

Санкт-Петербургский государственный университет

Кафедра системного программирования

Группа 21.Б11-мм

Автоматизация распознавания
автомобильных номеров по видеоряду на
устройствах с ограниченными
вычислительными ресурсами

Задорожный Александр Сергеевич

Отчёт по учебной практике
в форме «Производственное задание»

Научный руководитель:
ассист. каф. инф. Олисеенко В.Д.

Санкт-Петербург
2023

Оглавление

Введение	3
1. Постановка задачи	5
2. Обзор	6
2.1. Релевантные работы	6
2.2. Предлагаемый подход	9
2.3. Используемые технологии	11
3. Реализация	12
3.1. Подготовка набора данных	12
3.2. Детектор автомобильных номеров	14
3.3. Распознаватель автомобильных номеров	17
4. Тестирование	21
Заключение	23
Список литературы	24

Введение

Машинное обучение и компьютерное зрение играют важную роль в современном мире, преобразуя различные отрасли, такие как автомобильная промышленность, медицина, безопасность и розничная торговля. Они позволяют компьютерам распознавать образы, анализировать данные и делать предсказания, что в свою очередь улучшает качество жизни и повышает эффективность бизнес-процессов. Так исследование, проведенное в 2021 году, на примере экономики и образования показало, что уже сейчас использование компьютерного зрения является неотъемлемой частью жизни многих людей[31].

Одним из наиболее востребованных направлений является распознавание автомобильных номеров — это технология, которая позволяет компьютерам автоматически идентифицировать номера машин на фотографиях или видео. Таким образом, она может быть применена в различных областях, таких как системы контроля скорости, видеонаблюдение, контроль парковки и логистика. В области безопасности данная технология может использоваться для автоматического распознавания автомобилей на дорогах и в парковках, что помогает в поиске угнанных транспортных средств и розыске преступников. Современные технологии определения регистрационных знаков становятся все более точными и эффективными, что делает их все более востребованными в различных отраслях.

Однако до сих пор, идентификация номеров на таких устройствах как мобильные телефоны и встроенные системы, остается сложной задачей, требующей значительных мощностей[23]. И хотя существуют решения основанные на серверной архитектуре[18, 20, 24, 1, 30, 21, 5, 2], которые могут работать с высокой точностью, все они требуют подключения к Интернету и дополнительных затрат на время исполнения. Это подводит к сути работы, т.е автоматизации подхода к распознаванию автомобильных номеров в режиме реального времени. Это позволит использовать данное решение на маломощных устройствах, таких как мобильные телефоны, без необходимости подключения к Интер-

нету. Стоит также отметить законность наших действий: в ст.152 федерального закона «О персональных данных»¹ указан исчерпывающий перечень того, что является персональными данными, а следовательно, так как государственный номер транспортного средства не входит в него, мы можем беспрепятственно использовать полученные сведения о транспортном средстве, которое не раскрывает никаких персональных данных о собственнике.

Степень разработанности темы. Работа велась на базе лаборатории теоретических и междисциплинарных проблем информатики (ТиМПИ) СПб ФИЦ РАН. По задаче, решаемой в рамках текущей учебной практики, научным руководителем и другими сотрудниками лаборатории ТиМПИ была произведена формализация задачи.

¹Федеральный закон «О персональных данных»[Электронный ресурс]. (Дата обращения 05.05.2023)
Дата сборки: 1 июня 2023 г.

1. Постановка задачи

Целью работы является совершенствование подхода к распознаванию автомобильных номеров по видеоряду в режиме реального времени на устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами посредством оптимизации существующих решений.

1. Подготовить набор данных изображений с размеченными автомобильными номерами для (до-)обучения нейросети по их распознаванию и для оценки качества решений.
2. Провести сравнительный анализ существующих подходов и предложенного решения к распознаванию номерных знаков.
3. Построить на подготовленном наборе данных детектор и распознаватель автомобильных номеров.
4. Оценить точность и время работы предлагаемого решения.

2. Обзор

2.1. Релевантные работы

Задача распознавания автомобильных номеров решается путем разделения видео на кадры. После чего для каждого из них задача делится на две части: первая — выделение транспортного средства с номерным знаком, вторая — сегментация символов для их распознавания. В настоящее время лучшие в данной области алгоритмы комбинируют эти подходы, решая задачи независимо, но обмениваясь информацией[23, 19].

Глобально способы решения задачи разделены на две группы: клиент-серверные и локальные приложения. Для начала рассмотрим основных представителей из первой группы:

- **OpenALPR[18]:** OpenALPR предлагает мощные инструменты для распознавания и анализа номерных знаков на видео и изображениях. Он поддерживает модели разных стран и предлагает API для интеграции в приложения. Однако несмотря на то, что платная версия проекта показывает отличные результаты и могла бы использоваться в случае наличия возможности обратиться к серверу приложения, open-source версия показывает низкий процент точности в распознавании, а следовательно, не может быть применена.
- **Sighthound[24]:** Sighthound также имеет как платную версию, так и бесплатную, которая ограничена по функционалу и количеству запросов в месяц. Среди недостатков Sighthound можно отметить, что он может быть дороже, чем некоторые другие сервисы. Также, Sighthound может иметь проблемы с распознаванием номеров в некоторых странах, в частности не имеет поддержки российских регистрационных знаков.
- **Plate Recognizer[20]:** сервис с хорошим качеством распознавания номеров, который показывает высокую точность даже в плохую погоду и при слабом освещении, однако имеются некоторые про-

блемы с обнаружением, из-за чего общая точность несколько меньше аналогов.

Таким образом, исходя из полученных результатов(Таб. 1), приложения основанные на клиент-серверном взаимодействии не подходят для распознавания регистрационных знаков в условиях ограниченности вычислительных ресурсов либо из-за небольшой точности, либо из-за низкой скорости обработки запроса и обязательного подключения к интернету.

Таблица 1: Сравнение характеристик различных сервисов для распознавания автомобильных номеров.

Сервис	Скорость	Точность	Цена	Русский язык
OpenALPR[18]	50-100 ms	10-15%	0	да
Plate Recognizer[20]	50-100 ms	75-95%	0.01-0.05\$	да
Sighthound[24]	100-200 ms	99-100%	0.04-0.08\$	да
ANPR Cloud[1]	100-200 ms	95-99%	0.02-0.06\$	нет
НомерOK[30]	100-200 ms	80-90%	—	да
PlateSmart[21]	100-200 ms	90-99%	0.03-0.07\$	да
CARMEN FreeFlow[5]	130-210 ms	90-99%	0.03-0.07\$	да
Anyline[2]	200-300 ms	95-99%	—	нет

Перейдем к решениям, которые основаны на совершенно ином подходе. Все описанные ниже архитектуры, за исключением первого, наследуют один и тот же принцип разделения задачи распознавания автомобильного номера на две независимые части, однако для достижения результата в каждой из них применяются различные альтернативные методы. Рассмотрим наиболее значимые решения на сегодняшний день:

- В первую очередь обратим внимание на алгоритм, в основе которого лежат классификаторы Хаара. Данный метод был предложен и описан в следующих трудах[22, 15]. Алгоритм включает в себя два этапа: обнаружение автомобильных номеров на изображениях при помощи каскадных классификаторов Хаара и распознавание

номеров посредством оптического распознавания символов. В указанных исследованиях алгоритм тестировался на наборе данных CCPD[3], в итоге была достигнута точность распознавания 89,5% со скоростью работы 25 кадров в секунду. Однако данный подход имеет свои недостатки: чувствительность к условиям освещения, ограниченная способность обнаружения различных форм и размеров.

- Также существует связка MobileNetV2+R-CNN, что используется для решения задач по обнаружению и распознаванию номеров транспортного средства в режиме реального времени. MobileNetV2 [16] — легкая архитектура сверточной нейронной сети, специально разработанная для использования на мобильных устройствах. Она используется для обнаружения автомобильных номеров, после чего он отправляется на распознавание в R-CNN[12]. Это комбинация сверточной и рекуррентной нейронных сетей, которая служит для распознавания отдельных символов. Архитектура была реализована и протестирована в работе [14], где достигается точность распознавания 91,3% при скорости обработки 20 кадров в секунду на смартфоне Samsung Galaxy S9.
- В работе [29] был предложен подход с использованием двух моделей: YOLOv5 для обнаружения номера и модель SCR-Net для его распознавания. Преимуществом модели YOLOv5 является высокая точность распознавания равная 0.93, а модель SCR-Net может быть адаптирована для работы на смартфоне. Однако точность SCR-Net равняется 0.7 для правильно классифицированных символов, и 0.15, когда модель полностью распознала номер в совокупности. Скорость же обработки одного изображения при этом составляет 45 ms.
- Альтернативным решением можно назвать подход, основанный на нейронной сети MRNet. Так, в статье[13], был предложен алгоритм, использующий глубокие сверточные нейронные сети (Faster

R-CNN) для распознавания номеров машин на изображениях. При тестировании алгоритма на наборе данных [3] была получена точность распознавания номера целиком 91.8%, при лучшей скорости обработки кадров 750 FPS на графическом процессоре Tesla P100 16 GB RAM.

Таким образом, можно сделать вывод, что оптимальным подходом для обнаружения автомобильных номеров на изображении будет выбор YOLO, а с точки зрения распознавания — MRNet. Ожидается, что данная связка обеспечит высокую точность распознавания символов, небольшие размеры итоговой модели и не требовательна к вычислительной мощности для работы.

2.2. Предлагаемый подход

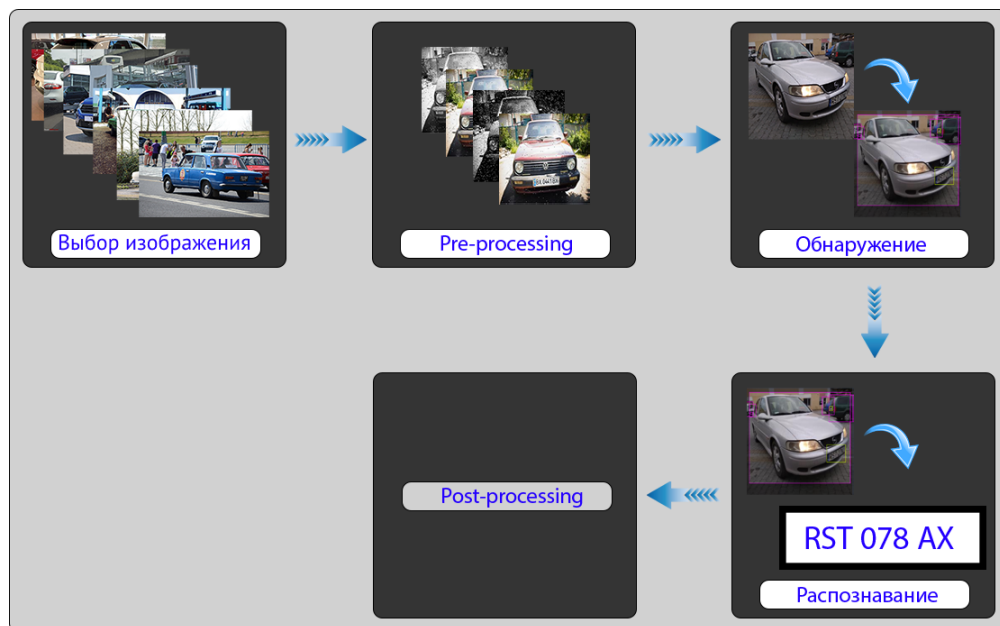


Рис. 1: Схема работы инструмента для распознавания автомобильных номеров

Схема работы решения, предложенного в текущем исследовании представлена на Рис. 1. Рассмотрим основные этапы предложенного метода:

- **Pre-processing(предварительная обработка).** Изображение, содержащее автомобильный номер является входным сигналом,

который подается на вход препроцессора. Целью предварительной обработки является улучшение качества данных изображения путем подавления ненужных искажений или улучшения функций изображения, которые важны для дальнейшей обработки. Для этого выполняются следующие шаги:

1. Масштабирование. Изображения преобразуются к размеру 512×512 и передаются в нейронные сети с помощью библиотеки OpenCV.
 2. Оптимизации. Для повышения точности работы детектора использовались такие операции, преобразование в оттенки серого (ToGray=0.01) и локальная адаптивная гистограммная нормализация (CLAHE=0.01).
- **Обнаружение.** После получения преобразованного изображения, на котором присутствует регистрационный знак, происходит процесс его обнаружения. Для этой задачи используется детектор государственных знаков (в данном случае YOLOv8), который способен определить точное положение номера на изображении путем многомасштабного прогнозирования. Это позволяет получить и извлечь конкретную область, как самого автомобиля, так и охватывающую номер площадь, чтобы использовать ее для дальнейшей обработки и распознавания символов. Такой подход обеспечивает точное и эффективное обнаружение объектов на различных изображениях. Подробнее в разделе 3.2
 - **Распознавание.** После обнаружения области, содержащей автомобильный номер, выполняется процесс его распознавания. Распознаватель работает на основе облегченной сверточной модели (т.е, MRNet). Он анализирует все символы, содержащиеся в номере, целиком, что позволяет избежать этапа сегментации, чтобы в конце получить итоговую текстовую информацию, представляющую номер. Такой подход позволяет добиться высокой точности распознавания на различных изображениях при минимальных

вычислительных затратах. Подробнее в разделе 3.3

2.3. Используемые технологии

1. **Python=3.9.16** — интерпретируемый, интерактивный, объектно-ориентированный язык программирования. Он включает в себя модули, динамические типы данных очень высокого уровня и классы.
2. **Pillow=9.2.0** и **OpenCV=4.6.0.66** — библиотеки, которые позволяют просто и удобно работать с обработкой изображений в языке Python. Последняя из которых применяет алгоритмы компьютерного зрения для распознавания и описания объектов на фотографии.
3. **Ultralytics=8.0.83** — популярная библиотека Python для задач компьютерного зрения. Она предлагает удобный интерфейс и предварительно обученные модели для обнаружения объектов, сегментации, отслеживания и определения положения. А ее интеграция с PyTorch и TensorFlow упрощает процесс разработки, делая процесс решение задач компьютерного зрения доступным для исследователей и практиков.
4. **TensorFlow=2.6.0** — открытая библиотека для машинного обучения, разработанная компанией Google для решения задач построения и тренировки нейронной сети с целью автоматического нахождения и классификации образов. Важными преимуществами являются качественная документация, параллелизм, множество обученных моделей, а также большое комьюнити.

3. Реализация

3.1. Подготовка набора данных

Перед тем, как приступить к разработке системы распознавания автомобильных номеров, необходимо провести подготовку датасета.

В первую очередь рассмотрим процесс формирования набора данных для обучения детектора. В открытом доступе можно найти лишь ограниченный набор датасетов, которые могут быть использованы для обучения детектора. Самые объемные из них:

- Наборы данных CLPD[4] (Набор данных китайских автомобильных номеров) и CCPD[3] (Набор данных парковки в китайских городах) состоят из изображений автомобилей с номерами из Китая, сделанных в различных погодных условиях и освещении. Недостатки: однообразность, ограниченность ракурсов и моделей на изображениях.
- Nomeroff Dataset[8] - размеченный набор данных, содержащий изображения автомобилей из стран СНГ и Европы. Недостаток: изображения высокого разрешения, из-за чего возрастают риски переобучения.

Как можно заметить, все они обладают рядом ограничений, которые затрудняют достижение поставленной цели. В связи с чем, было принято решение сформировать новый датасет (Рис. 3), скомбинировав более 6 наборов из различных открытых источников, а именно Nomeroff[8], OIDv6[9], CLPN[6], LPD[7], P2LPD[11], OYSDU[10]. Объем полученного датасета составляет 30,222 изображений.



Рис. 2: Примеры изображений сформированного датасета

Далее рассмотрим процесс формирования набора данных для обучения распознавателя. Поскольку наша модель предназначена для использования преимущественно в России, для обучения распознавателя необходимо найти подходящий именно для этого региона набор данных. Единственным подходящим вариантом являются набор данных NomeroffOCR_{Ru}[8], а также NomeroffOCR_{Ru}-Military[8]. Тем самым объемом полученного набора данных составляет 84,634 образцов.



Рис. 3: Примеры изображений сформированного датасета

3.2. Детектор автомобильных номеров

В первую очередь стоит отметить, что в отличие от других работ[25, 27, 28], предложенный детектор учится распознавать как номера, так и сами транспортные средства, чтобы обеспечить верификацию того, что распознан именно номер, а не дорожный знак или некий посторонний предмет. Обоснование такого подхода более подробно изложено в работах[17, 26]. За счет данной модификации возрастает точность обнаружения объекта, а скорость остается неизменной.

моделей YOLOv8, таких как medium, large, ultra large. Поэтому в ходе исследования было проведено сравнение представителей семейства с целью выяснить, какой размер модели является оптимальным конкретно для этой задачи.

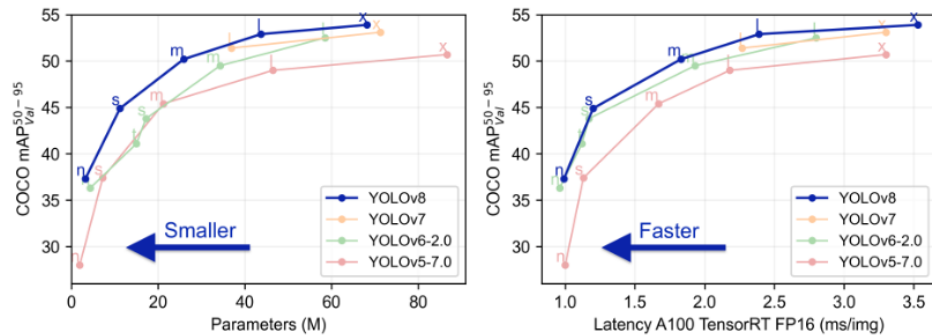


Рис. 5: Сравнение производительности семейства моделей. Источник: [Официальный сайт Ultralytics HUB](#).

На рисунке 3 представлен график, сравнивающий производительность как различных версий YOLOv8, так и непосредственно разных размеров данной модели на стандартном наборе данных COCO. Так как главной особенностью задачи является возможность применять разрабатываемый инструмент на маломощных устройствах, поэтому было принято решение начать с самой производительной модели YOLOv8n (Рис. 5) Однако результаты (Рис. 6), которых удалось с помощью неё, оказались не удовлетворительными, поэтому было решено воспользоваться предобученной YOLOv8s.

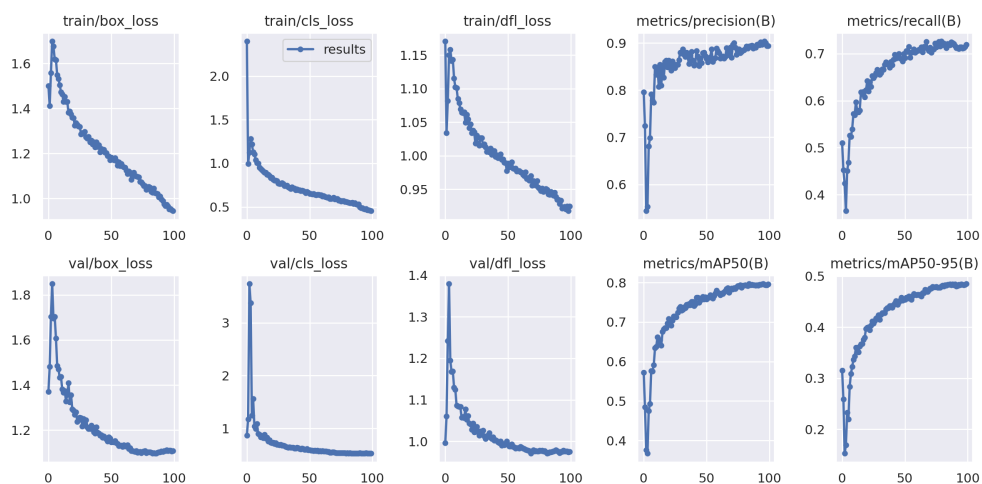


Рис. 6: Результаты обучения YOLOv8n

Обучение детектора.

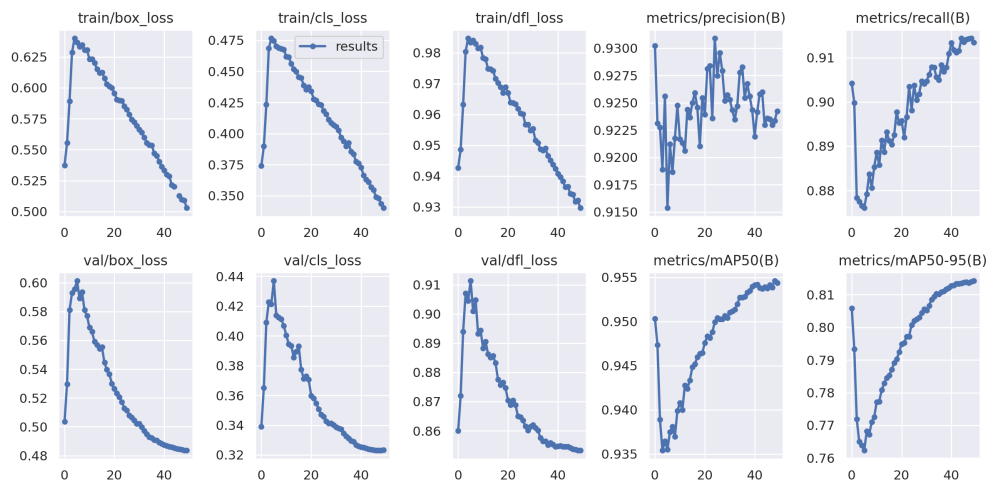


Рис. 7: Результаты обучения YOLOv8s

Для обучения модели YOLOv8s был использован ранее подготовленный датасет, содержащий изображения автомобильных номеров. Обучение модели происходило на платформе Kaggle с использованием GPU NVIDIA Tesla P100 в течение 24 часов и включало 100 эпох с размером батча в 64 изображения (Рис. 7).

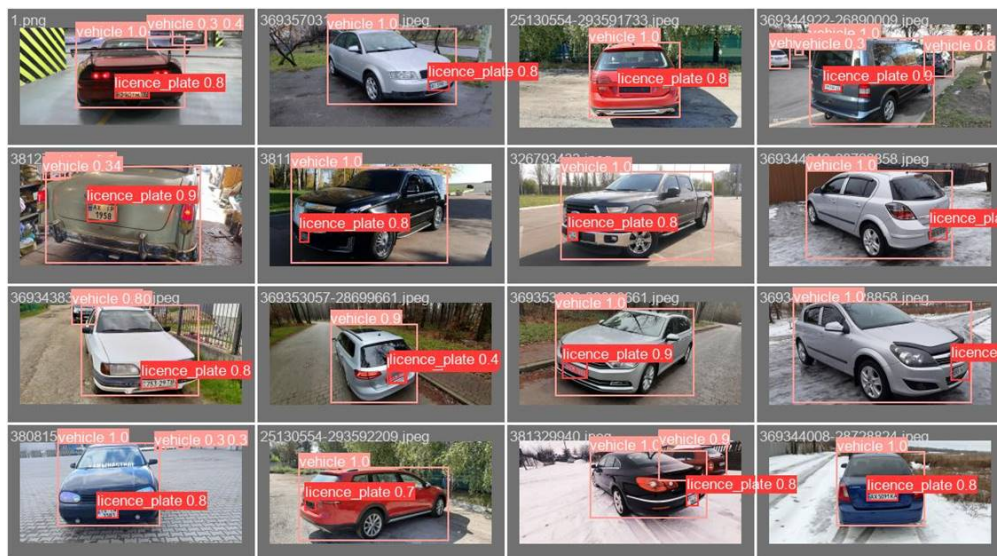


Рис. 8: Пример работы детектора

3.3. Распознаватель автомобильных номеров

Давайте взглянем немного подробнее на реализацию распознавателя.

Выбор архитектуры. Для распознавания объектов – символов на номере – была выбрана недавно вышедшая модель MRNet[13]. Её особенность заключается в том, что она спроектирована с целью максимально облегчить исходную архитектуру (Рис. 9), но при этом обладать достаточной вычислительной мощностью для решения задачи распознавания автомобильных номеров.

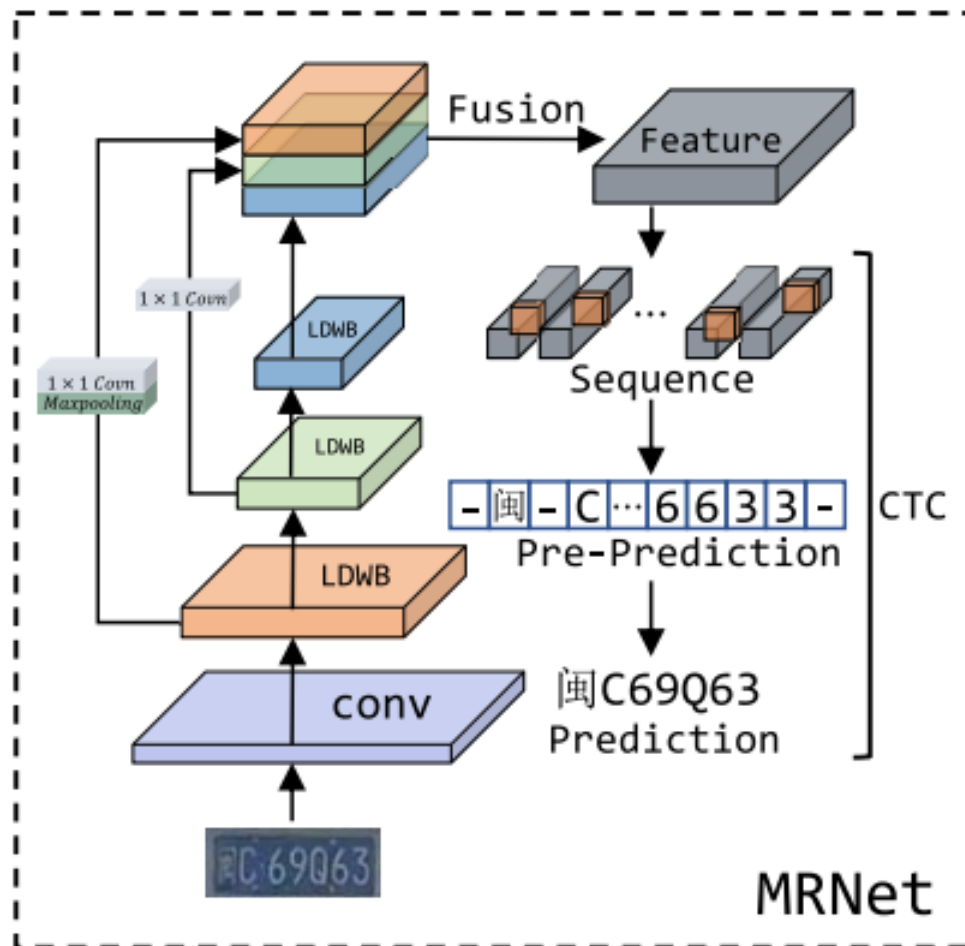


Рис. 9: Архитектура нейронной сети MRNet[13]

MRNet состоит из трех основных компонентов: сверточного блока, блока рекуррентных нейронных сетей + feature fusion слой и блока классификации. Сверточный блок отвечает за извлечение признаков из изображения, блок рекуррентных нейронных сетей обрабатывает последовательность символов, а блок классификации определяет, какие символы присутствуют на изображении. Благодаря данному подходу можно избавиться от процесса сегментации отдельных символов,

что несомненно облегчает модель. Таким образом, архитектура MRNet обеспечивает эффективное решение задачи распознавания автомобильных номеров, комбинируя сверточные и рекуррентные нейронные сети(Рис. 10).

	AP	Base	DB	FN	Rotate	Tilt	Weather	Challenge	Inference time (ms)
Faster RCNN [38]+HC	92.8	97.2	94.4	90.9	82.9	87.3	85.5	76.3	57.6
YOLO9000 [10]+HC	93.7	98.1	96	88.2	84.5	88.5	87	80.5	23.8
SSD300 [18] +HC	95.2	98.3	96.6	95.9	88.4	91.5	87.3	83.8	25.6
TE2E [31]	94.4	97.8	94.8	94.5	87.9	92.1	86.8	81.2	310
RPNNet [5]	95.5	98.5	96.9	94.3	90.8	92.5	87.9	85.1	11.7
DAN [35]	96.6	98.9	96.1	96.4	91.9	93.7	95.4	83.1	18.5
MORAN [34]	98.3	99.5	98.1	98.6	98.1	98.6	97.6	86.5	18.2
MTLPR [7]	98.8	-	-	-	-	-	-	-	15.6
LPRNet [32]	93.0	97.8	92.2	91.9	79.4	85.8	92.0	69.8	7.5
ANet (real data only) [2]	98.5	99.6	98.8	98.8	96.4	97.6	98.5	88.9	24.9
ANet (synthetic data) [2]	98.9	99.8	99.2	99.1	98.1	98.8	98.6	89.7	24.9
SCR-Net-Fast [1]	99.4	99.9	99.6	99.3	99.8	99.8	99.1	93.9	3.3
SCR-Net [1]	99.5	99.9	99.7	99.4	99.9	99.9	99.4	94.8	5.7
MRNet-S	99.5	99.9	99.7	99.7	99.5	99.5	99.3	95.2	2.9
MRNet-M	99.7	99.9	99.8	99.8	99.7	99.8	99.3	96.9	5.8
MRNet-L	99.8	99.9	99.9	99.8	99.9	99.8	99.6	97.7	10.2

Рис. 10: Сравнение различных характеристик моделей для распознавания автомобильных номеров[13]

Аналогично выбору модели детектора необходимо выяснить, какой размер MRNet является оптимальным для поставленной задачи. Ввиду того что первостепенной целью является быстродействие в первую очередь рассмотрена MRNet-S (Рис. 10). Однако результаты (Рис. 11), которых удалось с помощью неё, оказались не удовлетворительными, поэтому было решено воспользоваться MRNet-M.

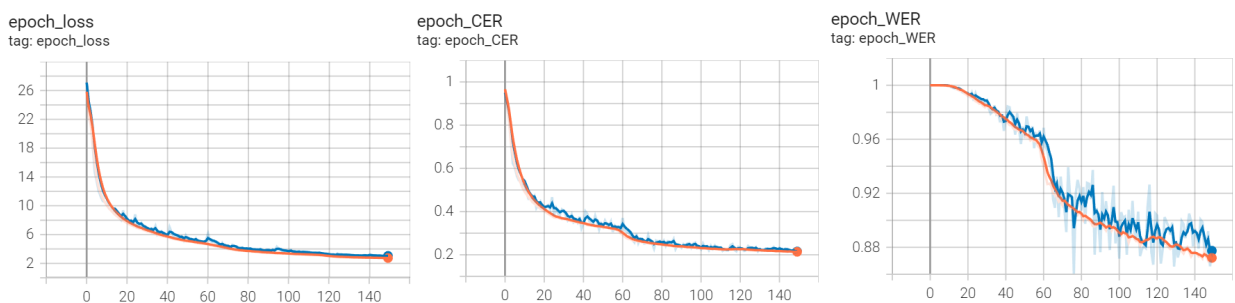


Рис. 11: Результаты обучения MRNet-S

Обучение распознавателя.

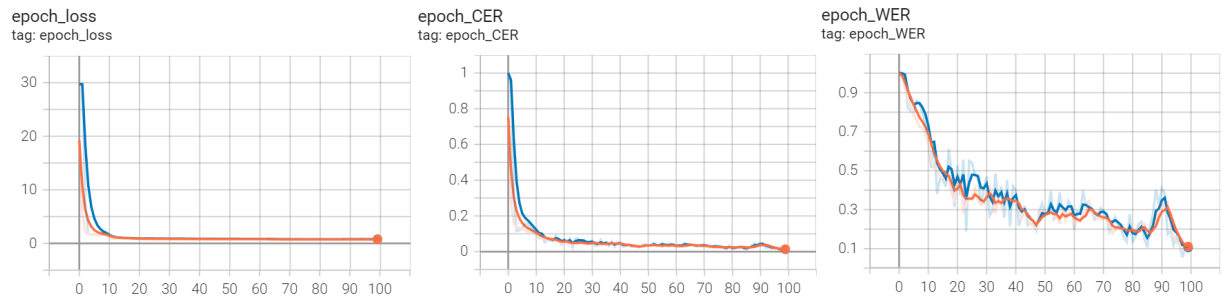


Рис. 12: Результаты обучения MRNet-M

Для обучения модели MRNet-S был использован ранее подготовленный датасет, содержащий изображения автомобильных номеров. Обучение модели происходило на платформе Kaggle с использованием GPU NVIDIA Tesla P100 в течение 4 часов и включало 100 эпох с размером батча в 512 изображений (Рис. 12).



Рис. 13: Пример работы распознавателя

4. Тестирование

В рамках данной работы был произведен анализ результатов реализованных нейронных сетей: детектора и распознавателя.

- **Условия эксперимента.** Характеристики машины на которой проводилось тестирование: процессор Intel(R) Core(TM) i5-10300H, видеокарта NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti, размер оперативной памяти 8GB.
- **Метрики.** В рамках данного эксперимента для каждой из обученных нейросетей замерялись скорость обработки 1 изображения, а также:
 1. Для детектора: показатели точности (precision) и чувствительности (recall), среднеквадратичной ошибки (box_loss), перекрестной энтропии (dfl-loss) и ошибки предсказаний прямоугольника с объектом (loss_cls), а кроме этого показатели mAP _0.5 и mAP _0.5:0.9, которые характеризуют среднюю точность распознавания объектов при различных порогах уверенности.
 2. Для распознавателя: Word Recognition Rate (WRR) — точность распознавания, которая определяется как процент правильно распознанных слов, Character Recognition Rate (CRR) — точность распознавания, которая определяется как процент правильно распознанных символов.
- **Результаты.** Результаты (Таб. 2 и 3) демонстрируют, что предложенный способ может эффективно и точно функционировать в режиме реального времени.

Таблица 2: Точные результаты обучения YOLOv8s.

Precision	Recall	PR	F1-score	MAP50	MAP50-95	Speed(1img)
0.93	0.92	0.96	0.92	0.95	0.81	23.4 ms

Таблица 3: Точные результаты обучения MRNet-M.

WRR	CRR	Speed(1img)
0.98	0.90	25ms

Заключение

В данной работе был предложен новый подход к распознаванию автомобильных номеров в режиме реального времени по видео на маломощных устройствах. Теоретическая значимость заключается в формировании подхода, на основе которого можно распознавать автомобильные номера в режиме реального времени, способного работать в сильно ограниченных условиях, что несомненно является важным шагом в развитии методов и алгоритмов функционирующих на устройствах с ограниченными ресурсами. Практическая значимость проекта заключается в полученных результатах, которые могут использоваться в качестве основы для дальнейших исследований в области машинного обучения и распознавания объектов с ограниченными ресурсами. Для достижения цели работы были решены следующие задачи:

- Собран и обработан датасет для обучения детектора и распознавателя номерных знаков;
- Проанализированы существующие подходы, применимые в области распознавания объектов, в частности на устройствах с низкой производительностью;
- Обучены детектор и распознаватель, точность которых равняется 0.96 и 0.9 соответственно;
- Проведена экспериментальная оценка точности и времени работы полученного решения;

Направления будущей работы. В дальнейшем планируется повышение точности распознавания автомобильных номеров в условиях недостаточной видимости, применение методов сжатия модели для оптимизации скорости работы, а также апробация на реальных устройствах, таких как, смартфоны, видеорегистраторы, Яндекс Авто и/или прочие.

Список литературы

- [1] ANPR Cloud [Электронный ресурс] // Carmen ANPR Cloud (SaaS) : [сайт]. [2020]. URL: <https://www.iapacific.co.nz/anpr-cloud> (дата обращения: 07.03.2023).
- [2] Anyline [Электронный ресурс] // Anyline : [сайт]. [2019]. URL: <https://anyline.com/> (дата обращения: 07.03.2023).
- [3] CCPD (Chinese City Parking Dataset, ECCV) [Электронный ресурс] // GitHub : [сайт]. [2019]. URL: <https://github.com/detectRecog/CCPD> (дата обращения: 02.04.2023).
- [4] CLPD (China License Plate Dataset) [Электронный ресурс] // GitHub : [сайт]. [2020]. URL: https://github.com/wangpengnorman/CLPD_dataset (дата обращения: 02.04.2023).
- [5] Carmen FreeFlow [Электронный ресурс] // Carmen FreeFlow : [сайт]. [2020]. URL: <https://adaptiverecognition.com/products/carmen-freeflow/> (дата обращения: 07.03.2023).
- [6] Dataset CLPN [Электронный ресурс] // Roboflow Universe : [сайт]. [2022]. URL: <https://universe.roboflow.com/ali-mooaid/clpn> (дата обращения: 02.04.2023).
- [7] Dataset LPD (Licence Plate Detector) [Электронный ресурс] // Roboflow Universe : [сайт]. [2023]. URL: <https://universe.roboflow.com/ibn-tofail-dbss7/license-plate-detector-urj0d> (дата обращения: 02.04.2023).
- [8] Dataset Nomeroff [Электронный ресурс] // Nomeroff Net : [сайт]. [2019]. URL: <https://nomeroff.net.ua/datasets/> (дата обращения: 02.04.2023, 12.05.2023).
- [9] Dataset OIDv6 [Электронный ресурс] // Roboflow Universe : [сайт]. [2021]. URL: <https://universe.roboflow.com/new-workspace-lov6t/oidv6-kdhfr> (дата обращения: 02.04.2023).

- [10] Dataset OYSDU [Электронный ресурс] // Roboflow Universe : [сайт]. [2022]. URL: <https://universe.roboflow.com/licenseplateexample/license-plates-oysdu> (дата обращения: 02.04.2023).
- [11] Dataset P2LPD [Электронный ресурс] // Roboflow Universe : [сайт]. [2023]. URL: <https://universe.roboflow.com/gayatri-vidya-parishad-college-of-engineering/project2-urtxr> (дата обращения: 02.04.2023).
- [12] Fused faster RCNNs for efficient detection of the license plates / Naaman Omar, Adnan Mohsin Abdulazeez, Abdulkadir Sengur, Salim Ganim Saeed Al-Ali // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. — 2020. — Vol. 19, no. 2. — P. 974–982. — URL: https://www.researchgate.net/publication/343367497_Fused_faster_RCNNs_for_efficient_detection_of_the_license_plates.
- [13] Ke Xiao, Zeng Ganxiong, Guo Wenzhong. An Ultra-Fast Automatic License Plate Recognition Approach for Unconstrained Scenarios // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. — 2023. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10024427>.
- [14] License Plate Detection and Recognition in Real-time Based on Deep Learning on Mobile Platforms / Syed Tahir Hussain Rizvi, Denis Patti, Tomas Björklund et al. // Future Internet. — 2020. — Vol. 9, no. 4. — P. 66. — URL: <https://www.mdpi.com/1999-5903/9/4/66>.
- [15] License plate location based on Haar-like cascade classifiers and edges / Yuanxing Zhao, Jing Gu, Chui Liu et al. // 2010 second WRI global congress on intelligent systems / IEEE. — Vol. 3. — 2010. — P. 102–105. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5709333>.

- [16] Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks / Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu et al. // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. — 2018. — P. 4510–4520.
- [17] New approach to vehicle license plate location based on new model YOLO-L and plate pre-identification / Weidong Min, Xiangpeng Li, Qi Wang et al. // IET Image Processing. — 2019. — Vol. 13, no. 7. — P. 1041–1049. — URL: https://www.researchgate.net/publication/332038768_A_New_Approach_to_Vehicle_License_Plate_Location_Based_on_New_Model_YOLO-L_and_Plate_Pre-identification.
- [18] OpenALPR [Электронный ресурс] // OpenALPR A Recor Solution Suite : [сайт]. [2014]. URL: <https://www.openalpr.com/> (дата обращения: 07.03.2023).
- [19] Pham The-Anh. Effective deep neural networks for license plate detection and recognition // The Visual Computer. — 2023. — Vol. 39, no. 3. — P. 927–941.
- [20] Plate Recognizer [Электронный ресурс] // Plate Recognizer Snapshot ALPR : [сайт]. [2018]. URL: <https://platerecognizer.com/> (дата обращения: 07.03.2023).
- [21] PlateSmart Technologies [Электронный ресурс] // PlateSmart : [сайт]. [2021]. URL: <https://www.platesmart.com/> (дата обращения: 07.03.2023).
- [22] Real time license plate detection using openCV and tesseract / Rahul R Palekar, Sushant U Parab, Dhrumil P Parikh, Vijaya N Kamble // 2017 international conference on communication and signal processing (ICCSP) / IEEE. — 2017. — P. 2111–2115. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8286778>.
- [23] Sharma Nitin, Dahiya Pawan Kumar, Marwah Baldev Raj. Performance comparison of various techniques for automatic licence plate

- recognition systems // International Journal of Cloud Computing. — 2022. — Vol. 11, no. 2. — P. 138–156.
- [24] Sighthound ALPR [Электронный ресурс] // Sighthound : [сайт]. [2019]. URL: <https://www.sighthound.com/products/alpr> (дата обращения: 07.03.2023).
- [25] Silva Sergio Montazzolli, Jung Claudio Rosito. Real-time license plate detection and recognition using deep convolutional neural networks // Journal of Visual Communication and Image Representation. — 2020. — Vol. 71. — P. 102773. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1047320320300237>.
- [26] Towards Automatic License Plate Recognition in Challenging Conditions / Fahd Sultan, Khurram Khan, Yasir Ali Shah et al. // Applied Sciences. — 2023. — Vol. 13, no. 6. — URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/6/3956>.
- [27] Weihong Wang, Jiaoyang Tu. Research on license plate recognition algorithms based on deep learning in complex environment // IEEE Access. — 2020. — Vol. 8. — P. 91661–91675. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9092977>.
- [28] A robust attentional framework for license plate recognition in the wild / Linjiang Zhang, Peng Wang, Hui Li et al. // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. — 2020. — Vol. 22, no. 11. — P. 6967–6976. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9120208>.
- [29] М.В. Абрамов Д.А. Ельцов. АВТОМАТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ АВТОМОБИЛЬНЫХ НО-МЕРОВ В ВИДЕОРЕЯДЕ: АДАПТАЦИЯ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ СМАРТФОНА // Системный анализ и информационные технологии / Вестник ВГУ. — 2022. — P. 1–10. — URL: ---.
- [30] НомерОК [Электронный ресурс] // НомерОК : [сайт]. [2022]. URL: <https://avtonomerok.net/> (дата обращения: 07.03.2023).

- [31] Онокой Л.С. Морев Е.А. ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В ЭКОНОМИКЕ И ОБРАЗОВАНИИ. — Russia : Дискуссия, 2021. — Р. 104. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-tehnologiy-kompyuternogo-zreniya-v-ekonomike-i-obrazovanii>