

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ВЫДЕЛЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ АВТОМОБИЛЬНЫХ НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ СО СЛОЖНЫМ ФОНОМ

Друки А.А.

Научный руководитель: Спицын В.Г., д.т.н., профессор
Томский политехнический университет, 634050, Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30
E-mail: druki2008@yandex.ru

Введение

Задача распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях казалось бы уже давно изучена, но по-прежнему является актуальной из-за сложности реализации и низкой эффективности применяемых алгоритмов. Основные трудности состоят в том, что алгоритмы распознавания должны быть устойчивыми к различным искажениям и шумовым помехам.

Процесс распознавания символов на изображениях со сложным фоном целесообразно разделять на несколько этапов:

1. Предварительная обработка изображения.
2. Выделение пластины автомобильного номерного знака.
3. Выделение отдельных символов.
4. Распознавание символов.

Многие современные методы распознавания используют этап предварительной обработки изображений, направленный на устранение шумовых эффектов и прочих искажающих факторов. Всё это усложняет процесс реализации подобных систем, делая их более громоздкими и тем самым увеличивая общее время процесса распознавания.

Так же наличие посторонних объектов на изображениях со сложным фоном существенно снижают надежность распознавания методами, используемыми в современных системах распознавания символов на изображениях и видеопоследовательностях [1].

Поэтому было предпринято разработать метод который не требует предварительной обработки изображений.

Анализ методов выделения и распознавания объектов на изображениях показал, что для решения данной задачи эффективно использовать искусственные нейронные сети, так как они не требуют предварительной обработки изображения, слабо чувствительны к искажениям входного сигнала, тем самым увеличивая скорость и точность распознавания в сравнении с другими методами.

Разработка сверточной нейронной сети для выделения области расположения символов на изображениях

Для решения задачи выделения области расположения символов было решено использовать сверточные нейронные сети, т.к. они являются более устойчивыми к различным поворотам, смещениям, изменениям масштаба и

прочим искажениям, в отличие от классических нейронных сетей и прочих методов.

Разработана сверточная нейронная сеть, состоящая из 7 слоёв (рис. 1).

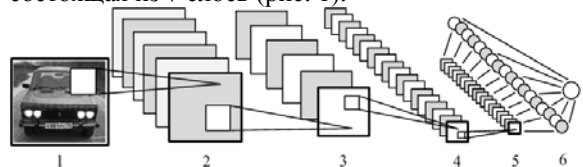


Рис. 1. Архитектура сверточной нейронной сети для выделения области расположения символов:

- 1) вход; 2, 4) сверточные слои;
- 3, 5) подвыборочные слои;
- 6, 7) слои из обычных нейронов

Разработанная нейронная сеть состоит из двух сверточных слоёв, двух подвыборочных слоёв и двух слоёв, состоящих из простых нейронов.

В соответствии с выбранной активационной функцией (1) выходной слой состоит из одного нейрона, который принимает значения в интервале $[-1; +1]$.

Активационная функция гиперболический тангенс:

$$f(a) = \text{Atanh}(Sa). \quad (1)$$

Нейронная сеть сканирует входное изображение и в местоположениях автомобильных номеров отклики нейронной сети образуют значения, стремящиеся к +1.

Формула нейрона сверточного слоя:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K w_{k,s,t} x^{((i-1)+s, (j-1)+t)}. \quad (2)$$

Формула нейрона подвыборочного слоя:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \frac{1}{4} w_k \sum_{s=1}^2 \sum_{t=1}^2 x^{((i,j)+s, (i,j))}. \quad (3)$$

Для обучения сети используется алгоритм обратного распространения ошибки. Для измерения погрешности обучения используется средняя квадратичная ошибка:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j \sum_s (y_j^s - d_j^s)^2. \quad (4)$$

Коррекция параметров сети рассчитывается на каждой итерации, чтобы вычисления градиента и выбора оптимального шага [4].

В качестве весовых коэффициентов устанавливаются случайные значения.

Для обучения сети была создана база данных из 1000 изображений автомобильных номерных знаков, расположенных под разными углами.

Выделение отдельных символов с помощью гистограмм средней интенсивности

Для выделения отдельных символов используется вычисление гистограмм средней интенсивности пикселей. Сначала происходит вычисление горизонтальных гистограмм для выделения строки символов, а потом вертикальных гистограмм для выделения отдельных символов.

Область расположения символов сканируется попиксельно слева направо, сверху вниз, при этом вычисляется средняя интенсивность пикселей в каждом столбце. В тех местах, где нет символа, средняя интенсивность будет значительно отличаться от интенсивности тех мест, где символы присутствуют.

Далее строятся вертикальные гистограммы и вычисляются максимальные которые соответствуют промежуткам между символами. Таким образом, выделяются области расположения отдельных символов на автомобильном номерном знаке.

Разработка сверточной нейронной сети для распознавания символов на изображениях

Для распознавания выделенных символов была разработана сверточная нейронная сеть с 4 скрытыми слоями (рис. 2).

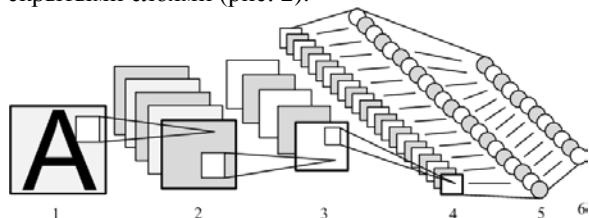


Рис. 2. Архитектура сверточной нейронной сети для распознавания символов: 1) вход; 2, 4) сверточные слои; 3) подвыборочный слой; 5, 6) слои из обычных нейронов

Разработанная нейронная сеть состоит из двух сверточных слоёв, одного подвыборочного слоя и двух слоёв, состоящих из простых нейронов.

Выходной слой состоит из 21 нейрона, т.к. согласно ГОСТ Р 50577-93 автомобильные номерные знаки могут содержать символы: А, В, Е, К, М, Н, О, Р, С, Т, Х, У и все цифры от 0 до 9.

В качестве активационной функции используется гиперболический тангенс (1).

Формула нейрона сверточного слоя (2).

Формула нейрона подвыборочного слоя (3).

Для обучения сети так же используется алгоритм обратного распространения ошибки. Для измерения погрешности обучения используется средняя квадратичная ошибка (4).

Для обучения сети была использована база из 60000 изображений рукописных цифр (MNIST) и создана база из 20000 изображений букв, написанных под разными углами и с различными искажениями. Размер тестирующей выборки – 10000 символов.

Заключение

В На основе представленных алгоритмов выделения и распознавания символов разработана программная система, которая обеспечивает вероятность распознавания символов на изображениях со сложным фоном не менее 98%, при следующих условиях регистрации:

- время обработки: 30 миллисекунд;
- высота символов не менее 12 пикселей;
- освещенность пластины номерного знака в диапазоне от 50лк до 1000лк;
- угол отклонения пластины номерного знака по горизонтали относительно регистрирующего устройства до $\pm 60^\circ$;
- угол отклонения пластины номерного знака по вертикали относительно регистрирующего устройства до $\pm 65^\circ$;
- угол поворота пластины номерного знака на плоскости до $\pm 20^\circ$.

Список литературы

1. Буй Тхи Тху Чанг, Фан Нгок Хоанг, Спицын В.Г. Алгоритмическое и программное обеспечение для классификации цифровых изображений с помощью вейвлет-преобразования Хаара и нейронных сетей // Известия Томского политехнического университета. – 2011. – Т. 319. – № 5. – С. 103–106.
2. Bolotova J.A., Spitzyn V.G., Fomin A.E. The hierarchical temporal memory model application for image recognition // News of Tomsk Polytechnic University. – 2011. – V. 318. – № 5. – P. 60–63.
3. Kermani Kolankeh A., Spitzyn V.G., Hamker F. The finding parameters and remove the constant component of Gabor filter for image processing // News of Tomsk Polytechnic University. – 2011. – V. 318. – № 5. – P. 57–59.
4. Hansen D.W., Hansen J.P., Nielsen M. Eye typing using Markov and active appearance models // Workshop on applications of computer vision. – 2002. – V. 12. – P. 132–136.