

# Отчет о проведенной НИРС

## Разделы

<b>1</b>	<b>Существующие подходы определения и классификации автомобилей</b>	<b>2</b>
1.1	Использование трехмерной структуры и нейросети . . . . .	2
1.2	Deep Belief Network . . . . .	2
1.3	Использование цепочки классификаторов . . . . .	3
1.4	Байесовские сети . . . . .	3
1.5	Car-Rec . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Классификация без явного определения признаков</b>	<b>4</b>
2.1	Сверточные нейронные сети . . . . .	5
2.2	Глубокие сверточные нейронные сети . . . . .	5
2.3	Плиточные сверточные нейронные сети . . . . .	5
<b>3</b>	<b>Обучение нейросетей</b>	<b>5</b>
3.1	Эффективное обратное распространение ошибки . . . . .	6
3.2	Использование графического процессора . . . . .	6
3.3	Дообучение сети . . . . .	6

# 1 Существующие подходы определения и классификации автомобилей

## 1.1 Использование трехмерной структуры и нейросети [1]

Данный метод основан на представлении автомобилей в виде полигональной модели, по которой происходит выделение признаков, передаваемых на вход нейросети. Трехмерная структура описания автомобиля разделена на восемь частей, в каждой из которых выделяется опорная вершина. В качестве признаков используется расстояние между каждой парой опорных вершин. Дополнительно рассматриваются параметры колес автомобиля, их радиус и положение.

Авторы работ использовали трехслойную, полносвязную нейронную сеть с 30 входами (количество признаков) и 120 выходами ( $6 \times 20$ , 6 — количество классов, 20 — число выходных нейронов для каждого класса). Результат определялся поиском максимального значения в выходном слое.

При обучении сети использовался метод обратного распространения ошибки. В качестве ошибочной, для улучшения сходимости, использовалась экспоненциальная функция вместо квадратичной.

Обучающая выборка состояла из 500 изображений с дорожных камер. Классификация производилась на большие/небольшие грузовики и автомобили. Тестовая выборка включала в себя еще 300 изображений, из которых правильно классифицировано 91%, ошибочно 4% и в 5% случаев система не смогла определить автомобиль на изображении.

## 1.2 Deep Belief Network [2]

Развитие идеи использования рекуррентных нейронных сетей, которые тяжело обучать из-за наличия обратных связей. Рассматривается архитектура при которой внутри скрытых слоев используется ограниченная машина Больцмана.

Авторы рассматривают задачу определения автомобиля по фотографии сзади (как с камеры авторегистратора). Входной слой имеет размерность соответствующую размерности изображения (признаки — пиксели). Выходов

два — классы автомобиль и не автомобиль.

Тестирование происходило на 735 изображениях, рассматривались модели с одним, двумя и тремя скрытыми слоями. Наилучшая точность была получена при использовании двух скрытых слоев — более 96%. Также была произведена оценка точности для других алгоритмов: искусственных и сверточных нейросетей,  $k$  ближайших соседей и метода опорных векторов. Среди них наибольшая точность результата получилась при использовании сверточных нейронных сетей, почти 95%.

### 1.3 Использование цепочки классификаторов

В работе [3] ставилась задача определения боковых стоек автомобиля. Решение задачи представляло собой многослойную схему классификации, от общего к частному. Такой подход называют усилением простых классификаторов (boosting classifier). Первые слои предназначены для обработки входного изображения, определения направления движения, колес, выделение боковой части автомобиля и только после этого поиск боковых стоек на основе гистограммы ориентированных градиентов и геометрических моделей.

Обучение системы производилось на изображениях автомобильного потока, в тестовую выборку также включены негативные примеры не содержащие транспортных средств. Тренировочное множество состоит из 100000 изображений без автомобилей и 4000 с автомобилями. Тестовая выборка содержит 1000 положительных и 200000 негативных примеров. Итоговая точность 90% для положительных примеров и 99% для негативных.

### 1.4 Байесовские сети

Имея возможность выделения признаков для дальнейшего решения задачи классификации можно воспользоваться байесовской сетью. Такой подход использовался в работе выделения автомобилей на фотоаэроснимках низкого разрешения [4]. Основная проблема при решении этой задачи — высокое количество шумов: тени, солнечные блики, кроны деревьев и прочее.

Авторы предложили метод, основанный на использовании дополнительной известной информации о времени и месте съемки. Эти данные и вы-

деленные признаки объектов вместе попадают в байесовскую сеть, которая производит отсев таких неправильно определенных кандидатов как тени от настоящих автомобилей и объектов находящихся не на дорожном полотне.

## 1.5 Car-Rec [5]

Еще одно предложенное решение для задачи классификации автомобилей, заключающееся в выделении признаков и их обработке с использованием деревьев поиска по заготовленной базе. Для определения регионов интереса на изображении используется алгоритм SURF [6], основанный на интегральном представлении входной картинке. Разработанная система имеет точность более 90%.

## 2 Классификация без явного определения признаков

Практически все перечисленные выше подходы для решения задачи определения или классификации автомобилей занимались выделением опорных признаков по которым строился ответ. В пункте 1.1 использовалась заготовленная трехмерная модель, описывающая транспортное средство, а в 1.4 рассматривались физические известные факторы предметной области.

Однако, не всегда имеется возможность применить данный подход, так как в общем случае не понятно по какому принципу выбирать признаки для классификации. Кроме этого, не известно как с течением времени будет развиваться предметная область и какие еще признаки необходимо зарезервировать для дополнительных классов.

При использовании нейросетей, признаки для классификации автоматически вырабатываются при обучении модели. В случае необходимости добавить новые классы в классификатор, производят его переобучение, в результате чего выводятся новые признаки. Также возможно произвести более быструю настройку, скорректировав весовые коэффициенты без перестроения признаков (дообучение сети).

## 2.1 Сверточные нейронные сети

В работе [7] рассматривалась задача распознавания номерных табличек на домах. Использовалась традиционная архитектура сверточной нейросети: первый сверточный слой выделял 16 карт признаков со сверткой  $5 \times 5$ , второй — 512, со сверткой  $7 \times 7$ , два слоя классификации по 20 нейронов каждый. Применялся многоступенчатый подход выделения признаков (слоям классификации были доступны все предыдущие карты признаков). Описанная модель реализована на фреймворке EBLearn [8].

Был произведен подбор оптимального параметра степени свертки для алгоритма выделения признаков Lp-Pooling. Наилучшая точность получена при использовании коэффициента  $p = 4$ . Кроме этого, перед передачей изображения в сеть, вокруг него достраивалась рамка из двух пикселей с нулевым значением, чтобы отцентрировать первый этап свертки рамкой  $5 \times 5$  на границе рассматриваемой картинки.

Набор данных состоял из трех частей: обучающей, тестовой и дополнительной выборках. Дополнительная выборка состояла из большого количества легких для классификации изображений, а обучающая содержала небольшое число более сложных примеров. Обучение происходило на 6000 примеров, выбранных случайным образом из обучающего множества (2/3) и из дополнительного (1/3). В результате, при тестировании была получена точность более 95%.

## 2.2 Глубокие сверточные нейронные сети

googlenet

## 2.3 Плиточные сверточные нейронные сети

# 3 Обучение нейросетей

**3.1 Эффективное обратное распространение ошибки**

**3.2 Использование графического процессора**

**3.3 Дообучение сети**

## Список литературы

- [1] *Wu, W.* A method of vehicle classification using models and neural networks / W. Wu, Z. QiSen, W. Mingjun // Vehicular Technology Conference, 2001. VTC 2001 Spring. IEEE VTS 53rd / IEEE. — Vol. 4. — 2001. — Pp. 3022–3026.
- [2] *Wang, H.* A vehicle detection algorithm based on deep belief network / H. Wang, Y. Cai, L. Chen // *The scientific world journal*. — 2014. — Vol. 2014.
- [3] *Brehar, R.* Pillars detection for side viewed vehicles / R. Brehar, S. Nedevschi, L. Dăian // Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 2010 IEEE International Conference on / IEEE. — 2010. — Pp. 247–250.
- [4] *Zhao, T.* Car detection in low resolution aerial images / T. Zhao, R. Nevatia // *Image and Vision Computing*. — 2003. — Vol. 21, no. 8. — Pp. 693–703.
- [5] *Jang, D. M.* Car-rec: A real time car recognition system / D. M. Jang, M. Turk // applications of computer vision (WACV), 2011 IEEE Workshop on / IEEE. — 2011. — Pp. 599–605.
- [6] Speeded-up robust features (surf) / H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool // *Computer vision and image understanding*. — 2008. — Vol. 110, no. 3. — Pp. 346–359.
- [7] *Sermanet, P.* Convolutional neural networks applied to house numbers digit classification / P. Sermanet, S. Chintala, Y. LeCun // Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on / IEEE. — 2012. — Pp. 3288–3291.
- [8] *Sermanet, P.* Eblearn: Open-source energy-based learning in c++ / P. Sermanet, K. Kavukcuoglu, Y. LeCun // Tools with Artificial Intelligence, 2009. ICTAI'09. 21st International Conference on / IEEE. — 2009. — Pp. 693–697.