

Кластеризация изображения с помощью искусственной нейронной сети

С.Б. Ларионов
me@stas-larionov.ru

С.В. Белим
belimsv@omsu.ru

Омский государственный университет им. Ф.М. Достоевского, Омск, Россия

Аннотация

В статье предложен алгоритм кластеризации изображения по цветовому признаку с использованием искусственной нейронной сети. Отличительной особенностью предложенного алгоритма является использование кластеризуемого изображения для создания обучающего множества. Обучающее множество формируется с помощью добавления к изображению искусственного импульсного шума с известными координатами. Искусственная нейронная сеть для испорченных шумом пикселей принимает только отрицательные решения. Проведен компьютерный эксперимент. Показана высокая эффективность предложенного метода.

Введение

Задача сегментации изображения может быть сведена к кластеризации множества точек, соответствующих отдельным пикселям. В решении задач кластеризации широкое применение нашли искусственные нейронные сети. Алгоритмы сегментации, основанные на искусственных нейронных сетях, отличаются друг от друга типом нейронной сети, алгоритмом обучения и формированием обучающего множества.

Прежде всего для решения задач сегментации изображений был использован многослойный персептрон [1]. Для повышения точности сегментации были использованы основанные на персептроне модели искусственных нейронных сетей, использующие перекрестную энтропию [2], генетические алгоритмы [3, 4], алгоритм роста областей [5, 6], алгоритм на основе минимального отношения различия [7]. В статье [8] применяются персептрон, сеть прямого распространения и рекуррентная сеть Элмана для решения задачи сегментации медицинских изображений. Решение о границе сегмента принимается на основе девяти признаков двух первых уровней вейвлет-разложения исходного изображения. Обучающая выборка формируется вручную на основе серии схожих изображений. Показано, что наилучшие результаты могут быть получены с помощью сети прямого распространения с логистической активационной функцией в выходном слое и вейвлетов Хаара. В работе [9] предложен алгоритм сегментации, сочетающий в себе метод k -средних и многослойный персептрон. Для обучения нейронной сети используется алгоритм обратного распространения ошибки. Метод k -средних используется на начальном этапе для формирования обучающей выборки. В статье [10] использована рекуррентная нейронная сеть. Процесс сегментации, при этом приобретает итерационный характер.

Широкое применение в задачах сегментации изображений нашли самоорганизующиеся карты Кохонена [11, 12, 13]. В работе [14] предложен алгоритм, совмещающий самоорганизующие карты Кохонена с ги-

Copyright © by the paper's authors. Copying permitted for private and academic purposes.

In: Sergey V. Belim, Nadezda F. Bogachenko (eds.): Proceedings of the Workshop on Data, Modeling and Security 2017 (DMS-2017), Omsk, Russia, October 2017, published at <http://ceur-ws.org>

бридным генетическим алгоритмом. Данное совмещение, демонстрируя достаточно хорошие результаты сегментации, характеризуется низкой скоростью работы. В статье [15] предложен подход, использующий карты Кохонена для уточнения результатов, получаемых методом k -средних. Совмещение карт Кохонена с методом выращивания областей предложено в работе [16]. В ней нейронная сеть также используется для постобработки сегментированного изображения.

Следует отметить, что большинство алгоритмов носит специализированный характер и ориентировано на изображения определенного типа. Это ограничение связано с проблемой формирования обучающего множества. Для эффективного обучения любой искусственной нейронной сети необходимо достаточно большое количество схожих изображений с известными результатами. При этом попытки сегментировать изображение, существенно отличающееся от изображений, присутствующих в обучающем множестве, приводит значительному снижению результатов.

В данной статье предложен алгоритм формирования обучающего множества, привязанный к конкретному изображению и учитывающий его особенности. Сегментация изображений выполняется с помощью использования трехслойного персептрона в рамках метода выращивания областей.

1 Алгоритм сегментации и обучение нейронной сети

Для сегментации изображения необходимо определить схожие пиксели, которые будут объединены в один сегмент. Схожесть будем определять, проводя парное сравнение двух пикселей. Принятие решения об отнесении к одному сегменту реализуем с помощью искусственной нейронной сети. Алгоритм сегментации будет состоять из последовательного обхода всех пикселей изображения. Для каждого пикселя выполняется следующий набор шагов:

1. Последовательно перебираем все ближайшие соседние пиксели. Ближайшими соседями считаются пиксели, имеющие с данным пикселем общую сторону или общую вершину.

2. Для каждого ближайшего соседнего пикселя с помощью нейросети принимаем решение, относятся ли они с данным пикселем к одному сегменту или разным.

3. Пиксели, относящиеся к одному сегменту, помечаем одинаковой меткой.

В алгоритме осуществляется обход всех пикселей. Для каждого пикселя количество соседей не превышает восьми, поэтому количество операций будет фиксировано. Таким образом, алгоритм имеет линейную трудоемкость.

Подход к сегментации, основанный на сравнении пикселя с ближайшими соседями, дал хорошие результаты в рамках графового представления изображения [17, 18].

Будем осуществлять сегментацию только на основании цветовых характеристик пикселей. В рамках модели RGB каждый пиксель характеризуется тремя цветовыми координатами. В связи с этим нейросеть должна иметь шесть входных аксонов. На выходе принимается решение об отношении пикселя к одному и тому же или к разным сегментам, поэтому на выходе будет два аксона. Будем использовать трехслойный персептрон. Количество нейронов в скрытом слое будем определять экспериментально.

Важным вопросом является формирование обучающего множества. Сложность задачи состоит в том, что имеется ровно одно изображение, для которого изначально ничего не известно. При этом надо сформировать достаточно большое количество обучающих выборок с ответом, определенным априори. Будем формировать обучающую выборку с помощью искусственно сгенерированного импульсного шума. С помощью генератора псевдослучайных последовательностей определим координаты 10% пикселей изображения, цвет которых будет изменен. Палитра изображения содержит m цветов. Пусть цвет i -го изменяемого пикселя имеет значение m_i . Если $m_i > m/2$, то выбираем новое значение случайным образом из интервала $[0, m/2]$. Если $m_i < m/2$, то выбираем новое значение случайным образом из интервала $[m/2, m - 1]$. Таким образом, цвет нового пикселя будет существенно отличаться от предыдущего и, с высокой вероятностью, он не может быть объединен в один сегмент с окружающими пикселями. Далее перебираем все пары ближайших соседей и формируем обучающую выборку для нейросети, считая, что данные пиксели не могут быть объединены в один сегмент. Высыпание случайных пикселей на изображение повторяем несколько раз. Обучение нейросети осуществляем с помощью метода обратного распространения ошибки.

2 Компьютерный эксперимент

Компьютерный эксперимент проводился на цветных изображениях с глубиной палитры $m = 256$. Высыпание поврежденных пикселей на изображение для формирования обучающего множества осуществлялось

100 раз. В трехслойном перцептроне использовался скрытый слой с 50 нейронами. Как показали эксперименты, дальнейшее увеличение скрытого слоя не влияет на результаты работы алгоритма.

Пример работы алгоритма в автоматическом режиме с разбиением всего изображения на отдельные сегменты приведены на рисунке 1. На данном рисунке представлены контуры выделенных сегментов.

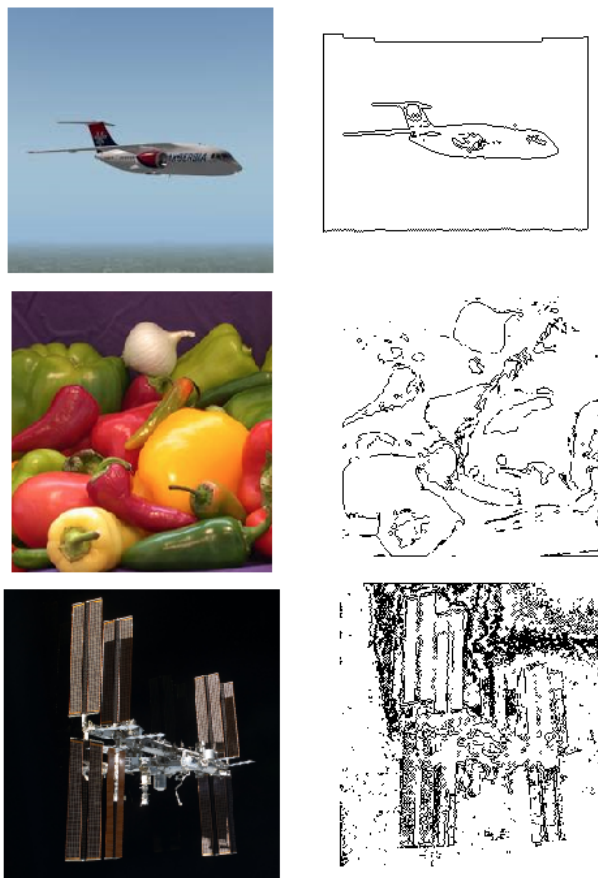


Рис. 1: Примеры автоматической кластеризации изображений

На рисунках 2 и 3 представлены результаты работы алгоритма в интерактивном режиме. В этом случае не производится полное разбиение на сегменты. Пользователь отмечает одну точку внутри сегмента, который необходимо выделить. После этого осуществляется поиск пикселей, относящихся к этому сегменту.



Рис. 2: Пример интерактивного выделения кластера на изображении «Яблоко»

Как видно из рисунков предложенный алгоритм позволяет достаточно хорошо обучить нейросеть для сегментации изображения на основе этого же изображения. Во всех представленных примерах при формировании обучающего множества происходило зашумление на 20%. Как показывает компьютерный эксперимент это значение близко к оптимальному для большинства изображений.



Рис. 3: Пример интерактивного выделения кластера на изображении «Самолет»

Список литературы

- [1] G. Kuntimad, H.S. Ranganath. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(3):591–597, 1999.
- [2] M. Yide, L. Qing. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy. *2004 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing*, Hongkong, China, October 2004.
- [3] M. Yide, Q. Chunliang. Study of Automated PCNN System Based on Genetic Algorithm. *Journal of system simulation*, 18(3):722–724, 2006.
- [4] G. Xiaodon, G. Shide, Y. Daohen. A new approach for image segmentation based on unit-linking PCNN. *Proceeding of the first International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Hebei, China, November 2002.
- [5] R.D.F. Stewart, M. Opper. Region growing with pulse-coupled neural networks: An alternative to seeded region growing. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(6):1557–1562, 2002.
- [6] Z. Qing, Y. Guanhui, G. Tingling, Z. Hong, L. Junxiao. Fabric Defect Segmentation Based on Region Growing PCNN Model. *Computer application and software*, 28(11):171–175, 2011.
- [7] H.-R. Ma, X.-W. Cheng. Automatic Image Segmentation with PCNN Algorithm Based on Grayscale Correlation. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 7(5):249–258, 2014.
- [8] O. Senyukova, A. Lukin, D. Vetrov. Automated Atlas-Based Segmentation of NISSL-Stained Mouse Brain Sections Using Supervised Learning. *Programming and Computer Software*, 37(5):245–251, 2011.
- [9] C. Chandhok. A Novel Approach to Image Segmentation using Artificial Neural Networks and K-Means Clustering. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, 2(3):274–279, May–Jun 2012.
- [10] V.B. Nemirovsky, A.K. Stoyanov. Multi-step segmentation of images by means of a recurrent neural network. *Proc. of the 7th Intern. forum on strategic technology (IFOST-2012)*, Tomsk, 1:557–560, Sept. 2012.
- [11] B. Xu, S. Lin. Automatic Color Identification in Printed Fabric Images by a Fuzzy Neural Network. *Computer Journal of AATICC Review*, 2(9):42–45, 2002.
- [12] K. Yao, M. Mignotte, C. Collet, P. Galerne, G. Burel. Unsupervised Segmentation Using a Self Organizing Map and a Noise Model Estimation in Sonar Imagery. *Computer Journal of Pattern Recognition Letters*, 33(9):1575–1584, 2000.
- [13] E. Aria, M. Saradjian, J. Amini, C. Lucas. Generalized Cooccurrence Matrix to Classify IRS-1d Images Using Neural Networks. *In Proceedings of ISPRS Congress*, Turkey, 117–123, 2004.
- [14] M. Awad, K. Chehdi, A. Nasri. Multi Component Image Segmentation Using Genetic Algorithm and Artificial Neural Network. *Computer Journal of Geosciences and Remote Sensing Letters*, 4(4):571–575, 2007.

- [15] Z. Zhou, S. Wei, X. Zhang, X. Zhao. Remote Sensing Image Segmentation Based on Self Organizing Map at Multiple Scale. *In Proceedings of SPIE Geoinformatics: Remotely Sensed Data and Information, USA*, 122–126, 2007.
- [16] M. Kurnaz, Z. Dokur, T. Olmez. Segmentation of Remote Sensing Images by Incremental Neural Network. *Computer Journal of Pattern Recognition Letters*, 26(8):1096–1104, 2005.
- [17] S.V. Belim, P.E. Kutlunin. Boundary extraction in images using a clustering algorithm. *Computer Optics*, 39(1):119–124, 2015.
- [18] S.V. Belim, S.B. Larionov. An algorithm of image segmentation based on community detection in graphs. *Computer Optics*, 40(6):904–910, 2016.

Image Clustering by Means of an Artificial Neural Network

Stanislav B. Larionov, Sergey V. Belim

In article the image clustering algorithm on color sign with use of an artificial neural network is suggested. Distinctive feature of the suggested algorithm is use of the source image for creation of a learning set. The learning set is created by means of adding to the image of an artificial impulse noise with the known coordinates. The artificial neural network for the pixels spoiled by noise makes only the negative decisions. The computer experiment is made. High performance of the suggested algorithm is shown.