

УДК 004.9

В.С. Панищев, канд. техн. наук, с.н.с., Центр информационных технологий в проектировании Российской Академии наук (Россия, 143000, Одинцово, Московская обл., ул. Маршала Жукова, 30а) (e-mail: gskunk@yandex.ru)

АЛГОРИТМ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ПИКСЕЛЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В работе рассмотрен алгоритм восстановления изображений, поврежденных в результате воздействия шумов различной природы. Отмечены преимущества и недостатки существующих подходов, а также перспективность использования искусственных нейронных сетей. В качестве инструмента восстановления изображения используется двухслойная нейронная сеть, при этом предполагается, что расположение поврежденных пикселей известно. Нейрон представлен в виде массива 3x3, где каждый элемент массива имеет значение цвета пикселя, которое соответствует значению данного цвета в палитре. Нейросеть обучается на неповрежденных изображениях, при этом в качестве критерия обучения выступает цветовая разница пикселей. Для более точного восстановления рекомендовано на этапе обучения подбирать изображения, схожие по гамме цветов с поврежденным. На этапе восстановления вокруг поврежденных пикселей формируются нейроны (3x3), так что поврежденный пиксель находится посередине массива данных нейрона. Поврежденному пикселю в зависимости от среднего значения матрицы весов присваивается значение нейрона. Разработан алгоритм восстановления пикселей, а также выполнена его программная реализация. Моделирование проводилось в палитре RGB отдельно по каждому каналу. Для оценки качества восстановления были подобраны группы изображений с различной степенью повреждений. В отличие от существующих решений алгоритм обладает простотой реализации. Результаты исследования свидетельствуют, что независимо от степени повреждения (в пределах 50%), восстанавливаются около 70% поврежденных пикселей. Дальнейшие исследования предполагают модификацию алгоритма для восстановления изображений с увеличенными областями повреждений, а также адаптацию его для восстановления трехмерных изображений.

Ключевые слова: обработка изображений; восстановление; фильтрация; нейронная сеть; сравнение изображений.

DOI: 10.21869/2223-1560-2018-22-6-183-188

Ссылка для цитирования: Панищев В.С. Алгоритм восстановления пикселей изображения на основе нейронной сети // Известия Юго-Западного государственного университета. 2018. Т. 22, № 6(81). С. 183-188.

Введение

Вопросы восстановления поврежденных пикселей на изображениях широко представлены в литературе [1-6] и, как правило, решаются применением различных алгоритмов фильтрации для устранения шумов на изображениях. При этом используется два подхода: 1) расчет и применение фильтров подавления шумов; 2) локализация поврежденных пикселей и их восстановление. Преимуществом второго подхода является сохранение неповрежденных частей изображения [2, 3].

Существует достаточно много алгоритмов восстановления поврежденных пикселей с известным расположением,

рассмотренных в литературе, в частности восстановление по ближайшим соседям (тот же принцип используется при интерполяции изображений), медианная фильтрация, усредняющие фильтры, нейросетевые алгоритмы [1-6]. В качестве недостатков использования фильтров дополнительно отмечают неравномерность заполнения областей, нарушение структуры границ, сглаживание границ. При этом, одним из наиболее перспективных решений области является использование искусственных нейронных сетей [1-3, 7-9].

Постановка задачи

Задачей исследования является разработка алгоритма восстановления избоб-

ражений, поврежденных в результате воздействия шумов. Для решения этой задачи в статье использован нейросетевой подход.

Алгоритм восстановления повреждённых пикселей на основе нейронной сети

В общем случае, сеть состоит из произвольного количества слоев нейронов. Нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев по принципу «каждый с каждым» (рассматриваем полносвязную структуру) [10]. Первый слой является входным, внутренние слои – скрытыми, последний – выходным. Количество нейронов в слоях определяется областью восстановления. Обычно во всех скрытых слоях одинаковое количество нейронов. Обозначим количество слоев и нейронов в слое. Входной слой: N_i нейронов; N_h нейронов в каждом скрытом слое; N_o выходных нейронов: x – вектор входных сигналов сети, y – вектор выходных сигналов.

Для исследования использовалась двухслойная нейронная сеть. Нейрон представлен в виде массива 3×3 , где каждый элемент массива имеет значение цвета пикселя, которое соответствует значению данного цвета в палитре.

Первое значение матрицы данных нейрона сравнивается с первым другого нейрона, второй со вторым и так пока не сравнятся все значения, причём среднее значение матриц данных не учитывается. После сравнения мы получаем проценты различия между значениями, которые записываются в матрицу весов. Чем больше итераций обучения произойдёт, тем лучше обучится сеть, и меньшими будут показатели в матрице весов.

Матрица весов показывает, насколько точное совпадение можно найти в

обученной сети. То есть при дальнейшем восстановлении будет подбираться именно такая точность.

При обучении выбирался произвольный нейрон (первый слой) и сравнивался поочередно с другими нейронами (второй слой), а именно, сравниваются данные, хранящиеся в нейронах. Это происходит по формуле

$$Wn = \frac{c_{1n} - c_{2n}}{256} \times 100\%,$$

где c_{1n} – цвет первого пикселя нейрона 1; c_{2n} – цвет первого пикселя нейрона 2; Wn – вес (процент сходства по цвету); 256 – максимальное кол-во цветов файла.

После сравнения мы получаем массив весов. Для каждого массива высчитывается средний вес. Расчет производится по формуле

$$W_{cp} = \frac{\sum_{i=0}^m (W_i)}{256},$$

где $m=8$ (поскольку рассматриваем окно 3×3), W_i – i -й вес нейрона, полученный при сравнении нейронов первого и второго слоя, 256 – количество цветов (моделирование проводилось в палитре RGB отдельно по каждому каналу).

Обучение проводится по любому изображению, но для более точного восстановления стоит подбирать изображения, схожие по гамме цветов с повреждённым.

Восстановление. Вокруг поврежденных пикселей создаются нейроны (3×3), так что поврежденный пиксель находится посередине массива данных нейрона, эти нейроны будут составлять первый слой нейронной сети. Оставшееся изображение делится на нейроны с данными такого же типа, они будут составлять второй слой нейронной сети. Данные, хранящиеся в нейронах, равны соответствующим цветам из палитры.

Далее веса нейронов с поврежденными пикселями (первый слой) сравниваются с весами нейронов второго слоя и если различие меньше или равно среднему значению матрицы весов, то поврежденному пикселю присваивается значение центрального нейрона сравниваемого изображения, если же после того, как

блок с битым пикселем была сравнена со всеми картами сети и различие между ними были больше среднего значения матрицы весов, то повреждённому пикселю присваивается значение центрального нейрона с наименьшим различием.

На рисунке 1 показан алгоритм восстановления изображения.

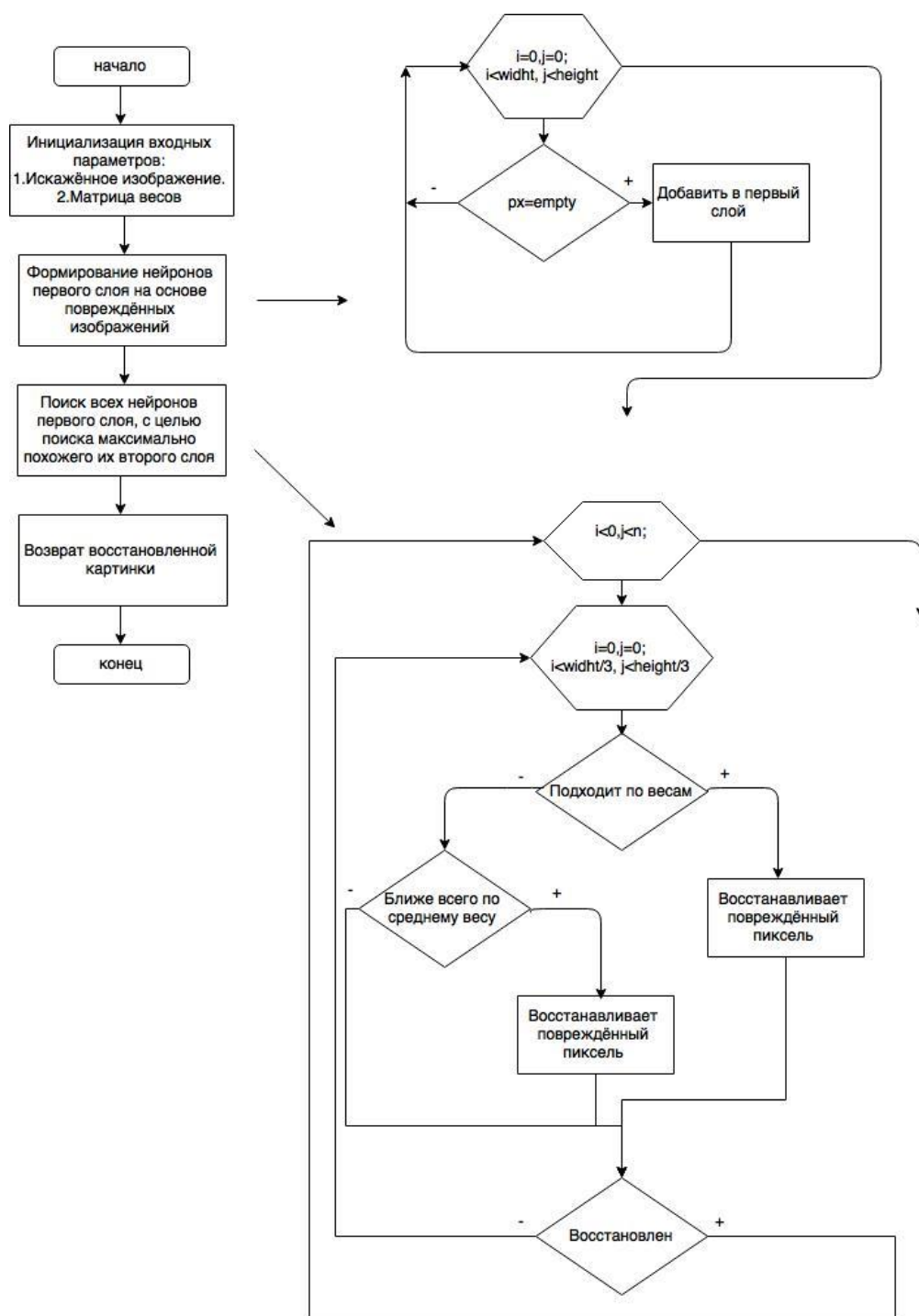


Рис. 1. Алгоритм восстановления повреждённых пикселей на основе нейронной сети

На основе разработанного алгоритма была написана программа для восстановления поврежденных пикселей с известным расположением на основе нейронной сети.

Моделирование

Для оценки качества восстановления были подобраны 4 группы разных изображений. Первая группа изображений была

повреждена на 10%, вторая – на 25%, третья – на 40%, и четвертая – на 55%.

После восстановления предложенным методом между восстановленными изображениями и исходными был проведён сравнительный анализ. Результаты анализа сведены в таблицу. На рисунке 2 приведены гистограммы восстановления наиболее поврежденного изображения.

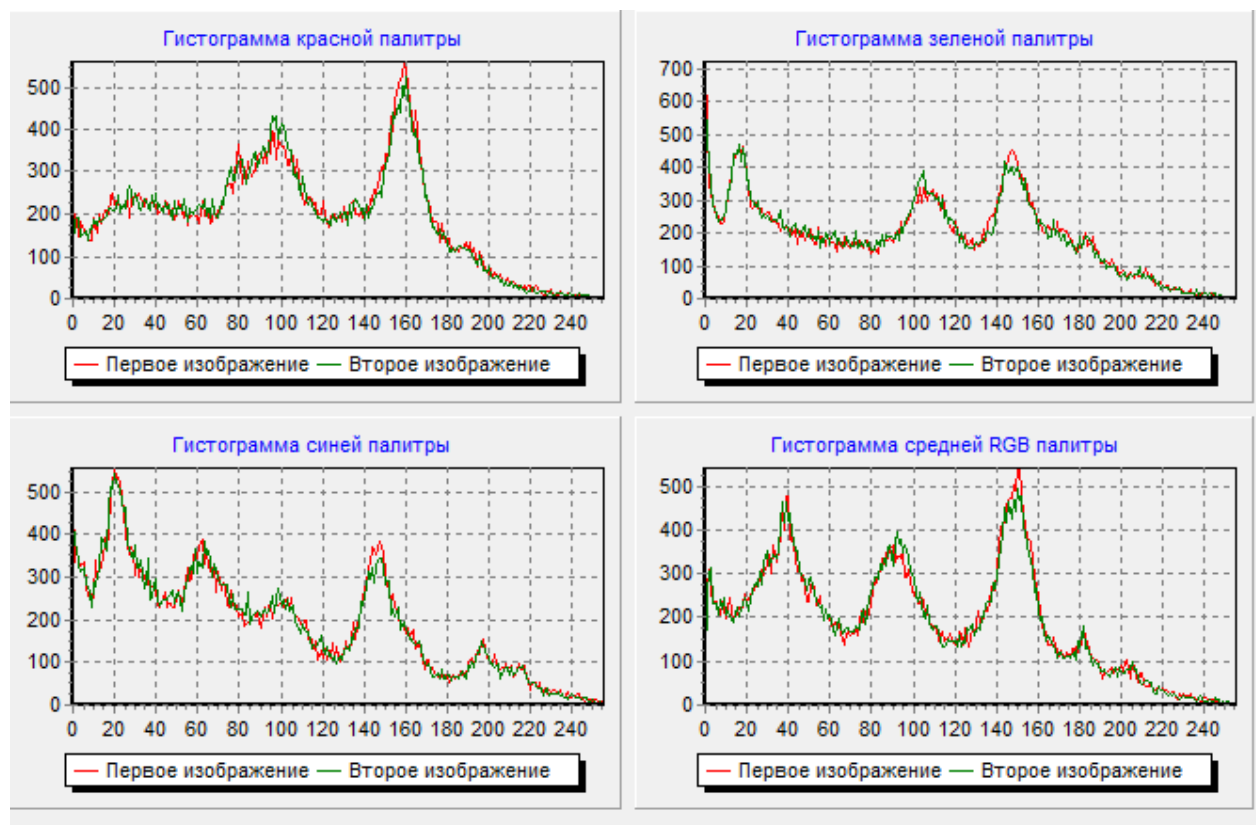


Рис. 2. Гистограммы сравнения наиболее восстановленного изображения с соответствующим исходным

Результаты исследования

| № изображения | 1 | 2 | 3 | 5 |
|-------------------------------------|----|----|----|----|
| Повреждения, % | 10 | 25 | 40 | 55 |
| Схожесть с исходным изображением, % | 97 | 92 | 88 | 83 |
| Средний процент восстановления, % | 70 | 68 | 72 | 69 |

При повреждении изображения на 55%, результат работы алгоритма схож с

исходным изображением на 83%, что свидетельствует о том, что успешно восстановлено 69% повреждённых пикселей. Экспертные оценки качества подтверждают улучшение изображения. Опираясь на полученные в ходе исследования данные, можно сделать вывод, что при повреждении изображения в пределах 50%, восстанавливается около 70% повреждённых пикселей, что свидетельствует о стабильной работе алгоритма.

Улучшение качества работы алгоритма возможно при использовании комбинированных подходов [2- 4, 7-9]. Дальнейшие исследования алгоритма будут связаны с модификацией алгоритма для восстановления изображений с увеличенными областями повреждений, а также анализом применимости при восстановлении трехмерных изображений.

Благодарности

Работа выполнена в рамках темы 0071-2018-001.

Список литературы

1. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing, 4th ed. / Pearson/Prentice Hall, NY, 2018, 1168 p.
2. Белим С. В., Селиверстов С. А. Алгоритм восстановления поврежденных пикселей на зашумленных изображениях на основе метода анализа иерархий // Наука и Образование: электрон. журн. 2014. № 11. С. 521-534.
3. Белим С. В., Майоров-Зильбернагель А. О. Алгоритм поиска поврежденных пикселей и удаления импульсного шума на изображениях с использованием метода ассоциативных правил // Наука и Образование: электрон. журн. 2014. № 12. С. 128-136.
4. Chan R., Ho C., Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization // IEEE Transactions on Image Processing. 2005. Vol. 14, no. 10. P. 1479 - 1485.
5. Sonka M., Hlavac V., Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. 1st ed. Cambridge., 2008. 920 p.
6. Kam H.S., Tan W.H. Noise detection fuzzy (NDF) filter for removing salt and pepper noise // In: Zaman H.B., Robinson P., Petrou M., Olivier P., Schröder H., Shih T.K., eds. Visual Informatics: Bridging Research and Practice. Springer Berlin Heidelberg, 2009. P. 479-486.
7. Ларионов И.Б. Карты Кохонена как способ восстановления мультимедийной информации // Журнал Радиоэлектроники. 2010. №10.
8. Yoav Goldberg. Neural Network Methods in Natural Language Processing, 2017, 310 P.
9. Петрияненко Т.М., Чернышева М. И., Чернышев Д. Н. Комбинированные методы на основе двумерных Фурье и вейвлет-преобразований при анализе цветных изображений // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2016. №3 (20). С.13-19.
10. Tariq Rashid Make Your Own Neural Network. Kindle Edition, 2016. 252 pp.

Поступила в редакцию 21.11.18

UDC 004.9

V.S. Panishchev, Candidate of Engineering Sciences, Senior Researcher, Design Information Technologies Center of Russian Academy of Sciences (Russia, 143000, Odintsovo, Moscow region, Marshal Zhukov str., 30a) (e-mail: info@ditc.ras.ru)

AN ALGORITHM FOR THE RESTORATION OF PIXELS IMAGE BASED ON THE NEURAL NETWORK

In work the algorithm of restoration of the images damaged as a result of influence of noise of various nature is considered. The advantages and disadvantages of the existing approaches, as well as the prospects of using artificial

neural networks, are noted. A double-layer neural network is used as an image restoration tool, and it is assumed that the location of the damaged pixels is known. A neuron is represented as a 3x3 array, where each element of the array has a pixel color value that corresponds to the value of that color in the palette. The neural network is trained on intact images, while the color difference of pixels acts as a learning criterion. For a more accurate restoration, it is recommended at the training stage to select images similar in color to damaged ones. At the recovery stage, neurons (3x3) are formed around the damaged pixels, so that the damaged pixel is located in the middle of the neuron data array. The damaged pixel is assigned a neuron value depending on the average value of the weights matrix. An algorithm for the restoration of pixels, as well as its software implementation. The simulation was carried out in the RGB palette separately for each channel. To assess the quality of the recovery were selected groups of images with varying degrees of damage. Unlike existing solutions, the algorithm has the simplicity of implementation. The research results show that regardless of the degree of damage (within 50%), about 70% of damaged pixels are restored. Further studies suggest a modification of the algorithm to restore images with enlarged areas of damage, as well as adapting it to restore three-dimensional images.

Key words: image processing; restoration; filtering; neural network; image comparison.

DOI: 10.21869/2223-1560-2018-22-6-183-188

For citation: Panishchev V.S. An Algorithm for the Restoration of Pixels Image Based on the Neural Network. Proceedings of the Southwest State University, 2018, vol. 22, no. 6(81), pp. 183-188 (in Russ.).

Reference

1. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing, 4th ed. Pearson/Prentice Hall, NY, 2018, 1168 p.
2. Belim S. V., Seliverstov S. A. Algoritm vosstanovleniya povrezhdennykh pikselej na zashumlennykh izobrazhenijah na osnove metoda analiza ierarhij. *Nauka i Obrazovanie*, 2014, no. 11, pp. 521-534.
3. Belim S. V., Majorov-Zil'bernagel' A. O. Algoritm poiska povrezhdennykh pikselej i udalenija impul'snogo shuma na izobrazhenijah s ispol'zovaniem metoda asociativnykh pravil. *Nauka i Obrazovanie*, 2014, no. 12, pp. 128-136.
4. Chan R., Ho C., Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, vol. 14, no. 10, pp. 1479 - 1485.
5. Sonka M., Hlavac V., Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. 1st ed. Cambridge, 2008, 920 p.
6. Kam H.S., Tan W.H. Noise detection fuzzy (NDF) filter for removing salt and pepper noise. In: Zaman H.B., Robinson P., Petrou M., Olivier P., Schrder H., Shih T.K., eds. Visual Informatics: Bridging Research and Practice. Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 479-486.
7. Larionov I.B. Karty Kohonena kak sposob vosstanovlenija mul'timedijnoj informacii. *Zhurnal Radioelektroniki*, 2010, no.10.
8. Yoav Goldberg. Neural Network Methods in Natural Language Processing, 2017, 310 p.
9. Petrijanenko T.M., Chernysheva M.I., Chernyshev D. N. Kombinirovannye metody na osnove dvumernykh Fur'ei vejvlet-preobrazovanij pri analize cvetnykh izobrazhenij. *Izvestija Jugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Upravlenie, vychislitel'naja tehnika, informatika. Medicinskoe priborostroenie*, 2016, no.3 (20), pp.13-19.
10. Tariq Rashid Make Your Own Neural Network. Kindle Edition, 2016, 252 pp.