

# Распознавание текста на основе скелетного представления толстых линий и сверточных сетей

Коробов Н.С.

Московский физико-технический институт (Государственный университет)  
korobov.ns@phystech.edu

**Аннотация** В данной работе предложен метод решения задачи распознавания символов на изображении. Для решения этой задачи существует множество нейросетевых (НС) подходов, в которых картинку обычно рассматривают, как растровое изображение, что важно с точки зрения прикладной значимости алгоритма. Однако существуют методы получения векторного представления растрового изображения, например, скелетное представление. В таком случае, входом НС будет некое векторное представление графа - "скелет". В данной работе предлагается модель классификатора изображений с символами, построенная над их скелетным представлением. А также сравнение качества классификации модели НС, обученной на растровых изображениях, с предложенной моделью на датасетах MNIST и The Chars74k. Кроме того, приведено сравнение точности классификации при использовании разных алгоритмов построения скелета и graph-embedding на тех же датасетах.

*Ключевые слова:* сверточные нейронные сети, распознавание текста, скелетное представление, graph-embedding

## 1 Введение

Задача распознавания текста на изображении - одна из традиционных задач машинного зрения. В более узкой постановке такая задача сводится к классификации изображений букв. Решение такой задачи было предложено в множестве различных работ [8], [11], которые чаще всего основаны на обучении сверточных нейронных сетей [4], [1], а так же комбинации различных эвристик для улучшения качества классификации.

В данной работе предлагается иной подход к построению классификатора - векторизация изображения и дальнейшая классификация полученного представления. Для этого на основе растрового изображения для получения уникального графового представления символа строится скелет [12]. Скелетом называется геометрическое место точек плоскости, имеющих не менее двух ближайших точек на границе фигуры. Различают внешний и внутренний скелет. В данной работе мы будем рассматривать исключительно внутреннее скелетное представление.

Различают дискретный и непрерывный подходы к построению скелета. В дискретном подходе скелет представляется, как взвешенный граф, для построения которого тоже было предложено несколько методов: топологический и использующий редакционное расстояние между двумя графами. Топологический метод состоит в нахождении особых точек (точки, соседи которых образуют не менее трех связных областей) и вычислении для них ряда топологических свойств. Такой метод наиболее часто применим в задачах распознавания печатного текста. Подход нахождения редакционного расстояния между каноническим и полученным графом состоит в нахождении минимального количества замен и удалений ребер и вершин графа до полного сопоставления. В качестве весов вершин для скелетных графов может использоваться их численно выраженная позиция на изображении. В работах, посвященных классификации формы объектов на основе непрерывного скелета – циркулярной модели фигуры, используются меры сходства объектов на основе сравнения составляющих их жирных линий и на основе вычисления расхождения граничных функций ширины двух силуэтов.

Скелетное представление символа имеет широкое применение в задачах компьютерного зрения, например, для выпрямления строк текста на изображении [14]. Также ранее была рассмотрена классификация символов с помощью классификации их скелетного представления [13] однако в данной работе был предложен базовый алгоритм классификации, который невозможно реализовать на данный момент. Настоящая работа предлагает представлять скелетное представление символа графом, который будет свернут в вектор [9], [10], понижая размерность пространства признаков, и строить классификатор на векторном представлении символа.

Существует несколько подходов к скелетному представлению символа, а также к дальнейшему упрощению графа. Например, в [3] предложено улучшение дискретного топологического скелетного представления, благодаря упрощению графа, а так же учету не только топологических, но и контурных свойств символа. В настоящей работе будет использоваться алгоритм, предложенный в [6], в котором предложен способ топологического скелетного представления над бинаризованными изображениями. Т.о. не стоит задача выделения границы символа т.к. она задана бинаризацией изображения. Также рассматриваемый алгоритм устойчив к шуму и вычислительно более эффективен относительно предложенных ранее.

В работе [2] рассмотрены способы представления графа вектором, такие как: факторизация графа, node2vec и другие, а также приведено сравнение производительности тех или иных методов. У каждого из рассмотренных алгоритмов есть ряд преимуществ и недостатков, так, например, node2vec сохраняет близость между узлами графа, а также предоставляет компромисс между поиском в ширину и глубину. Целью данной работы также является сравнение качества классификации в зависимости от выбранного способа свертки графа.

Для оценки качества работы алгоритма использовалась метрика ассигасу на датасете, содержащем рукописные цифры MNIST [5] и датасете с символами The Chairs74k [7].

## Литература

- [1] Dan Claudiu Ciresan, Ueli Meier, Luca Maria Gambardella, and Jurgen Schmidhuber. Convolutional neural network committees for handwritten character classification. In *Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2011 International Conference on*, pages 1135–1139. IEEE, 2011.
- [2] Palash Goyal and Emilio Ferrara. Graph embedding techniques, applications, and performance: A survey. *Knowledge-Based Systems*, 151:78–94, 2018.
- [3] Olesia Kushnir and Oleg Seredin. Shape matching based on skeletonization and alignment of primitive chains. In *International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts*, pages 123–136. Springer, 2015.
- [4] Yann LeCun, Yoshua Bengio, et al. Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks*, 3361(10):1995, 1995.
- [5] Yann LeCun, Corinna Cortes, and CJ Burges. Mnist handwritten digit database. *AT&T Labs [Online]*. Available: <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>, 2, 2010.
- [6] Leonid Mestetskiy and Andrey Semenov. Binary image skeleton-continuous approach. In *VISAPP (1)*, pages 251–258, 2008.
- [7] Lukas Neumann and Jiri Matas. A method for text localization and recognition in real-world images. In *Asian Conference on Computer Vision*, pages 770–783. Springer, 2010.
- [8] Akmaljon Palvanov and Young Im Cho. Comparisons of deep learning algorithms for mnist in real-time environment. *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, 18(2):126–134, 2018.
- [9] Zhen Wang, Jianwen Zhang, Jianlin Feng, and Zheng Chen. Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes. In *AAAI*, volume 14, pages 1112–1119, 2014.
- [10] Shuicheng Yan, Dong Xu, Benyu Zhang, Hong-Jiang Zhang, Qiang Yang, and Stephen Lin. Graph embedding and extensions: A general framework for dimensionality reduction. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 29(1):40–51, 2007.
- [11] Xianli Zou, Shukai Duan, Lidan Wang, and Jin Zhang. Fast convergent capsule network with applications in mnist. In *International Symposium on Neural Networks*, pages 3–10. Springer, 2018.
- [12] СВ Клименко, ЛМ Местецкий, and АБ Семенов. Моделирование рукописного шрифта с помощью жирных линий. *Труды*, 16, 2006.
- [13] О Кушнир et al. Сравнение формы бинарных растровых изображений на основе скелетизации. *Машинное обучение и анализ данных*, 1(3):255–263, 2012.
- [14] Антон Масалович and Леонид Местецкий. Распрямление текстовых строк на основе непрерывного гранично-скелетного представления изображений. In *Труды Международной конферен-*

цви «Графикон», Новосибирск.-2006.-4 с.-URL: [http://graphicon.ru/html/2006/wr34\\_16\\_MestetskiyMasalovitch.pdf](http://graphicon.ru/html/2006/wr34_16_MestetskiyMasalovitch.pdf), 2006.