

Sokil B.I., Khytriak O.I. Inverse dynamics problem for oscillation of the mediums which are described by perturbed Bretherton equation

It is considered the application of asymptotic method of nonlinear mechanics Krylov-Bogoliubov-Mitropol'skii to solving the inverse problems of dynamic systems, mathematical model of which is the Bretherton equation. The developed method enables effectively to determine analytical approximations resilient and dissipative forces for a case when the last are poorly nonlinear.

Keywords: nonlinear oscillation, amplitude, frequency, asymptotic method.

УДК 681.324

Аспір. У.В. Поліщук¹ – НУ "Львівська політехніка"

НЕЙРОМЕРЕЖНЕ УЩІЛЬНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ЇХНЬОГО ПОДІЛУ НА ФРЕЙМИ

Запропоновано нейромережний метод ущільнення зображень на основі скорочення довжини розрядної сітки, що використовується для представлення ортогональних компонент перетворення та забезпечує додаткове збільшення коефіцієнта компресії зі збереженням заданих показників якості. Також розвинуто та апробовано методику покращення якості відтворених зображень та показників компресії шляхом додаткового поділу зображень на фрейми. Цей метод забезпечує підвищення коефіцієнта якості зображення PSNR в середньому на 5-6 % за додаткового збільшення коефіцієнта компресії.

Вступ. Через стрімкий розвиток засобів цифрової техніки, збільшенням апаратної складності телекомунікаційних систем, актуальна проблема ущільнення даних, зокрема зображень, отримала нові засоби і можливості для її реалізації. Зокрема, завдяки виробленню нових підходів до оброблення даних завдання ущільнення дедалі частіше почали вирішувати на основі використання математичних методів і моделей штучного інтелекту.

У цьому дослідженні наведено основи новітнього методу ущільнення зображень, розробленого на базі нейроподібних структур Моделі Геометричних Перетворень та розглянуто методику покращення якості компресії шляхом розбиття зображення на фрейми.

У цифрових системах [4] статичне растрове зображення видається двовимірним масивом точок (елементів зображення), що мають певні характеристики: колір, інтенсивність кольору, просторова кореляція та ін. Елементи зображення називають пікселями. Внаслідок цифрового оброблення зображення пікселі представляються числами. Зображення займає набагато більше пам'яті порівняно з текстовими даними. Так, невеличке зображення розміром 500×800 пікселів займає більше 1 МБ пам'яті, що еквівалентно розміру хуждожньої книги з 400 сторінками. Власне ця особливість і визначає актуальність проблеми ущільнення графічних файлів.

Як відомо [5], зображення можна розділити на два основні класи: двохрівневі (однобітні зображення без палітри) та багаторівневі (k -бітні, з палітрою). Однобітні зображення – це найпростіший тип зображення, кожен піксель якого представлений одним бітом та може приймати значення лише 1

¹ Наук. керівник: проф. Ю.М. Рашкевич, д-р техн. наук – НУ "Львівська Політехніка"

(двійкова одиниця або основний колір) та 0 (колір фону). Багаторівневі зображення містять 2^k рівнів та поділяються на декілька типів:

1. Напівтонові. У напівтоновому зображенні кожен піксель має 2^k значень від 0 до 2^{k-1} градацій сірого або іншого кольору. Число k порівнюється із розміром байта та дорівнює відповідно 4, 8, 12, 16, 24 або інше кратне 4 або 8. Напівтонове зображення складається із k -бітових шарів.

2. Кольорові. Пікселі складаються із трьох байт. Існує декілька методів задавання кольорів, але в кожній із них колір задається трьома складовими: R (червоний; red, англ.), B (синій; blue, англ.) та G (зелений; green, англ.) Основні моделі кольорів: RGB, HLS, CMYK.

3. Зображення з неперервним тоном. Забезпечуються плавні та неперервні переходи схожих відтінків від кольору до кольору. Кожні сусідні пікселі відрізняються всього на одиницю, внаслідок чого практично неможливо розрізнити їхні кольори.

4. Дискретно-тонові зображення. Це синтетичні зображення, отримані штучним шляхом. У ньому немає шумів та сказів натуральних зображень.

5. Зображення із невеликою кількістю кольорів та великими чіткими областями, заповнені одним кольором. До таких належать ділова графіка (діаграми, графіки), мультиплікативні зображення тощо.

У цій роботі опишемо розроблений нами ефективний метод застосування нейроподібних структур для задач зображень без втрат, або з можливістю регулювання ступеня втрат інформації. Метод, орієнтований на ущільнення напівтонових та кольорових зображень, базується на використанні нейроподібної структури моделі геометричних перетворень (МГП) в автоасоціативному режимі її застосування [1].

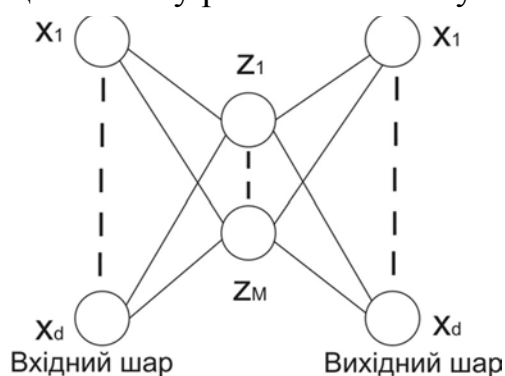


Рис. 1. Автоасоціативний багатошаровий перцептрон

1. Особливості нейромережевого ущільнення зображень. Класичний нейромережевий метод ущільнення зображень передбачає застосування автоасоціативної нейронної мережі із одним прихованим шаром, кількість нейронних елементів якого менша, ніж кількість елементів на вході та виході мережі (ефект "звуженого горла"). Відомо, що такі мережі можуть забезпечити лише лінійний аналіз головних компонент для задач зменшення розмірності даних. У цьому

випадку немає значення, що нейронні елементи прихованого шару можуть мати нелінійну функцію активації [6].

Навчання автоасоціативної мережі реалізується в режимі "без супервізора", таким чином, що кожен вхідний вектор відтворює сам себе на виході мережі. Оскільки кількість елементів у прихованому шарі менша, ніж кількість елементів на вході мережі, ідеальне відтворення усіх вхідних векторів у загальному випадку не є можливим. У процесі навчання алгоритм зворотного поширення похибки мінімізує похибку, що може бути представлена у такому вигляді:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^d \left\{ y_k(x^n) - x_k^n \right\}^2. \quad (1)$$

Для випадку використання одного прихованого шару нейронних елементів можна довести, що функція похибки завжди має один глобальний мінімум, в якому мережа здійснює проекцію на M -вимірний підпростір, що охоплює M перших головних компонент.

Як довів Бішоп [6], нелінійний аналіз головних компонент реалізується нейромережею, що містить не менше трьох шарів прихованих нейронних елементів.

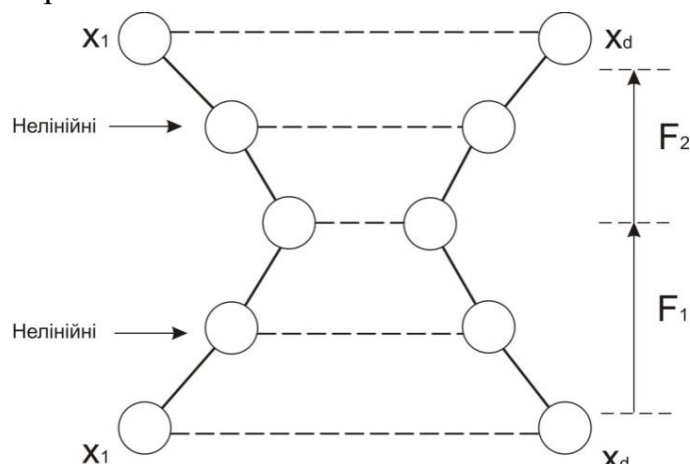


Рис. 2. Нейронна мережа із додатковими прихованими шарами нелінійних елементів

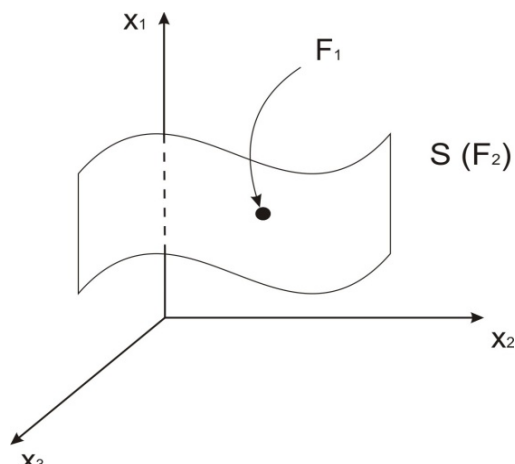


Рис. 3. Геометрична інтерпретація функціональної проекції для випадку $d=3$ та $M=2$

Як і в попередньому випадку вихідні елементи мережі є лінійними, проте перший та третій прихований шари мають сигмоїдальні нелінійні функції активації. Похибка визначається згідно з (1).

Представивши мережу у вигляді двох послідовних функціональних проекцій F_1 та F_2 , отримаємо, що перша проекція F_1 проектує первинні d -вимірні дані на M -вимірний підпростір S , визначений активаційними функціями елементів у другому прихованому шарі. У зв'язку із присутністю нелінійних елементів у першому прихованому шарі це відображення є досить довільним і нелінійним.

Вихідна частина мережі визначає функціональне відображення (проекцію) із M -вимірного простору назад у первинний d -вимірний. На рис. 3 зображено геометричну інтерпретацію для випадку $d=3$ та $M=2$.

Функція F_2 проектує із M -вимірного простору S у d -вимірний простір, отже, – визначає спосіб, в який простір S є вбудований в межах первинного X -простору. Оскільки проекція F_2 може бути нелінійна, підпростір S може бути неплоским, як показано на рис. 3. Надалі проекція F_1 визначає проекцію точок оригінального d -вимірного простору в M -вимірний підпростір S .

Незважаючи на добрі показники компресії, вадою цього підходу вважають повільне навчання для даних великої розмірності, що робить його практично непридатним для завдань ущільнення зображень і звуку.

2. Застосування автоасоціативної нейромережі на основі Моделі Геометричних перетворень до ущільнення зображень. Зображення, що

пройшло первинне оброблення (зафіксоване цифровою фотокамерою, відскановане зображення), – це двовимірний масив двійкових чисел, кожне з яких відповідає конкретному пікселю. На вхід нейронної мережі послідовно подаються вектори даних, що відповідають блокам зображення розміром $n \times n$ пікселів (напр. 8×8 , $N=64$). У випадку кольорового зображення, де кожен піксель видається 24-бітовим числом, по 8 біт на кожному компоненту, використовується 192 (64×3) відповідно входів та виходів мережі. Кожен піксель зображення представлений трьома компонентами вектора.

Використання нейронної мережі для вирішення будь-яких задач передбачає виконання послідовно двох етапів навчання та, відповідно, використання мережі.

2.1. Етап навчання мережі. Поділ зображення на фрейми. Навчання мережі (покрокові перетворення вхідної матриці) ґрунтується на геометричній моделі та представленні тіла інформаційного об'єкта [2, 3]. Кожен вхідний вектор розглядається як точка у n -вимірному просторі, де n – кількість компонент вектора. Множина точок-реалізацій формує тіло інформаційного об'єкта (у даному випадку зображення), що моделюється за допомогою нейромережі. Здійснюється навчання мережі шляхом покрокового проектування точок на нормальну гіперплощину, вимірність якої на одиницю менша аніж вимірність початкового гіпертіла.

Форма представлення векторів-реалізацій вхідної матриці, елементами якої є значення пікселів $x_{i,j}$, задана (2):

$$x_{i,j} = \left\{ \begin{matrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{M1} & x_{M1} & \dots & x_{MN} \end{matrix} \right\}, i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Для підвищення ефективності розробленого методу в цій роботі пропонується модифікувати алгоритм шляхом поділу зображення на фрейми, кожен з яких ущільнюватиметься окремою нейронною мережею.

До початку застосування алгоритму, вхідне зображення поділяється на рівні частини (фрейми), кількість яких дорівнює $2^l \times 2^l$, де $l = 0, 1, 2, \dots$. Кожен фрейм розглядається як окреме зображення, оброблення яких здійснюється послідовно. Рівень декомпресійних спотворень, що визначається коефіцієнтом RSNR (англ. "*peak signal to noise ratio*"), обчислюється як усереднене значення коефіцієнта для всіх незалежних фреймів. Це можливо завдяки тому, що навчання нейроподібних структур Моделі Геометричних Перетворень є досить швидким. Для мереж з ітеративним навчанням цей метод є практично непридатним у зв'язку із значними затратами часу на його реалізацію.

Отже, вводимо $2^l \times 2^l$ незалежних нейронних мереж із окремими наборами Головних Компонент, що отримуються внаслідок навчання.

Процедура навчання кожної з них містить такі кроки:

1. Обчислюємо центр ваги початкового масиву даних $x_{i,j}$, що представляє зображення

$$\tilde{x}\tilde{c}_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_{i,j}, j = \overline{1, N}. \quad (3)$$

2. Знаходимо рядок xc_j , найближчий, згідно з Евклідом, до центру ваги, та виконуємо центрування елементів масиву (3):

$$xc_j \approx \min_i \left\{ \sum_{j=1}^n (\tilde{x}\tilde{c}_j - x_{i,j})^2 \right\}, i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}, \quad (4)$$

$$x1_{i,j}^{(k)} = x_{i,j} - xc_j : k = 0. \quad (5)$$

3. Знаходимо базовий рядок (найбільш віддалена точка від початку координат):

$$xB_j^{(k)} \approx \max_i \left\{ \sum_{j=1}^n (x1_{i,j}^{(k)})^2 \right\}. \quad (6)$$

4. Обчислюємо коефіцієнт $z_i^{(k)}$ – віддаль від i -ї точки до нормальної гіперплощини на k -му кроці ортогональних перетворень:

$$z_i^{(k)} = \frac{1}{D^{(k)}} \sum_{j=1}^n (x1_{i,j}^{(k)} \times xB_j^{(k)}), \quad (7)$$

де $D^{(k)}$ – віддаль від початку координат до базової точки.

Особливістю цього підходу є те, що віддаль від i -ї точки до нормальної гіперплощини не є нормованою, отже максимально можливе значення змінної дорівнює $z_i^{(0)} = 255 \times \sqrt{n}$, де n – вимірність вектора-реалізації, а мінімальне значення відмінне від нуля дорівнює 1. На кожному кроці перетворень діапазон змінних $z_i^{(k)}$ зменшується. Це надає змогу здійснювати перетворення у форматі чисел з фіксованою комою;

5. Виконуємо k -й крок ортогональних перетворень (проекування точок-реалізацій на нормальну гіперплощину):

$$x_{i,j}^{(k+1)} = x_{i,j}^{(k)} - XB_j^{(k)} \times z_i^{(k)}, i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}, \quad (8)$$

де $XB_j^{(k)}$ – базовий рядок, нормований до одиничного радіуса.

Після кожного кроку ортогональних перетворень вимірність гіперповерхні зменшується на одиницю, а характеристики самого перетворення (коефіцієнти $z_i^{(k)}$) зберігаються в пам'яті як параметри мережі.

Навчання мережі вважається завершеним, якщо виконується умова $x_{i,j}^{(k+1)} \equiv 0$. Це означає, що всі точки-реалізації спроектовані у початок координат; в іншому випадку здійснюємо такий крок ортогоналізації: $k=k+1$.

2.2. Етап використання нейронної мережі. Процедура використання кожної мережі (відтворення первинних даних), що відповідає фрейму зображення, здійснюється у зворотній до алгоритму навчання послідовності, почи-

наючи із останнього кроку ортогоналізації, внаслідок чого на виходах мережі отримуємо масив чисел $x_{i,j}$, які відповідають значенням елементів відновленого зображення.:

$$x_{i,j}^{(k)} = x_{i,j}^{(k+1)} + XB_j^{(k)} \times z_i^{(k)}, i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N} : k = k_{\max}, \quad (9)$$

$$x_{i,j} = x_{i,j}^{(0)} + xc_j. \quad (10)$$

3. Результати роботи алгоритму. На рис. 4.2, 4.3, 4.4 зображено результат виконання програми "Bitmap_coder" на тестовому зображенні "Rome" у двох режимах: без поділу зображення на фрейми та з поділом на 16 та 64 фрейми відповідно за однакової кількості нейронів у прихованому шарі.



Рис. 4.1 Початкове зображення "Rome", 1024×1024 пікселя



Рис. 4.2 Відновлене зображення "Rome", 1 фрейм, 4 нейрони, PSNR=25,3187594464021



Рис. 4.3 "Rome", 16 фреймів, 4 нейрони, Averaged_PSNR=25,856829730557



Рис. 4.4 "Rome", 64 фрейми, 4 нейрони, Averaged_PSNR=28,113445086964

Висновки:

1. Аналіз результатів експериментів довів, що збільшення кількості фреймів призводить до покращення якості відновленого зображення, оскільки зображення ділиться на менші області, в яких збільшується ймовірність появи однорідних областей із високою кореляцією між пікселями.

2. Застосування методу поділу зображення на фрейми, що реалізується на застосуванні високошвидкісних ШНМ ГП, не призводить до помітного зростання часових затримок та зменшення коефіцієнта ущільнення, отже, може розглядатися як важливий засіб покращення якості цієї процедури.

Література

1. **Ткаченко Р.О.** Вдосконалення нейромережних методів класифікації в завданнях інтелектуального аналізу даних за допомогою методу імітації відпалу металу / Р.О. Ткаченко, А.В. Дорошенко // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика. – 2007. – № 591. – С. 33-37.
2. **Ткаченко Р.О.** Нова парадигма штучних нейронних мереж прямого поширення / Р.О. Ткаченко // Вісник Державного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – 1999. – № 386. – С. 43-54.
3. **Грицик В.В.** Нові підходи до навчання штучних нейромереж / В.В. Грицик, Р.О. Ткаченко // Доповіді Національної академії наук України. – 2002. – № 11. – С. 59-65.
4. **Сергеенко В.С.** Сжатие данных, речи, звука и изображений в телекоммуникационных системах / В.С. Сергеенко, В.В. Баринов // Издательское предприятие РадиоСофт. – М., 2009. – С. 163-173.
5. **Сэломон Д.** Сжатие данных, изображений и звука / Д. Сэломон // Техносфера. – М., 2004. – 346 с.
6. **Christopher M. Bishop.** Neural Networks for Pattern Recognition / Bishop Christopher M. // Oxford University Press (1999).

Полищук У.В. Нейросетевое сжатие изображений с использованием их разделения на фреймы

Предложен нейросетевой метод сжатия изображений на основе сокращения длины разрядной сетки, что используется для представления ортогональных компонент преобразования и обеспечивает дополнительное повышение коэффициента сжатия с сохранением заданных показателей качества. Также развита и апробирована методика улучшения качества воспроизведенных изображений и показателей сжатия путём дополнительного разделения изображений на фреймы. Данный метод обеспечивает повышение коэффициента качества изображения PSNR в среднем на 5-6 % при дополнительном повышении коэффициента сжатия.

Polishchuk U.V. Neural image compression using division images into frames

Neural image compression method by reducing of a bit map length, which is used to represent orthogonal components of transformation, provides additional increase in compression ratio with preservation of the specified quality indicators is proposed. Also developed and tested methods for improving the quality and compression rates of the reproduced images by additional division images into frames. This method provides enhancing image quality rate PRSN by 5-6 % with increasing the compression ratio.

Keywords: neural colour image compression, division into frames, neurolike Geometrical Transformation Machine structure.

УДК 674.02:621.923 Доц. О.А. Кійко, д-р техн. наук – НЛТУ України, м. Львів

ПЕРЕВІРКА ІМІТАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ КАЛІБРУВАННЯ ПЛИТНИХ ДЕРЕВНИХ МАТЕРІАЛІВ НА ЧУТЛИВІСТЬ ДО ЗМІНИ РОЗПОДІЛУ

Вперше у процесі дослідження калібрування-шліфування плитних деревних матеріалів використано принципи імітаційного моделювання та перевірено чутливість таких моделей на зміну закону розподілу вхідної товщини оброблюваного матеріалу.