом переваг, що надає підстави вважати їх перспективними для подальших досліджень. Причому, вони можуть застосовуватись як самостійно так і в комбінації з відомими методами.

2. Особливий інтерес для ущільнення зображень представляють нейронні мережі типу двовимірної карти Кохонена, оскільки вони ідеально підходять для вирішення задач векторного

квантування зображень. Значні результати можуть бути отримані в комбінації з методами декомпозиції просторового спектру частот зображення на окремі складові і виконанні векторного квантування високочастотних компонент зображення.

3. В результаті моделювання алгоритму ущільнення при декомпозиції просторового спектру зображення на низькочастотну і високочастотну складові і векторному квантуванні високочастотної складової з використанням карти Кохонена отримано коефіцієнти ущільнення від 5-20 для різних типів зображень.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Кожем'яко В.П., Майданюк В.П., Хіллес Шаді Мазін. Ущільнення зображень за допомогою нейронних мереж / В.П. Кожем'яко, В.П. Майданюк, Хіллес Шаді Мазін // [зб. наук. пр.]: Наука і молодь. Прикладна серія. – К.: НАУ, 2004. – С. 71-74.
2. Брауде-Золотарем Ю.М. Исследование возможностей сокращения объема телевизионного сигнала за счет использования свойств зрения: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд.тех. наук / Ю.М. Брауде-Золотарем. – М.: МГУ, 1960. – 15 с.
3. Майданюк В. П. Методи і засоби комп'ютерних інформаційних технологій кодування зображень: [Методичні матеріали] / В. П. Майданюк. – Вінниця: Універсум, ВДТУ, 2001. – 63 с.
4. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет-преобразования / В.И. Воробьев, В.Г. Грибунин. – ВУС, 1999. – С.1-204.
5. Майданюк В. П., Романюк С.О. Аналіз і синтез зображення при ущільненні по компонентним методом / В. П. Майданюк, С.О. Романюк // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2006. - № 1.– С. 94-97.

Надійшла до редакції 20.10.2008р.

В.П. МАЙДАНЮК - к.т.н., доцент, доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.