



Ссылка на статью:

// Ученые записки УлГУ. Сер. Математика и информационные технологии. УлГУ. Электрон. журн. 2021, № 2, с. 82-89.

Поступила: 21.06.2021

Окончательный вариант: 27.12.2021

© УлГУ

УДК 004.93'1

Сравнение двух методов распознавания образов геометрических фигур.

Шабалин А. С.^{}, Рахматуллов И. И., Полянин Н. А.*

[*alexshabalin73@gmail.com](mailto:alexshabalin73@gmail.com)

УлГУ, Ульяновск, Россия

В работе представлены методы для выделения контуров объектов на изображении, а также для детального изучения выбраны два метода распознавания образов геометрических фигур. Первый метод основан на выделении контура и подсчете количества вершин. Во втором методе применяется более современный подход с использованием искусственных нейронных сетей. Представлены результаты сравнения точности распознавания этих методов на одинаковых тестовых выборках, критерием качества разрабатываемой модели выбрана метрика ассигасу – показатель, который описывает общую точность модели по всем классам.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, распознавание образов геометрических фигур, контурный анализ, алгоритм Suzuki and Abe, многослойный персептрон.

Введение

Задача распознавания образов объектов чаще относится к задачам классификации, в которой каждый отдельный класс представляет собой объект из множества, к которому он может относиться. Для эффективного распознавания самого объекта также необходимо правильно выделять контуры этого объекта, так как он позволяет получить наиболее важную информацию для классификации [8]. В связи с этим, активно развиваются методы выделения и описания контуров, их преобразования и анализа, с помощью которых можно эффективно распознавать объекты на изображениях. При этом выбор правильного метода для задач обработки в реальном времени может сократить количество вычислений, а также увеличить точность распознавания. Основные задачи, решаемые в настоящее время, включают в себя распознавание объектов по их форме, поиск похожих изображений по всей базе данных и анализ полученного контура для получения информации, относящейся к конкретной предметной области.

Наиболее распространенными методами для выделения контуров объектов являются:

- преобразование Хафа, которое позволяет находить на изображении различные формы (круг, эллипс, линия);
- поиск границ изображения с помощью таких алгоритмов, как алгоритм Suzuki. S. и Abe. K [8], Собела [9], Кэнни [4], Робинсона [5] и другие;

Согласно данным, приведенным в [7], наиболее эффективными методами для поиска контура являются: контурный анализ S. Suzuki и K. Abe [8], а также алгоритм Дугласа-Пекера [7], который и применяется в данной статье. Правильное выделение контуров необходимо для дальнейшего разбиения исходного изображения, возможно, состоящего из нескольких геометрических фигур, на отдельные фигуры, которые в дальнейшем и будут распознаваться.

Для распознавания фигур применяются два подхода. Первый подход основывается на методах аналитической геометрии и их программной реализации. В основе второго подхода, лежат более современные методы CNN (сверточных нейронных сетей).

Сравнение методов проводилось с помощью метрики ассигасу, результаты представлены в заключении. Для программной реализации методов использовался язык программирования Python.

1. Предварительная обработка изображений

Предварительная обработка изображения состояла из нескольких этапов, все подходы и методы описанные ниже автоматизированы и реализованы с помощью языка программирования Python. На рис. 1 представлено изображение, которое состоит из множества отдельных геометрических фигур, первоочередной задачей являлась автоматизация отделения каждой фигуры и сохранение её изображения.

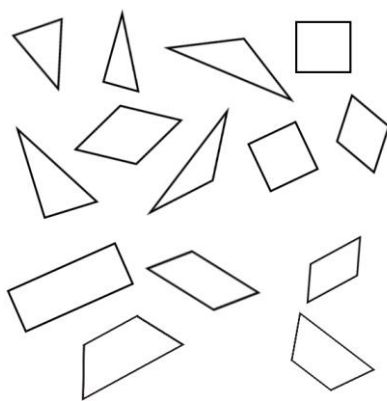


Рис. 1. Оригинал обрабатываемого изображения

Исходное изображение обрабатывается с помощью библиотеки OpenCV. Изображение конвертируется из формата RGB в оттенки серого, далее используется алгоритм Канни [4] выделения границ (рис. 2).

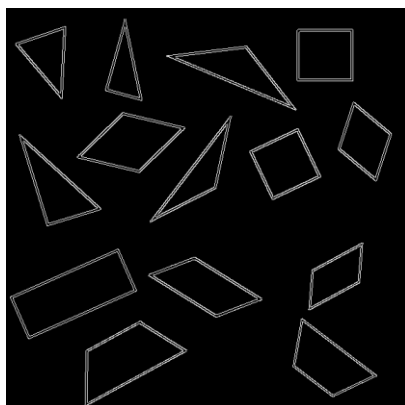


Рис. 2. Результат работы фильтра Канни

Далее применяются методы морфологического закрытия [2], которые позволяют эффективно заполнить пустоты изображения (рис. 3).

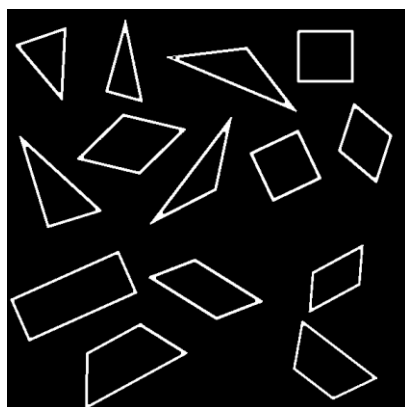


Рис. 3. Результат применения метода морфологического закрытия

Если рассматривать полученный контур как многоугольник, который точно окружает исходный объект, то задачу определения геометрической фигуры можно решать с помощью простого подсчета количества точек вершин. Таким образом, важен правильный поиск контура каждой из фигур, представленных на изображении. С помощью той же библиотеки OpenCV можно получить массив координат всех контуров объекта. Для определения формы используется контурное приближение (алгоритм Рамера-Дугласа-Пекера [5]). В результате мы получаем множество прямых, состоящих из подмножества исходных точек, на пересечении которых находится вершина фигуры.

2. Определение формы геометрической фигуры подсчетом числа вершин многоугольника

Чтобы выполнить аппроксимацию контура, мы сначала вычисляем периметр контура, а затем строим фактическое приближение контура.

Важно понимать, что контур состоит из списка вершин, которые хранятся в массиве координат, полученных ранее. Мы можем проверить количество записей в этом списке, чтобы определить форму объекта:

- 1) Если аппроксимированный контур имеет **три** вершины, то это должен быть **треугольник**. По теореме Пифагора определяем тип треугольника:
 - а) Если $c^2 = a^2 + b^2$, где c - наибольшая сторона, а a и b две других, – треугольник **прямоугольный**.
 - б) Если $c^2 < a^2 + b^2$ – треугольник **остроугольный**.
 - с) Если $c^2 > a^2 + b^2$ – треугольник **тупоугольный**.
- 2) Если контур имеет **четыре** вершины, то это может быть квадрат, прямоугольник, ромб, параллелограмм, трапеция или четырехугольник. Чтобы определить, какой именно, мы воспользуемся признаками фигур.
 - а) Если все стороны равны и диагонали равны, то это **квадрат**.
 - б) Если все стороны равны и диагонали точной пересечения делятся пополам, то это **ромб**.
 - с) Если противоположные стороны равны и диагонали равны, то это **прямоугольник**.
 - д) Если в четырехугольнике противоположные стороны попарно равны, то это **параллелограмм**.
 - е) Если у четырехугольника две стороны параллельны, а две другие нет, то это **трапеция**.
 - ф) Иначе **четырёхугольник**.
- 3) Если контур имеет **пять** вершин, мы можем пометить его как **пятиугольник**.
- 4) Если контур имеет более **10** вершин, то это **круг**.

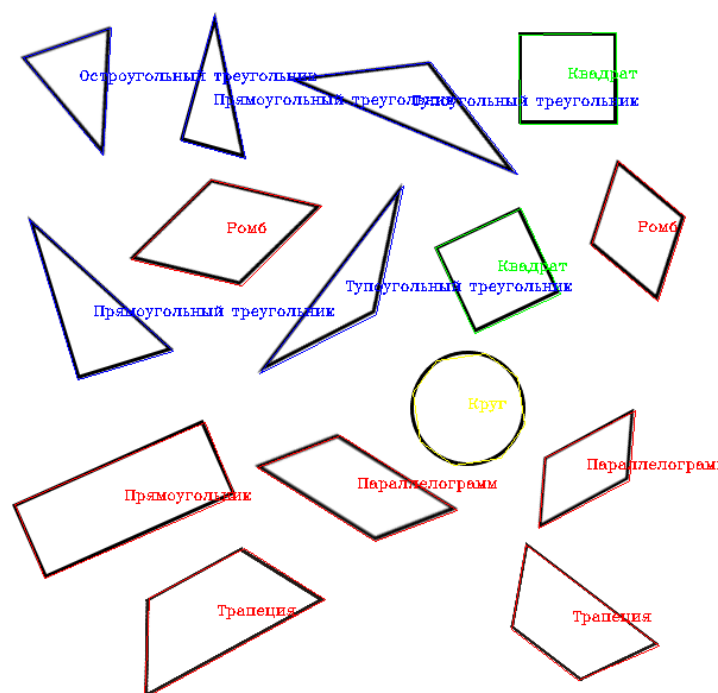


Рис. 4. Результат распознавания геометрических фигур с использованием аналитического подхода

Результат определения фигур и их форм представлены на рис. 4, в данном случае все фигуры были распознаны верно.

3. Определение формы фигуры с применением нейронных сетей

Активно развивающейся областью в задачах распознавания образов являются методы сверточных нейронных сетей; так, в [3] приводится способ, который позволил достигнуть точности распознавания в 96.67%. Нейронные сети показывают высокие результаты на однотипных объектах, какими и являются изображения. Для качественной работы нейронной сети важным моментом является подготовка данных для обучающей выборки. Для решения задачи была создана собственная обучающая выборка, в которой генерировались изображения фигур. Все представленные ниже подходы и методы также автоматизированы с помощью языка программирования Python. Каждая отдельная вершина генерировалась случайными точками с равномерным распределением на изображении 144 x 144 пикселей. Для подачи на вход нейронной сети сгенерированных изображений необходимо исходную выборку привести к единому виду (см. рис. 5):

- 1) Разворачиваем фигуру длинной стороной вниз.
- 2) Центрируем фигуру.
- 3) Уменьшаем разрешение изображения до 48x48 пикселей

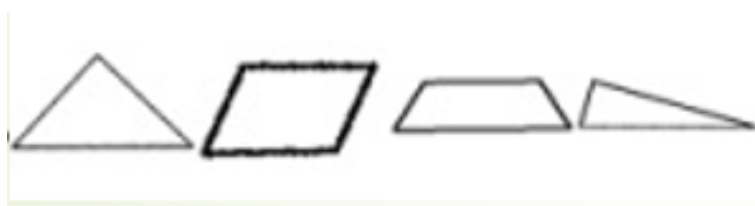


Рис. 5. Единый вид фигур для обучающей выборки

Для задачи классификации всего выделено 9 классов фигур: тупоугольный, остроугольный и прямоугольный треугольники; квадрат, ромб, прямоугольник, трапеция, параллелограмм, окружность. Всего сгенерировано 800 изображений, количество изображений в каждом классе примерно одинаковое. Обучающая выборка состоит из 700 изображений, тестовая выборка состоит из 100 изображений.

Набор данных имеет следующие характеристики:

- количество изображений: 800;
- формат изображений: .jpg;
- размер изображений: 48 x 48 пикселей;
- количество классов: 9;
- цветовая гамма: чёрно-белая.

Разработка архитектуры нейронной сети

Для разработки нейронной сети было принято решение использовать персептрон. В разрабатываемом алгоритме на вход будет подаваться изображение, на котором присутствует

фигура. В результате работы нейронная сеть должна соотнести изображение, подаваемое на вход к одному из 9 классов, представленных выше.

При решении задачи использована модель многослойного персептрона с двумя скрытыми слоями, которую можно реализовать с помощью библиотеки tensorflow. Входной слой состоит из n нейронов – количество пикселей изображения ($n = 2304$). Первый и второй скрытые слои содержат m и k нейронов соответственно, где $m = 512$ и $k = 256$ (числа подбирались таким образом, чтобы достичь наилучшего результата). В первом и во втором скрытом слое используется функция активации ReLu [1], так как она менее сложна с точки зрения вычислений и в то же время показывает довольно хороший результат. Выходной слой содержит 9 нейронов, что соответствует количеству классов изображений, используется функция активации SoftMax [1].

После обучения нейронной сети на тестовой выборке была проведена оценка точности на тестовой выборке. Тестирование нейронной сети проводилось на ноутбуке с процессором AMD Ryzen 5 4000 series, оперативной памятью 8 гб, дополнительного тестирования на GPU не проводилось. Время обучения нейронной сети составило порядка 10 минут. В результате точность составила 98%. Пример результатов распознавания представлен на рис. 6.



Рис. 6. Результат распознавания геометрических фигур с применением нейронной сети.

Заключение

В работе представлены два метода распознавания геометрических фигур на изображении, оба метода тестировались на одинаковой выборке, с целью определения какой из методов лучше. Метод определения фигуры через подсчет количества вершин на тестовой выборке, состоящей из 100 изображений, правильно распознал только 80 из них. На точность вычислений первого метода могло повлиять низкое разрешение изображений тестовой выборки, а также приближенные вычисления вещественных чисел при определении длин отрезков, возможно, стоит более грубо оценить ошибку округления чисел с плавающей запятой. Основные параметры тестируемых изображений описаны выше, при описании обучающей выборки нейронной сети. Критерием качества разрабатываемой модели выбрана метрика ассигасу.

Таблица 1. Результаты тестирования алгоритмов для изображений

| Метод | Ассурасу |
|------------------------------|----------|
| Подсчет количества вершин | 80 % |
| Искусственная нейронная сеть | 98 % |

Согласно данным, приведенным в таблице 1, результаты работы искусственной нейронной сети существенно лучше по сравнению с полученными методом подсчета количества вершин. Таким образом, результаты сравнения в очередной раз подтверждают, что сверточные нейронные сети хорошо работают на однотипных данных и способны значительно улучшить классические методы.

Список литературы

1. Гафаров Ф.М. *Искусственные нейронные сети и приложения: учеб. пособие* / Ф.М. Гафаров, А.Ф. Галимянов. – Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. – 121 с.
2. Гонзалес, Р. *Цифровая обработка изображений* /Р. Гонзалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Данковцев В.И., Безумнов Д.Н. Разработка программы для распознавания геометрических фигур и их классификации на основе нейронной сети // *Материалы XI Международной студенческой научной конференции «Студенческий научный форум»*, 2019. URL: <https://scienceforum.ru/2019/article/2018014036>><https://scienceforum.ru/2019/article/2018014036> (дата обращения: 01.09.2021)
4. Детектор границ Канни. [Электронный ресурс]. URL: <https://habr.com/ru/post/114589/> (дата обращения: 01.09.2021)
5. Douglas D. H., Peucker T. K. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a line or its caricature // *The Canadian Cartographer*. 1973, 10(2):112.
6. Fisher, R., Perkins, S., Walker, A., Wolfart, E. Image Processing Learning Resources. 2004. Available online: <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/> (дата обращения: 01.09.2021)
7. Robinson G. Edge detection by compass gradient masks // *Computer Graphics Image Processing*. 1977, v. 6, p. 492-501.
8. Abe S., Suzuki N. Anomalous diffusion of volcanic earthquakes // *EPL*. 2015, 110(5).
9. Viola P., Jones M. J. Robust real-time face detection // *International Journal of Computer Vision*. 2004, v. 57, p. 137-154.

Comparison of two methods of pattern recognition of geometric shapes

Shabalin, A. S.^{*}, Rakhmatullov, I. I., Polyanin, N. A.

[^{*}alexshabalin73@gmail.com](mailto:alexshabalin73@gmail.com)

Ulyanovsk State University, Ulyanovsk, Russia

The paper presents methods for highlighting the contours of objects on the image, two methods of recognizing the images of geometric shapes are selected for a detailed study. The first method is based on the selection of the contour and counting the number of vertices. The second method uses a modern approach using artificial neural networks. The results of comparing the recognition accuracy of these methods on the same test samples are presented; the accuracy metric is chosen as the quality criterion for the developed model. This metric is an indicator that describes the overall accuracy of the model for all classes.

Keywords: *artificial neural networks, pattern recognition of geometric shapes, contour analysis, Suzuki and Abe algorithm, multilayer perceptron.*