

зменшення цієї кількості є основним способом зменшення складності алгоритмів розпізнавання.

1. *Анисимов, Б. В.* Распознавание и цифровая обработка изображений: Учебное пособие для вузов / Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов, В. К. Злобин. – М.: Высшая школа, 1983. – 295 с.
2. *Тимченко О.В.* Алгоритми та функції інформаційної системи розпізнавання символів на основі методів поліпшення зображень / Тимченко О.В., Кульчицька І.О., Тимченко О.О. // Моделювання та інформаційні технології. Зб. наук. пр. ПІМЕ НАН України. – Вип.69. – К.: 2013. – С.167-173.
3. *Патрик Э.* Основы теории распознавания образов / Эдвард А. Патрик. – М.: Советское радио, 1980; (пер. с англ. под ред. Б.Р. Левина). – 864с.
4. *Савчинський Б. Д.* Контекстно-вільні граматичні конструкції для розпізнавання зображень текстових та графічних документів. Дис. ... канд. техн. наук за спец. 05.13.23 - системи та засоби штучного інтелекту. Київ, 2007.
5. *Шлезингер М., Главач В.* Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию. - Киев: Наукова Думка, 2004. - 545 С.
6. *Kopec G. E., Chou P. A., Maltz D. A.* Markov source model for printed music decoding // Journal of Electronic Imaging. January 1996. Vol. 5, no. 1. Pp. 7–14.
7. *Garcia P., Couasnon B.* Using a genetic document recognition method for mathematical formulae recognition // IAPR Intern. Workshop on Graphics Recognition / Ed. by D. Blostein, Y.-B. Kwon. LNCS 2390. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2002. Pp. 236–244.
8. *Kasami T.* An efficient recognition and syntax analysis algorithm for context-free languages: Tech. Rep. AFCLR-65-758. Bedford, Mass., USA: Air Force Cambridge Research Laboratory, 1965.

Поступила 2.03.2017р.

УДК 004.032.26

Є.Я. Ваврук, І.Є.Ваврук

КОМПРЕСІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розроблено метод компресії зображень з використанням штучної нейронної мережі Кохонена.

Ключові слова. Штучна нейронна мережа, мережа Кохонена, компресія кольорових зображень, середньоквадратичне відхилення, пікове співвідношення сигналу до шуму.

Разработан метод компрессии изображений с использованием искусственной нейронной сети Кохонена.

Ключевые слова. Искусственная нейронная сеть, сеть Кохонена,

компрессия цветных изображений, среднеквадратическое отклонение, пиковое отношение сигнала к шуму.

The method of images compression with using the Kohonen artificial neural network is developed.

Keywords. Artificial Neural Network, Kohonen Network, Compression of Color Images, Mean Square Error, Peak Signal-to-noise Ratio.

Постановка проблеми

Компресія зображень є одним з найпоширеніших способів обробки даних, оскільки зазвичай розмір графічних файлів високої якості значно перевищує розмір файлів інших типів [1]. Вона використовується при організації зберігання великих масивів даних, в системах передачі інформації по каналам зв'язку тощо. В залежності від типу зображення і його призначення можна здійснювати компресію зображень з втратами і без втрат. Так, наприклад, якщо зображення містить в основному текст, або графіки чи діаграми, то для такого зображення доцільно використовувати компресію без втрат, оскільки в іншому випадку, можлива втрата великої кількості інформації. Для компресії фотографій або зображень з великою кількістю областей, залитих одним кольором існує можливість використовувати компресію зображень з втратами, оскільки можна вилучити частину інформації, що не сприймається людським оком [1,2]. Основною проблемою при цьому є вибір конкретного алгоритму компресії зображень в залежності від типу зображення.

Штучні нейронні мережі на сьогоднішній день широко використовуються для компресії зображень, так само як і традиційні математичні методи. Це забезпечується насамперед тим, що робота штучної нейронної мережі функціонально подібна до дії головного мозку як паралельного інформаційного процесора з властивостями навчання та адаптації, що забезпечує високу продуктивність обробки зображень [3,4].

Отже, актуальною задачею є використання штучних нейронних мереж для компресії зображень з забезпеченням належної якості.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

На сьогоднішній день існує величезна кількість штучних нейронних мереж, які можуть використовуватись для компресії зображень. Наприклад, штучні нейронні мережі: мережа Кохонена, мережа зустрічного поширення, нейронна мережа з фрактальною структурою, нейронна мережа зворотного поширення, так звана мережа з «вузьким горлом» та ієрархічна мережа тощо [1,3-6]. Для виконання поставленої задачі було обрано використання штучної нейронної мережі Кохонена, оскільки порівняно з мережею зустрічного поширення (що складається з шарів Кохонена і Гросберга), мережа зустрічного поширення повинна мати бажані виходи (тобто вона відноситься до мереж що навчаються з вчителем), а також ця нейронна мережа не дає можливості будувати точні апроксимації (точні відображення). У цьому вона

значно уступає мережам зі зворотним поширенням похибки. Якщо порівнювати штучну нейронну мережу «з вузьким горлом» з нейронною мережею Кохонена, то використовуючи налаштування вагових коефіцієнтів і первинну обробку даних, можна домогтися стиснення-відновлення з досить маленькою зашумленістю, але все таки набагато більшою, ніж в інших методах при такому ж ступені стиснення. Порівнюючи нейронну мережу Кохонена з ієрархічною мережею можна сказати, що основний недолік ієрархічної мережі – це великий час навчання і велика кількість інформації, що необхідна для декомпресії, яка може перевищувати розмір стисненого зображення.

Основна перевага штучної нейронної мережі Кохонена полягає в тому що ця нейронна мережа здатна навчатись без вчителя і відповідно для її навчання не потрібно мати значення вихідного сигналу [7-8]. Мережа Кохонена здатна функціонувати в умовах перешкод, тому що число кластерів фіксоване, ваги модифікуються повільно та налаштування ваг закінчується після навчання. Також, що особливо важливо, ця нейронна мережа є відносно простою і дозволяє здійснювати обчислення в реальному часі. Оскільки значення близько розташованих пікселів в зображеннях часто мало відрізняються, то особливо важливою при обробці зображень є властивість нейронної мережі Кохонена, яка полягає в тому, що якщо значення двох векторів знаходяться близько один біля одного в вхідному масиві, то вони будуть близько знаходитись і при відображенні їх на вихідний масив.

Отже, в силу розглянутих вище порівнянь була обрана для компресії зображень штучна нейронна мережа Кохонена.

Виклад основного матеріалу

Розробка методу компресії зображень з використанням штучної нейронної мережі Кохонена. При розробці методу компресії зображень, в першу чергу необхідно визначити кількість вихідних кластерів та кількість входів штучної нейронної мережі. Кількість вихідних кластерів в нейронній мережі Кохонена вибирається в залежності від складності та від необхідної точності відновленого після компресії зображення. Зв'язок між набором даних і їх класифікацією може бути невідомим, але ми можемо мати певну інформацію стосовно того скільки повинно бути кластерів. Кожен піксель напівтонового зображення може містити $C=2^8$ можливих кольорів, а кольорового зображення (в системі red, green, blue) - $C=2^{24}$. Здійснюючи компресію зображень з використанням нейронної мережі Кохонена кожен кластер може бути елементом палітри. Тобто все зображення може бути представлено палітрою з N компонент, при чому $N < C$.

Кількість входів нейронної мережі залежить від розмірів блоків, на які поділяється зображення. В основному, при обробці зображень використовуються блоки розмірами 4x4, 8x8, або 16x16. В даному випадку використовується розбиття зображення на блоки 8x8, тобто кількість входів нейромережі буде – 64.

В загальному випадку, перед застосуванням штучної нейронної мережі

необхідно здійснити її навчання. Цей етап зазвичай вимагає великих затрат часу. Тому для підвищення ефективності розв'язання задач компресії зображень можливо здійснити навчання на певному еталонному зображенні та застосовувати цю навчену нейронну мережу для компресії та відновлення інших зображень. Також існує можливість навчання нейронної мережі на певному зображенні та компресії цього зображення. При цьому досягається більша точність відновлення зображення після компресії.

Алгоритм компресії зображень нейронною мережею Кохонена передбачає виконання таких кроків:

1. Розбиття зображення на блоки ($n \times n$). Загальна кількість блоків зображення дорівнює M , а кількість пікселів в кожному блоці дорівнює N . В даному випадку здійснюється розбиття на блоки розміром 8×8 пікселів.

2. Передавання на вхід штучної нейронної мережі по чергово кожного блоку, поки не одержиться останній блок зображення. Відповідно кількість входів мережі буде становити N , а входами мережі будуть значення пікселів даного блоку.

3. Здійснення початкової ініціалізації ваг і встановлення параметрів штучної нейронної мережі Кохонена.

4. Навчання штучної нейронної мережі Кохонена на кожному окремому блоці і визначення нейрона з мінімальною евклідовою відстанню до блоку:

$$d_j = \sum_{i=1}^N (w_{ij} - x_i)^2$$

де d_j – квадрат евклідової відстані між w_{ij} та x_i . w_{ij} – i -та координата вектора ваг. N – значення розмірності.

5. Налаштування ваг нейрона-переможця і сусідніх нейронів до даного нейрона за формулою:

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

де η – норма навчання, x_i – координата навчального вектора.

6. Оновлення норми навчання η і радіусу при необхідності та повторення пунктів 2-5 для наступного навчального вектора

7. Формування словника кодівих векторів, де кожному нейрону ставиться у відповідність послідовність $\underline{I, N}$.

Якщо відбувається навчання і застосування мережі на одному і тому самому зображенні, тоді для кожного окремого блоку визначається нейрон з мінімальною евклідовою відстанню до нього і записується в файл. Якщо ж відбувається навчання на певному еталонному зображенні та застосування навченої раніше штучної нейронної мережі для компресії інших зображень, то необхідно щоб виконувались відповідні умови. Розмір блоків, на які розбивається дане зображення повинен відповідати розмірам блоків, на які розбивалось еталонне зображення. В словнику кодівих векторів розмірність відповідних послідовностей для кожного нейрону повинна відповідати

розмірності блоків, на які розбивалось зображення. Використовуючи словник кодових векторів залишається для кожного окремого блоку визначити нейрон з мінімальною евклідовою відстанню до блоку і записати його в файл. Наступною умовою є те, що кількість нейронів вихідного шару на етапах навчання і застосування повинні бути однаковими.

Отже, на етапі кодування (компресії зображень) отримусмо два файли: словник кодових векторів і файл з номерами нейронів-переможців, що відповідають кожному окремому блоку.

Для декодування (відновлення зображення) необхідно кожному нейрону з файлу нейронів-переможців для заданого зображення поставити у відповідність його значення з словника кодових векторів. Тоді отримаємо відновлене зображення.

Результати досліджень компресії зображень з використанням штучної нейронної мережі Кохонена. Для оцінювання якості відновленого зображення після компресії запропоновано використовувати середньоквадратичне відхилення (mean square error - MSE) та пікове співвідношення сигналу до шуму (peak signal-to-noise ratio - PSNR). Найбільш поширеним об'єктивним критерієм оцінки якості зображення є середнє квадратичне відхилення. Воно є ненадійним, тому що не відповідає системі візуального сприйняття людини. Слід відзначити, що значення MSE може змінюватись на малу величину при істотному погіршенні сприйняття якості стисненого зображення.

Значення PSNR відображає співвідношення між максимумом можливого значення сигналу і значенням шуму, що спотворює значення сигналу. Оскільки багато сигналів мають широкий динамічний діапазон, PSNR вимірюється в логарифмічній шкалі в децибелах. Більшому значенню PSNR відповідає краща якість зображення на фоні шуму.

Для компресії, використовувались тестові зображення розміром 512x512 пікселів з бази даних USC-SIPI Image Database: 4.2.04 – Lena; 4.2.07 – Peppers та 2.1.01 – San Diego. При навчанні та застосуванні штучної нейронної мережі Кохонена - зображення розбивалось на блоки 8x8 пікселів.

Результати дослідження наведено в табл. 1.

Висновки

Штучна нейронна мережа Кохонена може ефективно використовуватись для компресії зображень, особливо для зображень, що мають невелику палітру кольорів та області одного кольору. При компресії зображення “Lena”, яке є в одній кольоровій гаммі, різниця між кількістю вихідних кластерів є майже непомітною і значення PSNR змінюється від 23,89 до 22,29, а MSE від 16,27 до 19,75 при навчанні нейронної мережі на тому самому зображенні з використанням 200 та 20 кластерів відповідно. При використанні еталонного зображення – значення оцінок якості вже є частково гіршими: з еталонним зображенням – “Peppers” PSNR при компресії зображення “Lena” складає 19,25, а MSE – 27,76; з еталонним зображенням - “San Diego” PSNR при компресії зображення “Lena” складає 15,78, а MSE – 41,43.

Таблиця 1

Результати досліджень компресії зображень

		
<p>Початкове зображення 4.2.04 - Lena</p>	<p>Компресія зображення з 200 вихідними кластерами та 10 епохами навчання. PSNR – 23,89, MSE – 16,27</p>	<p>Компресія зображення з 20 вихідними кластерами та 10 епохами навчання. PSNR – 22,29, MSE – 19,75</p>
		
<p>Початкове зображення 4.2.07 - Peppers</p>	<p>Компресія зображення з 200 вихідними кластерами та 10 епохами навчання. PSNR – 22,56, MSE – 18,97</p>	<p>Компресія зображення Lena з навчанням нейронної мережі Кохонена на еталонному зображенні - Peppers. PSNR – 19,25, MSE – 27,76</p>
		
<p>Початкове зображення 2.1.01 – San Diego</p>	<p>Компресія зображення з 200 вихідними кластерами та 10 епохами навчання. PSNR – 21,0, MSE – 22,44</p>	<p>Компресія зображення Lena з навчанням нейронної мережі Кохонена на еталонному зображенні – San Diego. PSNR – 15,78, MSE – 41,43</p>

1. *Поліщук У.* Ущільнення зображень за допомогою нейроподібних структур моделі геометричних перетворень / Поліщук У., Ткаченко О., Цимбал Ю. // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – 2010. – № 663. – С. 275-280
2. *Климнюк В. С.* Інженерна і комп'ютерна графіка : навчальний посібник / В. С. Климнюк. – Х. : Вид. ХНЕУ, 2013. – 92 с.
3. *Бодянский Е.В.* Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применение/ Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 369с..
4. *Адаменко В.О.* Штучні нейронні мережі в задачах реалізації матеріальних об'єктів. Частина 2. Особливості проектування та застосування/ В.О.Адаменко, Г.О. Мірських//Вісник Національного технічного університету України «КПІ». – Радіотехніка. Радіоапаробудування. – 2012. - №48. – С.213 - 221
5. *Senthilkumaran. N.* Neural Network Technique for Lossless Image Compression Using X-Ray Images/ N. Senthilkumaran , Dr. J. Suguna// International Journal of Computer and Electrical Engineering, Vol.3, No.1, February, 2011 – P.17-23.
6. *Vaddella V.* Artificial Neural Networks for Compression Of Digital Images: A Review/ Venkata Rama Prasad Vaddella, Kurupati Rama // International Journal of Reviews in Computing IJRIC& LLS , - 2010, - P.75-82.
7. *Dinesh K. Sharma* Image Compression and Feature Extraction with Neural Network/ D. K. Sharma, L. Gaur, D. Okunbor //, Proceedings of the Academy of Information and Management Sciences, Vol.11, No.1, 2007, pp. 33-38.
8. *Khan A.* Image Compression using Growing Self Organizing Map Algorithm / A. Khan, S. Mishra // IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.14 No.11, - 2014 – P.50-55

Поступила 19.04.2017р.

УДК 616

І.В. Кунченко-Харченко, д.т.н., Черкаський технологічний університет,
Л.С. Сікора, д.т.н., Національний університет «Львівська політехніка».

ЦИКЛИ КОНДРАТЬЄВА ІСТОРІЯ РОЗВИТКУ ЕНЕРГЕТИКИ , ЯК РЕСУРСНОЇ БАЗИ ІНОВАЦІЙНИХ І ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Анотація. В статті розглянуто динаміку корпоративних структур з точки зору К-циклів Кондратьєва, показано що ефективним фактором успіху є здатність управляючого персоналу освоювати нові теорії формування стратегій та обґрунтована роль когнітивної психології в процес прийняття когнітивних рішень..

Ключові слова. Інформація, інтелект, самоорганізація, К-цикл Кондратьєва, ЕОМ, система, ієрархія, процеси мислення, логіка, алгоритми, документ.