

СЖАТИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА

© 2016 И.А. Лёзин, А.В. Соловьёв

Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва

Статья поступила в редакцию 11.11.2016

В статье описан подход к сжатию цветных изображений с использованием многослойного перцептрона. Описывается алгоритм сжатия цветных изображений. Анализ различных структур нейронных сетей показывает зависимость показателей сжатия от количества слоев и числа нейронов в них. В статье приводятся результаты исследования качества сжатия и определяется оптимальная структура нейронной сети для решения задачи сжатия.

Ключевые слова: сжатие изображений, нейронная сеть, многослойный перцептрон, архитектура «бутылочного горлышка».

Сжатие изображений является одной из актуальных задач, решаемых информационно-вычислительными системами. Сжатие способствует экономии ресурсов памяти, требуемых для хранения изображений, или сокращению трафика при их передаче.

Существует немало детерминированных алгоритмов, в той или иной степени отвечающих различным требованиям области, в которой они применяются. Например, JPEG хорошо подходит для сжатия фотографий, реалистичных картин; RLE эффективен при сжатии схематичных рисунков, содержащих блоки пикселей одного и того же цвета; для сжатия изображений “в векторе” обычно используется алгоритм Хаффмана. Все эти алгоритмы не универсальны, так как разработаны для сжатия изображений определенного рода.

Таким образом, поиск новых технологий и средств сжатия изображений по сей день является актуальной задачей. В данной работе используется искусственная нейронная сеть многослойный перцептрон [1]. Целью работы является сравнение качества решения задачи сжатия для систем, использующих одну или три сети выбранной модели. Сами сети будут отличаться структурой (количеством и составом скрытых слоев) и коэффициентом, определяющим скорость обучения.

Для решения поставленной задачи создана автоматизированная система, предоставляющая пользователю возможность задать количество используемых для сжатия сетей, определить их структуру, обучающую выборку и коэффициент, определяющий скорость обучения. В системе реализован алгоритм обратного распространения ошибки [2]. На любом этапе обучения сеть можно использовать для сжатия и восстановления

изображения. При этом пользователь увидит на экране численные оценки потерь качества изображения, а также три изображения: исходное, результирующее и их графическую разницу.

Многослойный перцептрон с архитектурой «бутылочного горлышка» – нейросетевая модель, часто используемая для сжатия различных данных, в том числе и изображений. Такой тип архитектуры определяется одинаковым и наибольшим числом нейронов (n) на входном и выходном слоях и одним или несколькими скрытыми слоями, число нейронов на которых постепенно уменьшается к центральному слою, на котором число нейронов (m) наименьшее. Причем $m \ll n$ и коэффициент сжатия (K) находится в виде отношения количества нейронов на вышеописанных слоях:

$$K = \frac{n}{m}. \quad (1)$$

Суть применения такой сети заключается в следующем: на входной слой сети подается вектор входных сигналов (кадр) $x=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, с распространением сигналов по сети от слоя к слою происходит сначала сжатие (до самого малочисленного скрытого слоя, вектор выходных сигналов которого представляет собой сжатый фрагмент) $u=(u_1, u_2, u_3, \dots, u_m)$, а затем восстановление исходного кадра $y=(y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$, (до выходного слоя, количество нейронов на котором такое же, как и на входном).

Решение задачи сжатия цветного изображения аналогично решению задачи сжатия изображения в оттенках серого. Отличие заключается в том, что для сжатия каждого кадра цветного изображения одной или тремя сетями обрабатываются три вектора входных сигналов вместо одного (как для изображения в оттенках серого), каждый из которых характеризует интенсивность цветовых составляющих пиксела: красной, зеленой и синей компонент. В данной работе все изображения разбивались на кадры 8×8 пикселей и сжимались с помощью сетей, количество

Лёзин Илья Александрович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Информационные системы и технологии». E-mail: ilyozin@yandex.ru

Соловьёв Алексей Вячеславович, студент четвертого курса бакалавриата факультета информатики. E-mail: alekseysolovov-95@ya.ru

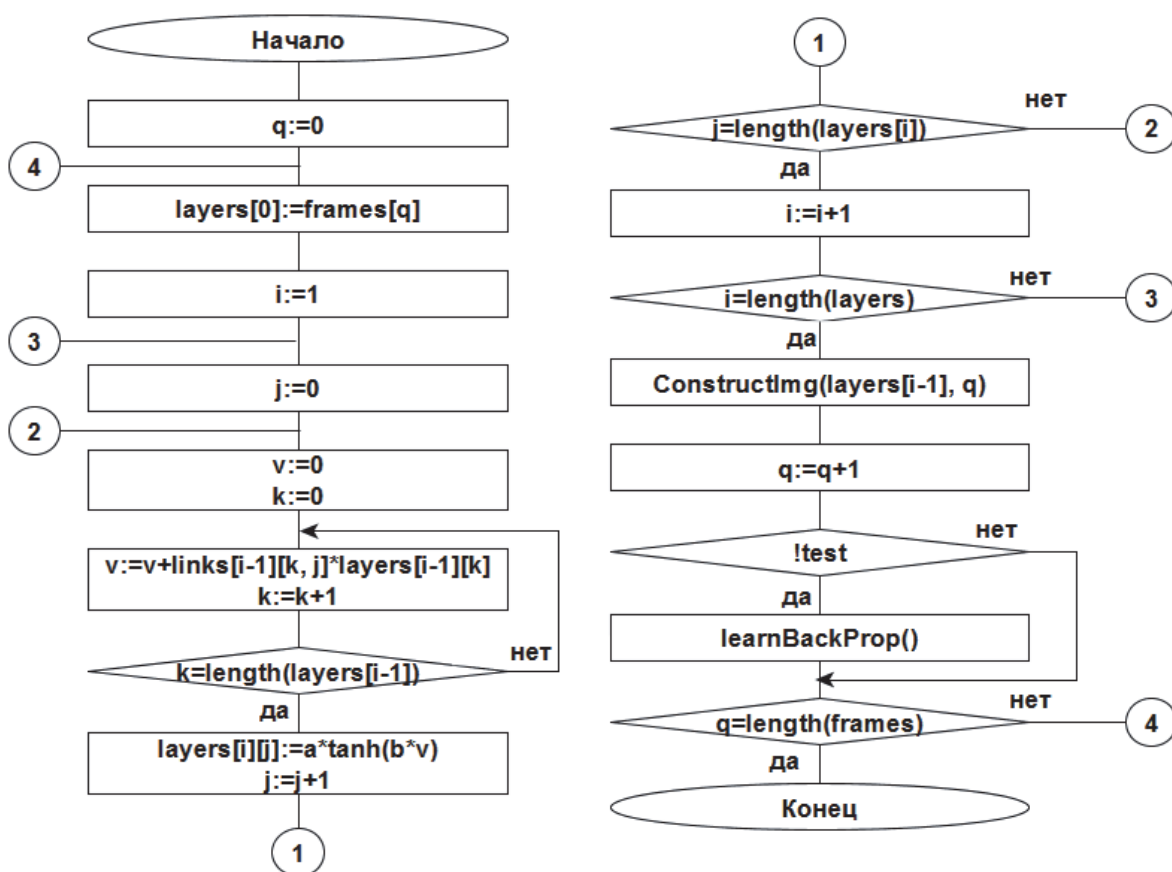


Рис. 1. Схема алгоритма сжатия и восстановления изображения

нейронов на входных и выходных слоях которых было равно 64.

На рис. 1 изображена схема алгоритма покадрового получения сжатого и восстановленного изображения нейронной сетью с возможностью обучения. В приведенной схеме используются следующие обозначения: frames – массив векторов входных сигналов, полученный из кадров сжимаемого изображения; layers – массив массивов выходов нейронов каждого слоя сети; links – массив матриц синаптических весов нейронов каждого (кроме входного) слоя сети; ConstructImg(array, q) – функция, покадрово конструирующая результирующее изображение по массиву выходных сигналов сети array и номеру кадра q.

В роли численных оценок потерь качества изображения используется среднеквадратичное отклонение (СКО) и пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR) [3]. PSNR определяется следующим образом:

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{MAX_I}{\delta}, \quad (2)$$

где MAX_I – это максимальное значение, принимаемое пикселем изображения (когда пиксели имеют разрядность 8 бит, MAX_I равно 255), а δ – это среднеквадратическое отклонение, которое вычисляется по формуле:

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (y_i - d_i)^2}, \quad (3)$$

где y_i – значение интенсивности i -го пикселя восстановленного изображения, d_i – значение интенсивности i -го пикселя исходного изображения, n – размер изображения.

Для цветных изображений с тремя компонентами RGB на пиксель СКО считается по всем трем компонентам (и делится на утроенный размер изображения).

В ходе работы исследовалась зависимость качества восстановленного изображения от количества используемых сетей (одна универсальная или по одной сети для работы с каждой из трех цветовых компонент), от коэффициента, определяющего скорость обучения сети, от количества и состава скрытых слоев, от характеристик исходного изображения.

Для первого исследования были созданы и обучены 12 перцептронов: по 4 для каждой из трех выбранных структур сети (64-16-64, 64-16-16-64, 64-32-16-32-64). Одна из этих четырех сетей использовалась в качестве универсальной, другие три работали совместно: каждая – над одной из трех цветовых компонент изображения. На рис. 2 представлен график зависимости PSNR от структуры перцептронов для одной и трех сетей, из которого видно, что система из трех сетей справляется с задачей сжатия несколько лучше. Это можно объяснить различными закономерностями в распределении каждой из трех цветовых компонент изображения.

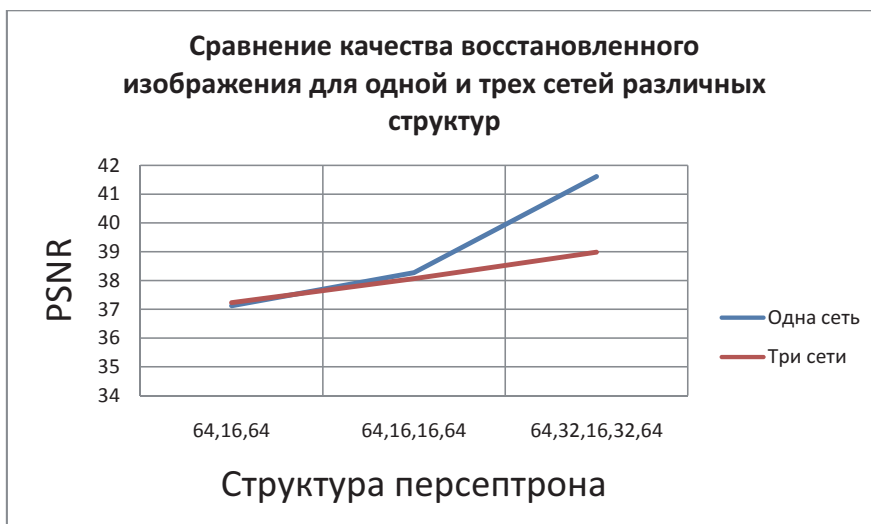


Рис. 2. График зависимости PSNR от структуры персептронов для одной и трех сетей

Так как система из трех сетей показала лучшие результаты, все дальнейшие исследования будут проводиться на ее примере.

Следующее исследование, направленное на нахождение наилучшего коэффициента (а), определяющего скорость обучения сети, проводилось на примере системы, сети которой имели один скрытый слой из 16 нейронов (коэффициент сжатия K=4.0). В табл. 1 представлены средние значения СКО и PSNR, соответствующие системам,

сети которых обучались с различной «скоростью». Ниже, на рис. 3, представлен соответствующий график для PSNR. По полученным данным сделан вывод, что наилучший результат показывают сети, при обучении которых использовался коэффициент а, равный 0,015. Теперь все дальнейшие исследования будут вестись с использованием этого значения.

На рис. 4 представлена гистограмма, составленная по данным, полученным в ходе иссле-

Таблица 1. Анализ качества восстановления сжатых изображений сетями, обученными по алгоритму обратного распространения ошибки с различными значениями коэффициента а

Коэффициент а	СКО	PSNR
0,005	4,0	36,09
0,01	3,59	37,04
0,015	3,38	37,55
0,02	3,47	37,33
0,03	3,51	37,23
0,04	3,69	36,78

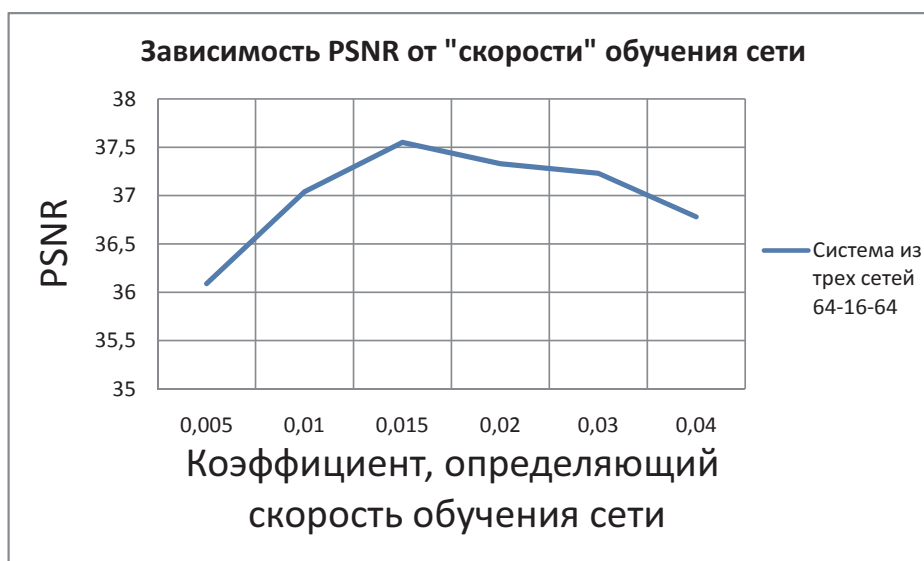


Рис. 3. Зависимость PSNR от коэффициента а

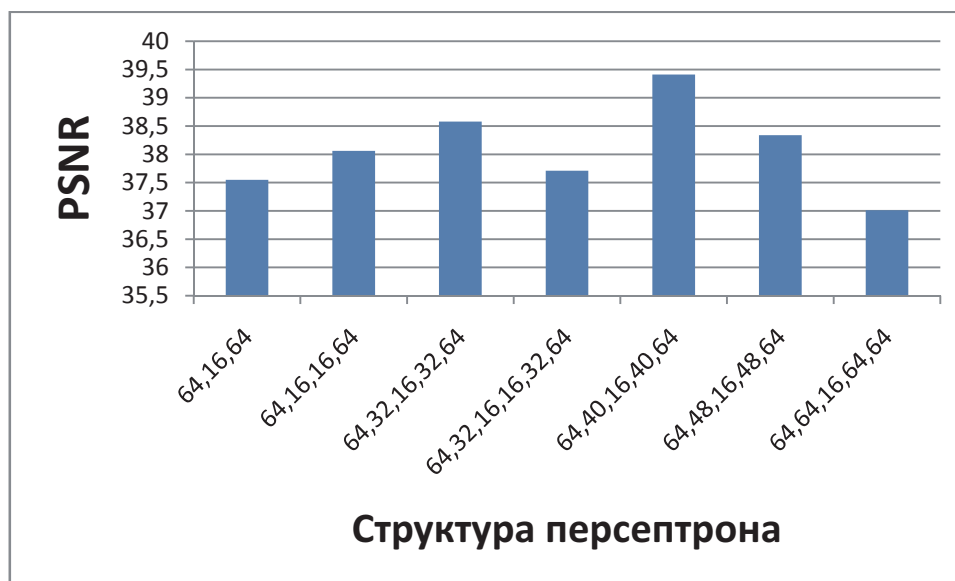


Рис. 4. Зависимость PSNR от структуры используемых сетей

дования зависимости качества решения задачи сжатия от структуры используемых сетей. Из гистограммы видно, что наилучшие результаты показала сеть, число нейронов на слоях которой равномерно уменьшается к «центру», а затем так же равномерно увеличивается от «центра» к выходу сети (64-40-16-40-64).

Исследования показали, что нейросетевая система лучше справляется с задачей сжатия при работе с изображениями с низкой резкостью и контрастностью. Изображения с резкими контурами и высокой контрастностью (например, изображение текста) при сжатии терпели гораздо большие потери, нежели изображения без резких контуров и цветовых переходов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
2. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. [пер. с англ.]. 2-е изд. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
3. Пиковое отношение сигнала к шуму [Электронный ресурс]. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Пиковое_отношение_сигнала_к_шуму (дата обращения 25.02.2016).
4. Солдатова О.П., Шепелев Ю.М. Сжатие визуальных данных с использованием многослойного персептрона // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2015), Том 1: труды Международной научно-технической конференции [под ред. С.А. Прохорова]. Самара: Издательство Самарского научного центра РАН, 2015. 360 с.

PERFORMING AN IMAGE COMPRESSION BY USING THE MULTILAYER PERCEPTRON

© 2016 I.A. Lyozin, A.V. Solovyov

Samara National Research University named after Academician S.P. Korolyov

The article describes an image compression automated by using the multilayer perceptron. It presents the algorithm of an image compression. Analysis of different structures shows the dependency of compression quality from the number of hidden layers and number of neurons. The article presents the research results of image compression and defines an optimal structure of the neural network for the compression problem.

Keywords: image compression, neural network, multilayer perceptron, «bottle-neck» architecture.

Ilya Lyozin, Candidate of Technics, Associate Professor at the Information Systems and Technologies Department.

E-mail: ilyozin@yandex.ru

Alexey Solovyov, Fourth-Year Student of Baccalaureate of the Faculty of Computer Science.

E-mail: alekseysolovyov-95@ya.ru