

УДК 004

КОМПЬЮТЕРНОЕ ЗРЕНИЕ ДЛЯ ДВИЖЕНИЯ АВТОНОМНОГО ТРАНСПОРТА В УСЛОВИЯХ ГОРОДСКОЙ СРЕДЫ

Д. И. Елисеев

*Белорусский государственный университет, Беларусь, Минск,
danilae007@gmail.com*

Исследованы особенности применения компьютерного зрения для позиционирования автономного транспорта в условиях городской среды и обучение нейронных сетей для повышения точности распознавания объектов. Рассмотрены различные методы для обеспечения автономного передвижения автономного транспорта и решения проблем неточности работы системы с использованием только компьютерного зрения. Продемонстрированы преимущества использования методов компьютерного зрения по сравнению с классическими методами.

Ключевые слова: компьютерное зрение; автономный транспорт; нейронная сеть; распознавание объектов.

COMPUTER VISION FOR AUTONOMOUS TRANSPORT MOVEMENT IN AN URBAN ENVIRONMENT

D. I. Eliseev

Belarussian state university, Belarus, Minsk, danilae007@gmail.com

The features of the use of computer vision for the positioning of autonomous transport in an urban environment and the training of neural networks to improve the accuracy of object recognition are investigated. Various methods are considered to ensure the autonomous movement of autonomous transport and to solve the problems of inaccuracy of the system using only computer vision. The advantages of using computer vision methods in comparison with classical methods are demonstrated.

Keywords: computer vision; autonomous transport; neural networks; object recognition.

Введение

Компьютерное зрение для движения автономного транспорта – это важная область исследований, которая в последние годы получила широкое распространение. С развитием технологий и ростом популярности автономного транспорта, возникает все больше задач, связанных с его

навигацией в условиях городской среды. Решение этих задач связано с необходимостью разработки и использования новых методов и алгоритмов компьютерного зрения, позволяющих автоматически обрабатывать данные, получаемые с камер и других датчиков, чтобы автономные транспортные средства могли определять свое местоположение, ориентироваться в пространстве и принимать решения в режиме реального времени.

Цель данной работы состоит в изучении и анализе современных методов и алгоритмов компьютерного зрения для движения автономного транспорта в условиях городской среды, а также их практическом применении на примере конкретных проектов и экспериментов. В работе будут рассмотрены основные задачи, связанные с компьютерным зрением для автономного транспорта, а также методы и алгоритмы их решения, включая обработку изображений и видео, распознавание объектов, построение векторов и другие. По результатам анализа будут сделаны выводы о преимуществах и ограничениях существующих методов и предложены возможные направления для дальнейшего исследования и развития данной области.

Распознавание полосы движения с использованием компьютерного зрения

Процесс построения детектора состоит из трех основных шагов:

1. Предобработка данных, фильтрация от шума и векторизация изображения.

2. Обновление состояния линий дорожной разметки по данным из первого шага.

3. Рисование обновленных линий и других объектов на исходном изображении

Сперва мы должны сделать предобработку данных, а затем векторизовать в понятный для алгоритмов вид. Общий пайплайн для предобработки и векторизации исходного изображения следующий.

Сначала мы преобразуем исходное RGB-изображение в HSV — именно в этой цветовой модели удобно выделять диапазоны конкретных цветов (а нас интересуют оттенки жёлтого и белого для определения полос движения). После перевода изображения в HSV некоторые рекомендуют применить размытие по Гауссу, но в моём случае оно снизило качество распознавания. Следующая стадия — бинаризация (преобразование изображения в бинарную маску с интересующими нас цветами: оттенками желтого и белого).

Наконец, мы готовы векторизировать наше изображение. Применим два преобразования:

1. Детектор границ Кэнни: алгоритм оптимального определения границ, который рассчитывает градиенты интенсивности изображения, а затем с помощью двух порогов удаляет слабые границы, оставляя искомые (мы используем (280, 360)) как пороговые значения в функции `canny`.

2. Преобразование Хафа: получив границы с помощью алгоритма Кэнни, мы можем соединить их с помощью линий. Главное, что, применив это преобразование, мы получаем набор линий, каждая из которых, после небольшой дополнительной обработки и фильтрации, становится экземпляром класса `Line` с известным углом наклона и свободным членом.

Очевидно, что верхняя часть изображения вряд ли будет содержать линии разметки, поэтому её можно не принимать в расчёт. Способов два: либо сразу закрасить верх нашей бинарной маски черным, либо подумать над более умной фильтрацией линий. Я выбрал второй способ: я посчитал, что всё, что находится выше линии горизонта, не может быть линией разметки.

Линию горизонта (`vanishing point`) можно определить по той точке, в которой сходится правая и левая полоса движения.

Распознавание дорожных знаков с помощью нейронных сетей

Распознавание дорожных знаков является одним из важных задач компьютерного зрения, которые могут быть решены с помощью нейронных сетей. Эта технология может быть использована для автоматического распознавания дорожных знаков и определения их значения на основе изображений, полученных с камер, установленных на автомобиле или другом устройстве.

Для реализации распознавания дорожных знаков мы можем использовать Python и OpenCV, которые являются одними из наиболее популярных инструментов в области компьютерного зрения. Кроме того, мы можем использовать нейронные сети, которые предоставляют более точные результаты, чем традиционные методы компьютерного зрения.

После сбора изображений необходимо провести их обработку, чтобы они могли быть использованы для тренировки нейронной сети. Обработка включает в себя: ресайз изображений до единого размера, приведение их к одному формату, например, в черно-белое изображение, а также приведение к одному масштабу, чтобы сделать их сопоставимыми.

После обработки изображений необходимо разделить их на три категории: тренировочные данные, тестовые данные и данные для валида-

ции. Тренировочные данные используются для обучения нейронной сети, тестовые данные используются для проверки точности распознавания на уже знакомых данных, а данные для валидации используются для проверки точности на неизвестных данных.

Для улучшения точности распознавания дорожных знаков нашей нейронной сетью, мы можем использовать аугментацию данных. Аугментация данных - это процесс искусственного создания новых изображений, на основе существующих данных. Например, мы можем повернуть изображение на небольшой угол или изменить яркость, чтобы создать новые изображения, которые будут использоваться для тренировки нейронной сети.

Таким образом, первый этап работы по созданию системы распознавания включает: сбор и подготовку данных, а также создание тренировочных, тестовых и валидационных наборов данных. Качество данных и их подготовка являются ключевыми факторами для обучения точной и эффективной нейронной сети для распознавания дорожных знаков.

Заключение

В ходе данного данной работы был разработан программный комплекс для решения задачи по распознаванию линий дорожной разметки и построению вектора движения. А также распознавание автомобилей на ней.

В ходе работы были применены такие технологии как компьютерное зрение и нейронные сети. В ходе реализации были проработаны разные виды реализации задач распознавания объектов, и поиск оптимального решения для каждой части задачи по позиционированию автономного транспорта в условиях городской среды. Также в ходе исследования данной задачи, была выявлена основная проблема подхода использования компьютерного зрения – это большое количество шумов в изображении.

И большая часть работы алгоритма сводится к обработке изображения и уменьшения воздействия шумов на дальнейшую работу алгоритма. Такие как выделение рабочей зоны и работы в ее пределах максимально исключая объекты который нам не нужны.

Как следствие, можно сказать, что мы становимся свидетелями того, как беспилотные автомобили медленно появляются на наших дорогах. Вряд ли в следующие 5 лет мы увидим их как массовое явление: ни алгоритмы, ни инфраструктура еще не доросли. Однако, с приходом V2V (автомобили обмениваются информацией напрямую друг с другом) / V2I (автомобили обмениваются информацией с дорожной инфраструктурой) возможно появятся специальные зоны беспилотного транспорта, где

можно будет вызвать привычный Uber/Яндекс и доехать за полчаса на беспилотнике до работы.

Библиографические ссылки

1. *Веренцов С. И. и др.* Байесовская вероятностная локализация автономного транспортного средства путем ассимиляции сенсорных данных и информации о дорожных знаках //Компьютерные исследования и моделирование. – 2018. – Т. 10. – №. 3. – С. 295-303.

2. *Агафонов А. А., Юмаганов А. С.* Сравнение методов детектирования трехмерных объектов в задаче автономного вождения транспортных средств //Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2020). – 2020. – С. 277-284. Следование линии на основе OpenCV // https://github.com/tprlab/pitanq-dev/tree/master/selfdrive/follow_line

3. *Нам Д. З., Ивановский С. А.* Приближённые алгоритмы локализации мобильного робота //Системы анализа и обработки данных. – 2014. – №. 2 (55). – С. 109-121.

4. *Матвеева С. О.* Локализация мобильного робота //Энергетические и электротехнические системы. – 2016. – С. 226-235.

5. *Нам Д. З., Ивановский С. А.* Оптимизация алгоритма локализации мобильного робота с использованием триангуляции карты //Известия СПбЭТУ «ЛЭТИ». – 2015. – №. 2. – С. 26-32.

6. *Беркаев А. Р., Ненашев А. А., Ключиков А. В.* Разработка системы локализации и позиционирования мобильного робота //Математические методы в технике и технологиях-ММТТ. – 2020. – Т. 12. – С. 152-157.

7. *Валаа О., Громов В. С.* Исследование системы навигации для мобильных роботов на основе одновременной локализации и построения карты //Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2020. – Т. 20. – №. 3.