ФОРМУВАННЯ КОМПОНЕНТ ЗОБРАЖЕННЯ НА ОСНОВІ ПІРАМІДИ ЛАПЛАСА

Володимир Майданюк, Роман Осипенко, Оксана Ільченко

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

Анотація

Актуальність ущільнення зображень не викликає сумнівів. Більшість методів кодування зображень ґрунтуються на виділенні із спектру просторових частот окремих складових, що надає можливість представити кожну 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 пропускною 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. Піраміда Лапласа якраз і характеризується цією важливою властивістю.

Вступ

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. 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.

Піраміда Лапласа має важливу властивість – багатомасштабність представлення. Зображення представляється одночасно на декількох рівнях. Такий підхід дозволяє здійснювати прогресивну передачу зображення по каналу з обмеженою пропускною спроможністю. При цьому спочатку передається найгрубіше наближення (низькочастотна частина), а потім передаються деталі від рівня до рівня [1-2].

Однак, вимагають подальшого уточнення питання квантування різницевих компонент, виконання етапу ущільнення без втрат та власне питання кількості каскадів фільтрів піраміди Лапласа, оскільки з'явилися нові більш ефективні методи розв'язку даних питань, наприклад векторне квантування на основі нейронних мереж, а також змінились обчислювальні можливості сучасних комп'ютерних засобів.

Метою даної роботи є підвищення коефіцієнту ущільнення зображень на основі пірамідальних схем за рахунок застосування векторного квантування компонент зображень.

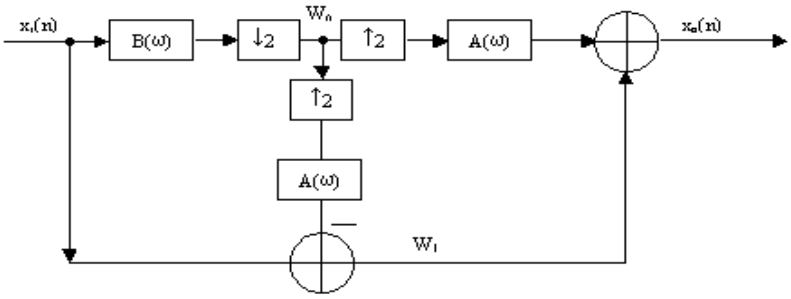

Рис.1. Піраміда Лапласа

Схема ущільнення зображень на основі піраміди 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 буде включати 3 каскади двовимірних фільтрів з розмірами апертур 2x2 [3-4]. 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.

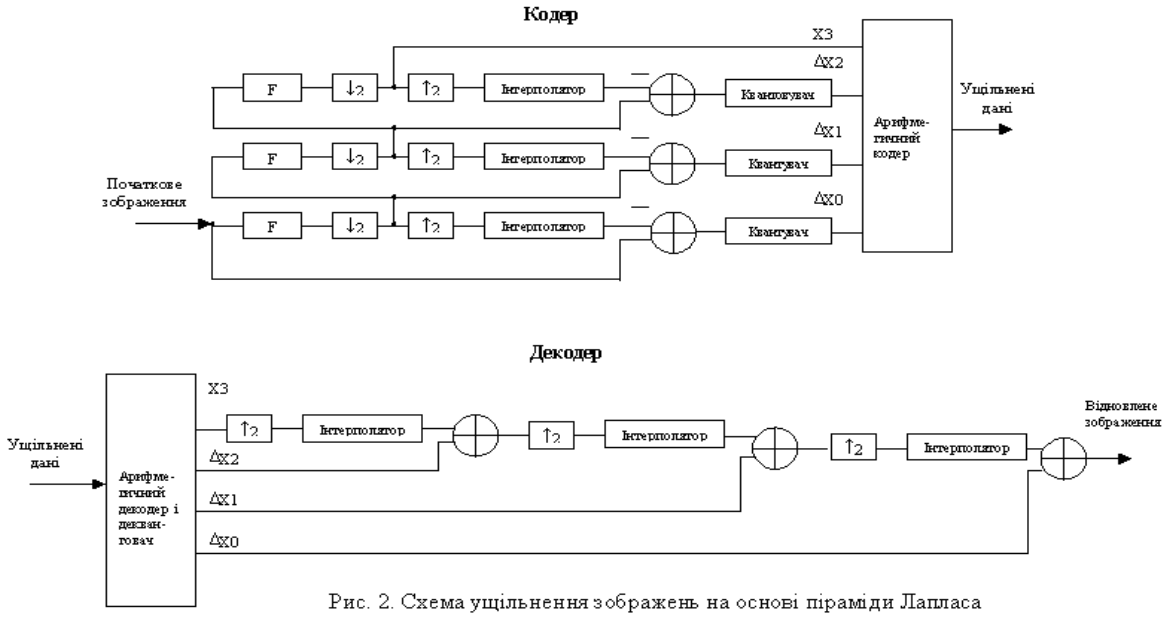

Рис. 2. Схема ущільнення зображень на основі піраміди Лапласа

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. Карта Кохонена має дві важливі властивості, які можуть бути використані при ущільненні зображень. По-перше, вона дуже схожа на інші методи векторного квантування, які застосовуються при ущільненні зображень з втратами, а по-друге близьким кластерам вхідних векторів відповідають близько розташовані нейрони, що збільшує ефективність ущільнення без втрат, яке застосовується до отриманих компонентів зображення. Кожний нейрон мережі представляється ваговими коефіцієнтами wij. 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:

Ініціалізувати вагові коефіцієнти випадковими значеннями.

Для кожного кластерного елемента обчислити відстань до навчального вектора:

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

Знайти кластерний елемент j для якого dj мінімально.

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

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

де η - норма навчання, xi – координата навчального вектора.

Обновити 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 залишатися незмінною. Радіус також спочатку вибирається достатньо великим, щоб обновлялись всі елементи. З часом радіус зменшується і в кінці повинен обновлятись 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 коефіцієнта 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

Аналіз приведених результатів показує, що векторне квантування забезпечує достатньо високі характеристики. 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 файлі LENA.BMP

Метод ущільнення	Розмір початкового файлу, байт	Розмір стиснутого файлу , байт	Коефіцієнт ущільнення	Середньо-квадратична 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

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

Рис. 4. Різницеве зображення підсилене в 10 разів

Література:

[1] Теория и практика вейвлет-преобразования. Воробьев В.И.,Грибунин В.Г. ВУС, 1999. С.1-204.

[2] Брауде-Золотарем Ю.М. Исследование возможностей сокращения объема телевизионного сигнала за счет использования свойств зрения: Автореф. дис. канд.тех. наук. – М., 1960. – 15 с.

[3] Майданюк В. П., Романюк С.О. Аналіз і синтез зображення при ущільненні по компонентним методом // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2006. - № 1.– С. 94-97.

[4] Майданюк В.П. Методи і засоби комп'ютерних інформаційних технологій. Кодування зображень. Вінниця: ВДТУ, 2001. – 63 с.

[5] 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.