

--- 1 слайд ---

Добрый день уважаемые слушатели, меня зовут Грудинин Михаил, моей темой является "Распознавание дорожной разметки парковочных мест по fisheye камерам". Научный руководитель - Литвинов Юрий Викторович, консультант - Осечкина Мария Сергеевна.

--- 2 слайд ---

Распознавание разметки парковочных мест с камер — важный элемент автоматизации парковки.

В условиях растущего числа автомобилей и ограниченного пространства для парковки, автоматические системы становятся все более востребованными.

Традиционно для этих целей используются камеры стандартного типа, такие как pinhole. Однако, с развитием технологий, все большее внимание привлекают камеры кругового обзора (fisheye), охватывающие широкий угол обзора. Это снижает количество необходимых камер, что делает систему более эффективной и экономически выгодной.

На сегодняшний день в открытом доступе готовых решений найдено не было, что подчеркивает актуальность и новизну темы. Проблема адаптации существующих решений для работы с fisheye камерами связана с геометрическими искажениями изображения, что требует разработки новых подходов и методов обработки данных.

--- 3 слайд ---

Целью работы является разработка системы для распознавания дорожной разметки парковочных мест на изображениях, полученных с fisheye камер автомобиля.

Задачи:

Провести обзор существующих решений распознавания дорожной разметки парковочного места

Реализовать модуль распознавания на основе лучшего метода

Оценить эффективность разработанной системы на тестовых данных и провести анализ результатов

--- 4 слайд ---

Рассмотрим существующие решения

Классические методы (выделение границ, фильтрация, цветовая сегментация) просты и быстры, но ограничены точностью, что делает их непригодными для сложных задач, таких как сегментация дорожной разметки. Кроме того, распознавание только разметки парковочных мест невозможно из-за ограничений этих алгоритмов.

Нейросетевые методы значительно точнее, особенно в сложных сценах, но требуют высоких вычислительных ресурсов и качественных данных.

--- 5 слайд ---

Например, рассмотрим алгоритм Кэнни, он обладает низкой точностью, часто выделяя шумы и посторонние объекты. Он не универсален, так как требует настройки параметров для каждой сцены. Например, при одинаковых параметрах на левой фотографии разметка распознана точно, а на правой почти не обнаружена.

--- 6 слайд ---

Были рассмотрены популярные архитектуры нейронных сетей, применяемые для задач детекции и сегментации. Их характеристики приведены в таблице.

Поскольку необходимо реализовать модуль, способный эффективно решать задачи детекции парковочных мест и сегментации дорожной разметки при учёте вычислительных ограничений, сверточные нейронные сети YOLOv8 для детекции и DeepLabv3+ для сегментации являются оптимальным выбором. Обе архитектуры демонстрируют сбалансированные показатели точности и скорости.

--- 7 слайд ---

в открытом доступе на данную тему не так много fisheye датасетов.

Для задачи детекции парковочного места удалось найти pinhole датасет Parking Finder, а для задачи сегментации дорожной разметки удалось найти единственный fisheye датасет WoodScape.

--- 8 слайд ---

Для задачи детекции рассмотрим метрику mAP, которая измеряет, насколько хорошо модель определяет объекты на изображении, сравнивая их с эталонными разметками.

Для задачи сегментации рассмотрим метрику IoU, которая измеряет степень совпадения предсказанной области сегментации и истинной разметки

Рассмотрим платформы для обучения нейросетей.

Платформа Colab предоставляла 4,5 часа по бесплатной подписке и одну видеокарту NVIDIA Tesla T4.

Платформа Kaggle предоставляла 30 часов работы в неделю по бесплатной подписке и две видеокарты NVIDIA Tesla T4. В контексте нашей задачи обе платформы обладают схожими возможностями и различаются лишь доступным количеством часов. Поэтому для максимального увеличения времени использования вычислительных ресурсов задействуем обе платформы.

--- 9 слайд ---

Поскольку готового fisheye датасета для сегментации дорожной разметки парковочного места найти не удалось, для решения задачи будем следовать следующим пунктам:

Обработка pinhole датасета парковочных мест: преобразуем изображения, применяя fisheye фильтр, и избавимся от снимков с уличных камер

Детекция парковочных мест на fisheye-изображениях: обучим модель, которая будет определять расположение парковочных мест

Семантическая сегментация дорожной разметки на fisheye изображениях: обучим модель, которая будет получать маску всей дорожной разметки

Объединение результатов моделей, решающих задачу сегментации и детекции: реализуем алгоритм, который выделит из всей дорожной разметки только ту, которая имеет пересечение с ограничивающей рамкой обнаруженного парковочного места

--- 10 слайд ---

При обучении DeepLabV3+ были использованы следующие параметры:

Экстрактор признаков (backbone): ResNet-50 — остаточная сеть глубиной 50 слоёв, которая используется для извлечения признаков из изображения. Этот бэкбон обеспечивает баланс между вычислительной эффективностью и точностью

Размер батча: 4 — выбран из-за ограничений памяти видеокарты, так как модели сегментации требуют значительных вычислительных ресурсов

Оптимизатор: Adam — один из самых популярных оптимизаторов, основанный на модификации метода градиентного спуска с использованием моментума и адаптивного изменения скорости обучения

Функция потерь: Кросс энтропия. Она измеряет разницу между двумя вероятностными распределениями: истинным распределением меток и предсказанным распределением.

Количество эпох: 20 — выбрано с учётом ограниченного времени вычислительных ресурсов и размера датасета, что обеспечило достаточную сходимость модели.

--- 11 слайд ---

При обучении YOLOv8 были использованы следующие параметры:

Размер батча: 32 — большее значение по сравнению с DeepLabV3+ из-за оптимизированного механизма обработки данных и меньших вычислительных требований при обучении детекторов

Оптимизатор: Auto — автоматический выбор оптимизатора, который подбирает наиболее эффективный метод для текущего датасета и задачи, обеспечивая лучшее сочетание скорости и точности

YOLOv8 использует комбинированную функцию потерь:

- Для регрессии координат — (IoU/CIoU).
- Для оценки вероятности наличия объекта — (BCE Loss).
- Для классификации объектов по классам — (BCE Loss).

Количество эпох: 250 — выбрано с учётом ограниченного времени вычислительных ресурсов и размера датасета, что обеспечило достаточную сходимость модели.

--- 12 слайд ---

на слайде представлен пример работы детекции парковочных мест при помощи YOLO и сегментации дорожной разметки при помощи DeepLabV3+.

--- 13 слайд ---

на слайде представлена работа алгоритма, который сочетает результаты моделей YOLO и DeepLabV3+.

--- 14 слайд ---

Для тестирования YOLO была выбрана метрика mAP и обработанный fisheye фильтром датасет Parking Finder

Для тестирования DeerpLabV3+ была выбрана метрика IoU и датасет WoodScape

--- 15 слайд ---

В результате экспериментального исследования YOLO v8 показала mAP50, равную 75%

ниже представлены графики, левая часть - лосс функции, а справа значения метрик. видим что лосс функция падает, метрика растет, а значит модель обучается корректно

--- 16 слайд ---

В результате экспериментального исследования DeerpLabV3+ показала IoU, равную 79%

На слайде представлен график лосс функции на тренировочной и валидационной выборках. Метрика IoU считалась один раз после обучения модели.

--- 17 слайд ---

Были изучены существующие решения, благодаря которым удалось понять, что нейросетевой подход будет самым оптимальным

Был реализован модуль распознавания дорожной разметки парковочных мест при помощи сверточных нейросетей

Сравнение с другими подходами пока не выполнено, так как текущие наборы данных и модели, доступные в открытом доступе, не обладают аналогичными характеристиками или аннотациями, подходящими для данного проекта. В дальнейшем планируется провести сравнение, как только будет найден сопоставимый набор данных или опубликованы результаты по схожим задачам.