

АЛГОРИТМЫ ВЫДЕЛЕНИЯ И ИДЕНТИФИКАЦИИ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

П.А. Каковкин, А.А. Друки, В.Г. Спицын
Томский политехнический университет
pavel.kakovkin@mail.ru

Введение

В современном автомобилестроении всё чаще встречаются технические системы, направленные на оптимизацию вождения автомобиля, включающие в себя также системы автоматического распознавания дорожных знаков. Это облегчает задачу водителя, позволяет ему лучше сосредоточиться на процессе вождения, повышает безопасность всех участников дорожного движения.

В отличие от других способов идентификации знаков (как, например, радиометрические «маяки», способные сообщить радио-модулю автомобиля о том, что он вошёл в зону действия данного знака) система непосредственного распознавания знаков с изображений имеет преимущества в плане надёжности и возможности её применения к существующей инфраструктуре дорожных знаков.

Распознавание дорожных знаков происходит по следующему алгоритму: видеочасть охватывает область дороги, в которой могут располагаться дорожные знаки, по ходу движения автомобиля; данные передаются на вход информационной системы, которая производит поиск дорожных знаков и их идентификацию.

Этот процесс можно разделить на два основных этапа:

- поиск дорожного знака на групповом изображении;
- распознавание знака.

Для решения задачи распознавания дорожных знаков применяют различные методы, опирающиеся на такие подходы, как сравнения с шаблоном, алгебраические моменты, линии одинаковой интенсивности, эластичные (деформируемые) эталоны сравнения, использование нейронных сетей и т.д [1].

Целью данной работы является анализ методов поиска и идентификации дорожных знаков на изображениях.

Выделение дорожных знаков на изображениях

Был проведён анализ методов распознавания объектов на изображениях со сложным фоном, в результате которого было выявлено, что для решения поставленной задачи эффективно использовать искусственные нейронные сети (ИНС). Преимущества ИНС заключаются в их быстрой работе, высоком проценте верных распознаваний и способности обучаться на базе данных изображений. К недостаткам же можно отнести долгий и сложный процесс выбора структуры нейронной

сети, количества слоёв, нейронов и весовых коэффициентов.

Очень часто для задач классификации изображений используют классические ИНС: многослойный перцептрон. Сложность заключается в том, что на изображениях дорожные знаки могут располагаться под углом, с небольшими искажениями и шумовыми помехами. Классические ИНС достаточно чувствительны к подобного рода искажениям, к тому же изображения состоят из большого количества пикселей, в связи с чем возрастает размер ИНС, количество слоёв, нейронов, межнейронных связей, всё это ведёт к громоздкой структуре, увеличивает время работы, ресурсоёмкость и вычислительную сложность процесса обучения.

В связи с вышеперечисленными недостатками для решения поставленной задачи было решено использовать свёрточные нейронные сети, т.к. они достаточно инвариантны к различным искажениям входного сигнала, изменению масштаба, смещениям, поворотам и т.д.

Структура свёрточных нейронных сетей включает в себя чередование свёрточных и субдискретизирующих (подвыборочных) слоёв, и наличие полносвязных слоёв на выходе.

Свёрточные нейронные сети включают три основных парадигмы:

- локальное восприятие;
- разделяемые веса;
- субдискретизация.

Под «локальным восприятием» имеется в виду подача на вход одного нейрона не всего изображения (или выхода предыдущего слоя), а только некоторой области. Такой подход позволяет сохранять топологию изображения от слоя к слою [2].

Под «концепцией разделяемых весов» подразумевается обратно-пропорциональная связь количества связей и набора весов. При этом, наборов весов может быть много, но в то же время каждый из них будет применен ко всему изображению. Такой подход повышает шумоустойчивость и улучшает обобщающие свойства сети.

Субдискретизация заключается в уменьшении размерности изображения в 2 раза, что позволяет обеспечить инвариантность к масштабу. Чередование слоёв в свёрточных нейронных сетях позволяет составлять карты признаков из карт признаков, что на практике означает способность распознавания сложной иерархии признаков. [3].

Активационной функцией является гиперболический тангенс:

$$f(x) = \tanh(x)$$

Для выделения дорожных знаков на изображениях планируется разработать сверточную нейронную сеть с одним нейроном в выходном слое, принимающего значение в интервале $[-1; +1]$, что соответственно означает наличие или отсутствие дорожного знака на изображении [4].

На рисунке 1 представлена структура сверточной нейронной сети для выделения дорожных знаков на изображениях.

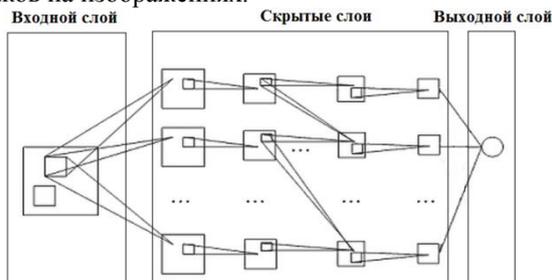


Рис. 1. Структура свёрточной нейронной сети для выделения дорожных знаков на изображениях

Сверточные слои функционируют по формуле:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K w_{k,s,t} x^{((i-1)+s, (j-1)+t)}$$

Субдискредитирующие слои функционируют по формуле:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \frac{1}{4} w_k \sum_{s=1}^2 \sum_{t=1}^2 x^{((i,j)+s, (i,j))}$$

Для обучения сети используется алгоритм обратного распространения ошибки:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} o_{pj}$$

Идентификация дорожных знаков на изображении

После того, как система нашла дорожный знак на изображении, она должна его идентифицировать.

Опираясь на вышеперечисленные достоинства и недостатки различных архитектур нейронных сетей, можно сделать вывод, что для задач идентификации опять же эффективней всего будет использовать свёрточную нейронную сеть.

Дорожные знаки отличаются друг от друга как по форме (круглые, треугольные, квадратные), так и по назначению (предупреждающие, запрещающие, предписывающие, информационные, сервисные и знаки особых предписаний).



Рис. 2. Пример запрещающих дорожных знаков

Таким образом, на выходном слое нейронной сети будет большое количество нейронов, каждый из которых будет соответствовать конкретному классу распознаваемого знака (рис. 3) [5].

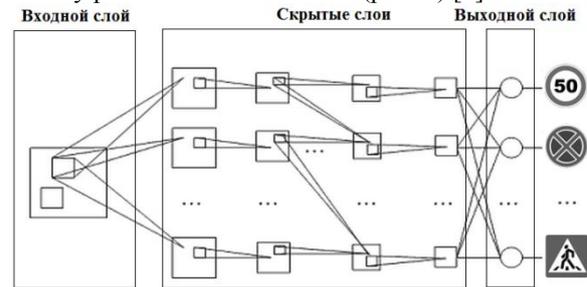


Рис. 3. Структура свёрточной нейронной сети для идентификации дорожных знаков

Нейронная сеть, используемая для идентификации дорожных знаков аналогична по своей структуре, формулам и методике обучения той, что используется для их обнаружения.

Так же стоит отметить, что сверточные нейронные сети будут обучаться с учителем.

Заключение

В ходе проведенного анализа были выявлены достоинства и недостатки применения нейронных сетей разных архитектур, из которых была выбрана наиболее эффективная.

Разрабатываемая на основе свёрточной нейронной сети система обнаружения и распознавания дорожных знаков на изображении будет обладать такими характеристиками, как высокая шумоустойчивость, скорость и точность распознавания при разных состояниях пластин дорожных знаков (знак частично повреждён), а также при разных условиях съёмки (съёмка идёт под углом к пластине знака).

Данную программную систему планируется разрабатывать в рамках обучения в магистратуре на протяжении двух лет.

Список литературы

1. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
2. LeCun, Y. Gradient Based Learning Applied to Document Recognition / Y. LeCun, L. Bottou, P. Haffner – IEEE Press, 1998. – P.46.
3. Simard, P.Y. Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis / P.Y. Simard, D. Steinkraus, J. Platt // International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), IEEE Computer Society. – Los Alamitos. – 2003. – P. 958-962.
4. Bishop, C.M. Neural Networks for Pattern Recognition – Oxford University Press, 1995. – 498 p.
5. Duffner, S. An Online Backpropagation Algorithm with Validation Error-Based Adaptive Learning Rate / S. Duffner, C. Garcia // ICANN 2007, Part I, LNCS 4668, 2007. – P. 249-258.