



ПРИМУЩЕСТВО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ

М.И.Султонова¹

магистр группы М7-21 ТЖБАКТ

У.М. Ибрагимов²

PhD, доцент кафедры

¹⁻²Бухарский инженерно-технологический институт

<https://doi.org/10.5281/zenodo.7337438>

Аннотация: В этой статье рассматриваются разные методы распознавания транспортных средств в различных условиях. Эти методы имеют свои преимущества и недостатки. В зависимости от условий можно использовать те или иные методы интеллектуального распознавания транспортных средств.

Abstract: This article discusses different methods for recognizing vehicles in various conditions. These methods have their advantages and disadvantages. Depending on the conditions, one or another method of intelligent vehicle recognition can be used.

Ключевые слова: распознавание, транспортные средства, алгоритм, локализация, метод Миолы – Джонса, признаки Хаара, нормализация, преобразование Хафа, сегментация, OpenCV.

Keywords: recognition, vehicles, algorithm, localization, Miola-Jones method, Haar features, normalization, Hough transform, segmentation, OpenCV.

В настоящее время системы автоматического распознавания автомобильных номеров востребованы в самых различных областях. Они применяются в работе автотранспортных предприятий, станций техобслуживания, автомобильных парковок и др. Подобные системы позволяют контролировать наличие автомобилей в зоне обслуживания, определять время обслуживания автомобилей клиентов, количество свободных мест на парковке, фиксировать время пребывания автомобиля в конкретной зоне, организовывать автоматический въезд и выезд автомобилей и т.д. Кроме того, возможность автоматического распознавания номера автомобиля является важным аспектом контроля и обеспечения безопасности дорожного движения ввиду постоянно увеличивающегося на дорогах количества транспортных средств.

Выделим конкретные задачи, решение которых требует использования системы автоматического распознавания автомобильных номеров:

- контроль и ограничение доступа;
- организация платного доступа для автомобилей;
- управление потоками автотранспорта;
- управление временем нахождения автотранспортного средства на территории;
- регистрация автотранспорта;
- отслеживание автотранспорта внесенного в список наблюдения.

Под системами автоматического распознавания автомобильных номеров подразумеваются программный или аппаратно-программный комплекс, который реализует алгоритмы автоматического распознавания номерных знаков для

регистрации событий, связанных с перемещением автомобилей, т.е. для автоматизации ввода данных и их последующей обработки [1].

В основе автоматического распознавания автомобильных номеров лежат следующие процедуры цифровой обработки изображений [2, 3]: локализация, нормализация, сегментация, распознавание, синтаксический анализ.

Локализация предназначена для обнаружения и выделения на изображении области с регистрационным номером автомобиля.

Для локализации области номера на изображении применяются различные алгоритмы. В большинстве своем они базируются на бинаризации, выделении контуров, морфологической обработке изображений для устранения мелких деталей и разрывов [3]. При этом предполагается, что исходное цветное изображение преобразуется в полутоновую форму.

Методы глобальной и локальной бинаризации изображений заключаются в разделении всех пикселей полутонового изображения по яркости на два класса – объект и фон. Однако адаптивные подходы являются более предпочтительными ввиду возможности компенсировать влияние помех на различные участки изображения, например, распределение теней из-за неоднородности освещения.

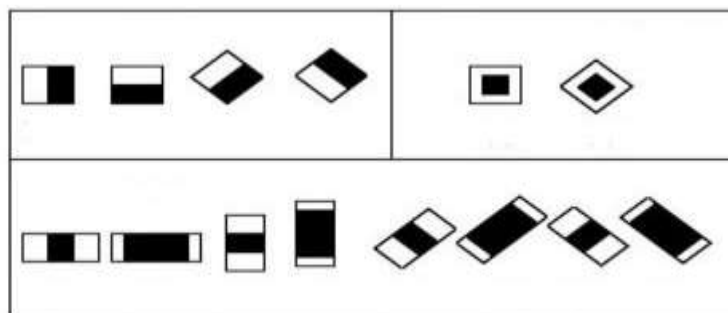
В результате формируются связанные последовательности точек бинарного изображения – контуры. На заключительном этапе процедуры локализации определяется, какой из полученных контуров является границей области автомобильного номера.

Подходы, основанные на анализе контуров, позволяют находить номер различного размера и под различным наклоном. Однако у них есть несколько недостатков:

- 1) на изображении автомобиля может быть много прямоугольных объектов, похожих своими очертаниями на автомобильный номер;
- 2) относительно высокая трудоемкость вычислений – даже на изображении небольшого размера время обнаружения может достигать нескольких секунд;
- 3) они основаны на анализе границ номера, что не всегда возможно в реальных условиях. Например, на изображениях запыленных автомобилей могут отсутствовать четко выраженные границы.

Более эффективным для локализации области номера на изображении представляется альтернативный подход на основе метода Виолы – Джонса, который позволяет находить область номера в сложных и нетипичных условиях в реальном времени [4].

Метод Виолы – Джонса основан на применении набора признаков Хаара. Признак Хаара (рис.1) состоит из смежных прямоугольных областей, которые позиционируются на изображении, далее происходит суммирование интенсивности пикселей в областях, затем между суммами вычисляется разность. На этапе обнаружения заданной области в методе Виолы – Джонса используется окно



определенного размера, которое перемещается по изображению.

Рисунок-1. Каскады Хаара

Начальное значение сканирующего окна можно задать исходя из размеров автомобильного номера 520×115 мм. Недостатком данного подхода является относительно невысокая степень инвариантности к аффинным и проекционным искажениям объектов на изображениях.

После локализации области изображения с автомобильным номером необходимо сформировать изображение, содержащее только номер, и выполнить его **нормализацию**. Нормализация заключается в приведении размеров и ориентации полученного изображения с номером к требуемому виду. Здесь выполняются геометрические преобразования, определение границ и обрезание рамки номера по горизонтали и по вертикали, фильтрация с целью шумоподавления или повышения контраста.

Как правило, выделенная область с номером имеет сравнительно небольшой размер, содержит границы номера, горизонтальные полосы очертания бампера и радиаторной решетки. Поэтому для определения угла поворота рамки номера используется алгоритм на основе преобразования Хафа для линий [5]. Алгоритм заключается в следующем:

- 1) определяются линии, длина которых больше половины ширины области номера;
- 2) формируется прямая из средних значений всех точек полученных линий;
- 3) вычисляется угол между полученной прямой и линией горизонта.

Далее поиск границ рамки номерной платы автомобильного номера выполняется с использованием гистограммы интенсивности по горизонтали и вертикали. Для построения гистограмм значения всех пикселей бинарного изображения суммируются по строкам или столбцам, затем выделяется максимум и отсеиваются все значения меньше 20% от максимума.

Следующая процедура распознавания номера (**сегментация**) обеспечивает разделение изображения на знакоместа, то есть выделение областей отдельных символов. Самым простым подходом для сегментации символов является использование заранее заданного шаблона.

Шаблон можно представить в виде изображения темных прямоугольников, соответствующих символам, на светлом фоне, как показано на рис.2.

Основным требованием для эффективной сегментации здесь является правильное определение рамки номера на этапе нормализации, а любое отклонение от реальных габаритов будет способствовать ухудшению сегментации символов номера.

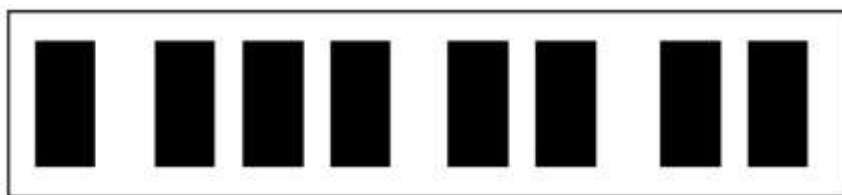


Рисунок-2. Шаблон расположения символов на номерной плате автомобиля

Следующий подход к сегментации основан на построении горизонтальной проекции средней интенсивности. При этом вычисляется средняя интенсивность в каждом столбце изображения номера и определяются столбцы, в которых средняя интенсивность значительно отличается от порогового значения. На рис. 3 показан пример работы метода гистограммы.



Рисунок-3. Гистограмма распределения яркости пикселей номерной пластины

Еще один способ **сегментации** базируется на проведении контурного анализа [2]. После получения контуров, которые представляют собой связанные последовательности точек бинарного изображения, определяются те из них, которые являются границами областей символов номера автомобиля. Это достигается путем фильтрации контуров, удовлетворяющих определенным требованиям к соотношению геометрических характеристик [5]. Пример работы соответствующего алгоритма показан на рис. 4.



Рисунок-4. Результат сегментации символов автомобильного номера

Итак, подход, основанный на использовании шаблонов, очень прост в реализации и не требует сложных операций, связанных с анализом изображения для поиска символов, но для его работы необходимо точное выделение границ рамки номера, что в реальных условиях не всегда выполнимо. Гистограммный анализ изображения имеет высокую чувствительность к шумам и дефектам на изображении, особенно в промежутках между символами. В результате этого гистограммы могут не дать выявить ярко выраженные максимумы в промежутках между символами. В данном методе могут возникнуть также затруднения при выделении символов региона, так как под ними находится символы принадлежности к стране. Сегментация на основе контурного анализа является менее требовательной к условиям реализации, поскольку здесь используются обобщенные геометрические признаки.

Процедура **распознавания символов** автомобильного номера предназначена для формирования строки символов на основе приведения каждого из них к заранее определенному стандартному виду. После предварительной обработки к соответствующим выделенным знакам можно применить различные методы распознавания: методы сопоставления с шаблонами, методы на основе анализа моментов изображения, метода опорных векторов (support vector machine, SVM) [6, 7].



Преимущества шаблонных методов заключаются в простоте реализации и устойчивости к дефектам изображения символов. Основной недостаток шаблонных методов заключается в невозможности распознавания символов, которые подвержены аффинным и проекционным искажениям и отличаются от заложенных в системе шаблонов.

Достоинство использования моментов изображения для выделения признаков символов заключается в высокой устойчивости к изменению масштаба изображения и другим геометрическим преобразованиям. Недостаток их использования заключается в высокой чувствительности к шумам и дефектам на изображении, в результате чего символы могут неправильно классифицироваться.

Достоинство метода SVM заключается в том, что для построения классификатора для распознавания символов достаточно обучающей выборки сравнительно небольшого размера. Кроме того, он имеет низкую вероятность ошибки. Метод опорных векторов представляется наиболее эффективным для распознавания символов автомобильного номера.

Последняя процедура (**процедура синтаксического анализа**) выполняется для определения элементов строки, содержащей символы номера. Данные элементы могут различаться согласно стандартам стран регистрации автотранспортных средств.

Существующие методы распознавания регистрационных номеров автомобиля имеют низкую устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям. Поэтому в последнее время широкое распространение получили алгоритмы с применением сверточных нейронных сетей, одним из преимуществ которых является слабая чувствительность к искажениям входного сигнала.

Для построения транспортных моделей используются различные специальные среды моделирования, например, PTV Visum и Aimsun.

Самым трудоемким и времязатратным этапом является подсчет автомобилей и составление матрицы корреспонденции, поскольку на данный момент не существует никаких средств автоматизации этого процесса, вся работа выполняется вручную: человек с видеокамерой и секундомером приходит на объект и снимает проезд автомобилей на видео, а затем видео просматривается несколько раз, подсчитывается количество проехавших машин и записывается в соответствующую ячейку в матрице корреспонденции.

Основная задача данной работы - изучить возможность автоматизировать процесс подсчета автомобилей, и тем самым ускорить транспортных моделей.

Алгоритмы обнаружения объекта в видеопотоке

Существует несколько различных подходов к решению задачи распознавания движущихся объектов в видеопотоке:

1. методы вычитания фона;
2. методы на основе машинного обучения;
3. С применением глубоких нейронных сетей.

Метод вычитания фона

Методы вычитания фона содержат множество вариаций, но все они имеют общую идею - каким-либо способом выделить фон изображения, а затем, вычитая его из кадра с объектами, получать области, содержащие движущиеся объекты.

Один из способов выделения фона - метод усреднения. Среднее значение фона находится с помощью какой-либо из функций OpenCV:

```
void accumulate(  
cv::InputArray          src, cv::InputOutputArray dst,  
cv::InputArray          mask=cv::noArray()  
);  
void accumulateWeighted( cv::InputArray          src, cv::InputOutputArray  
dst, double alpha,  
cv::InputArray          mask=cv::noArray()  
);
```

Эти функции отличаются тем, что `accumulate()` вычисляет среднее арифметическое для каждого пикселя, это равносильно тому, что будет попиксельно произведено сложение n кадров, а затем результат поделен на общее число кадров-слагаемых.

Функция `accumulateWeighted()` реализует идею нахождения скользящего среднего, когда кадры, поступившие на вход функции последними, имеют больший вес, чем предыдущие.

Когда модель фона была вычислена, производится вычитание его из текущего кадра. Это можно сделать с помощью функции OpenCV `absdiff()`.

Несмотря на простоту реализации алгоритмов вычитания фона, они имеют особенность: выделение фона будет корректным, если камера, формирующая видеопоток, находится в неподвижном состоянии. Если же камера движется, то правильно выделить фон, не прибегая к дополнительной обработке видеоряда (например, применение методов стабилизации изображения) не получится. В этом случае, можно применить один из более сложных методов детектирования объектов.

Метод на основе машинного обучения

В библиотеке компьютерного зрения OpenCV есть встроенные модули обнаружения объектов на изображении с использованием методом машинного обучения - каскадный классификатор и детектор на основе метода опорных векторов.

Каскадный классификатор построен на основе деревьев и реализует алгоритм обнаружения лиц Виолы-Джонса.

Метод состоит из двух частей - обучение и распознавание. Перед тем, как начать обрабатывать целевые изображения, необходимо провести обучение и сформировать некоторую базу данных, состоящую из признаков. В качестве признаков используются признаки Хаара, которые были так названы из-за визуального сходства с вейвлетом Хаара (рис.5).

Высокая скорость обработки изображений достигается за счет использования интегрального представления изображений: хранящееся изображение представлено в виде матрицы, каждый элемент которой равен сумме всех элементов, которые расположены выше и левее. Интегральное представление полезно тем, что позволяет быстро вычислять сумму некоторого набора ячеек матрицы, вне зависимости от размера вычисляемой области, нахождение суммы всегда занимает константное время. Признаки Хаара применяются к какой-либо области изображения, прямоугольник с черной и белой областью накладывается как маска на изображение, находятся суммы содержимого ячеек темной и светлой области. Затем находится разность между темной и светлой областью, и в результате получается число – оно называется значением признака.

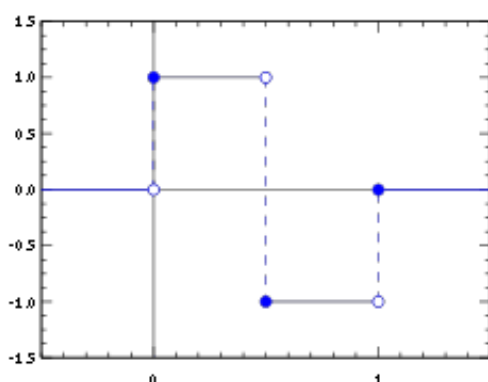


Рисунок-5. Вейвлет Хаара

Каскадные классификаторы, основанные на алгоритме Виолы-Джонса имеют как преимущества, так и недостатки. Они работают быстро из-за применения интегрального представления, поэтому их можно использовать для обработки видео в реальном времени, но для обучения нужна большая выборка. Работает очень точно, если искомый объект не очень сильно отличается от изображений объектов, которые были использованы при обучении, если же отличия сильные (для лиц пример – сильный наклон головы, взаимное расположение частей лица нарушается), тогда объект вообще не распознается[8].

Сверточные нейронные сети

Архитектура R-CNN (Regions With CNNs) была разработана для решения задачи классификации изображений. R-CNN состоит из трех независимых друг от друга сетей: сверточной сети (CNN), бинарного классификатора (SVM) и линейной регрессии. На вход сверточной сети подается часть исходного изображения (регион), которая предположительно имеет какой-либо объект. Эта сеть может обрабатывать изображения фиксированного размера – 227x227, поэтому все регионы, которые необходимо обработать, подгоняются под определенный размер.

На выходе сверточной сети получается вектор признаков региона, размером 4096 элементов, и затем он подается на вход SVM-сети, которая

проводит бинарную классификацию по своему набору объектов методом опорных векторов, и определяет, есть ли тот или иной объект в переданном регионе.

Затем проводится классификация региона методом линейной регрессии. Параметры, полученные из выхода блока со сверточной сетью, анализируются на предмет того, насколько данный регион точно охватывает распознаваемый объект и насколько нужно его увеличить или уменьшить, чтобы сделать это точнее.

Сеть Fast R-CNN содержит в себе несколько улучшений: через сверточную сеть проводится не набор из регионов – кандидатов, содержащий объект, а все изображение полностью, а также 3 независимых сети теперь объединены и проходят обучение вместе.

Faster R-CNN содержит улучшение сети Fast R-CNN в части генерации регионов кандидатов: теперь регионы вычисляются не по изначальному изображению, а по признакам, получившимся в результате обработки исходного изображения сверточной сетью. То есть к предыдущей сети добавился еще один модуль со сверточными слоями. Архитектура Faster R-CNN представлена на рис. 6.

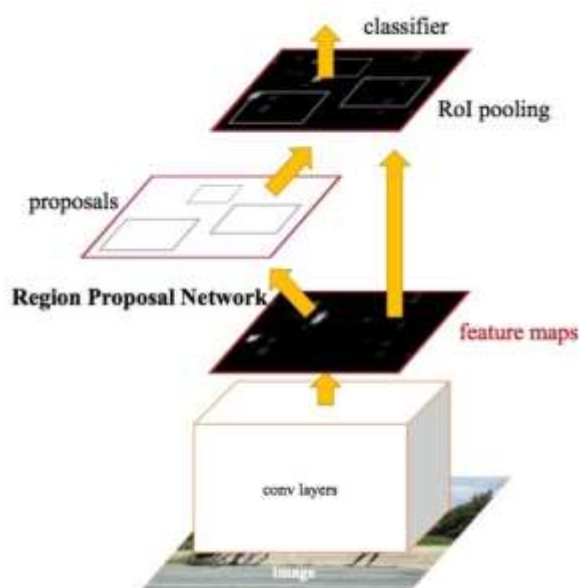


Рисунок-6. Архитектура Faster R-CNN

Для распознавания автомобилей на виде сверху методами, использующими машинное обучение, необходим соответствующий обучающий набор изображений.

Используемая в проекте нейросеть для обучения брала изображения автомобилей, снятых с высоты 40 метров, поэтому и на проверочных изображениях она могла распознать автомобили только в том случае, если был настроен соответствующий масштаб.

Выводы

Приведенные примеры позволяют сделать вывод, что использование нейронной сети подходит больше всего для решения данной задачи.

Для приведенного выше примера изображения, приемлемый результат получается при увеличении изображения в 4 раза, при этом сам кадр также делится на 4 части, и нейросеть обрабатывает 4 отдельных изображения, которые, в конечном итоге, собираются обратно в один цельный кадр.

Литература:

1. Свирин И., Ханин А. Некоторые аспекты автоматического распознавания автомобильных номеров // Алгоритмы безопасности. 2010. № 3. С. 26–29.
2. Shin Shi. Emgu CV Essentials. Packt Publishing, 2013, 105 p.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. 3-е изд., испр. и доп. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
4. P Viola P., Jones M.J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001), 2001, vol. 1, p. 511–518.
5. Кирпичников А.П., Ляшева С.А., Обухов А.В., Шлеймович М.П. Автоматическое распознавание автомобильных номеров // Вестник Казанского технологического университета. 2015. Т. 18, № 4. С. 218–222.
6. Мурыгин К.В. Нормализация изображения автомобильного номера и сегментация символов для последующего распознавания // Искусственный интеллект. 2010. № 3. С. 364–369.
7. А.В. Обухов, С.А. Ляшева, М.П. Шлеймович Методы распознавания автомобильных номеров // Вестник Чувашиского университета. 2016. № 3 с. 201-208.
8. У.М.Ибрагимов, Б.Амонов. Современные технологии интернет вещей и этапы его использования. Перспективы развития технологий обработки и оборудования в машиностроении. Курск, 16–17 февраля 2017 года.