

# Сравнение алгоритмов обнаружения объектов в задаче оценки плотности автомобильных Потоков

П.Е. Жгутов  
Рязанский государственный радиотехнический  
университет имени В.Ф. Уткина  
Рязань, Россия  
zhgutovp@mail.ru

В.С. Муравьев  
Рязанский государственный радиотехнический  
университет имени В.Ф. Уткина  
Рязань, Россия  
muraviev.v.s@rsreu.ru

**Аннотация** — Данная работа посвящена сравнению нейросетевого и классического подходов к обнаружению объектов в рамках задачи, по оценке плотности автомобильных потоков. Рассматривается возможность использования нейросетевого алгоритма, как более точного, надежного и универсального. Цель работы состоит в оценке точности работы каждого из алгоритмов и сравнения полученных результатов. На основе проведенного исследования были показаны преимущества нейросетевого алгоритма в точности обнаружения и подсчета транспортных средств. За счет этого выросла общая эффективность оценки плотности автомобильного потока.

**Ключевые слова** — оценка плотности автомобильного потока, метод выделения движения, нейросетевой алгоритм обнаружения, YOLO

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время решение задач мониторинга и анализа дорожного трафика является важнейшим шагом к совершенствованию транспортной инфраструктуры.

Большинство систем мониторинга и анализа дорожного трафика строится на основе оценки загруженности транспортных потоков. Оценка заключается в подсчете транспорта на определенном участке дороги. Подсчет может осуществляться с помощью всевозможных датчиков, однако наиболее надежным способом посчитать количество транспортных средств является использование систем видеофиксации, представляющих собой совокупность алгоритмов обработки изображений и устройств видеофиксации. В настоящее время подобные системы активно используются в системах автоматического управления дорожным движением (АСУДД). В большинстве случаев система представляет собой комплекс, состоящий из «умной» камеры и простого алгоритма обнаружения и подсчета транспортных средств. В качестве алгоритмов обнаружения объектов могут использоваться методы, основанные на особых точках, оптическом потоке или на основе машинного обучения (SVM, GBT и т.д.), однако наибольшее распространение получили комплексы, в которых обнаружение транспортных средств производится с помощью метода выделения движения. Данный метод отличается простотой и высокой скоростью работы, однако низкая точность и надежность алгоритма вынуждают использовать дополнительные эвристические методы, которые усложняют итоговый алгоритм и снижают его скорость функционирования. В данной работе рассматривается возможность применения нейросетевых алгоритмов обнаружения в контексте задачи подсчета транспортных средств и

сравнение результатов работ нейросетевого и классического алгоритмов [1] обнаружения транспортных средств.

## 2. МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЯ

Метод выделения движения заключается в нахождении модуля разности между текущим кадром и оценкой фона, в качестве которой может использоваться как предыдущий кадр, так и любой другой кадр, полученный ранее, либо результат фильтрации временной последовательности [1]. Разностное изображение  $I_{разнст}$  формируется следующим образом:

$$I_{разнст} = |I_i - F|, \quad (1)$$

$I_i$  – изображение на текущем кадре,  $F$  – оценка фона.

На основе разностного изображения вычисляется бинарное путем попиксельного сравнения  $I_{разнст}$  с порогом:

$$B = I_{разнст} > T, \quad (2)$$

где  $B$  – бинарное изображение,  $T$  – порог бинаризации.

Порог может рассчитываться на основе оценивания дисперсии яркости во времени или принимать фиксированное значение. Полученное бинарное изображение обрабатывается для устранения шума и уменьшения степени фрагментации сегментов. На основе отфильтрованного бинарного изображения вычисляются основные параметры сегментов [2].

Данный метод обладает низкой вычислительной сложностью и хорошо подходит для реализации на «умных камерах», однако высокая точность работы может быть достигнута только в условиях близких к идеальным. Дождливая погода, темное время суток или зимний сезон серьезно увеличивают количество ошибок, допускаемых алгоритмом. Существует еще одна проблема – обнаружение протяженных автомобилей и/или остановок транспортных средств. Классификацию транспортных средств, необходимую при оценке плотности автомобильных потоков, очень сложно реализовать при всех существующих проблемах.

## 3. ОБНАРУЖЕНИЕ АВТОМОБИЛЕЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВОГО АЛГОРИТМА

В сравнении с классическим методом обнаружения объектов нейросетевой алгоритм обладает более высокой точностью и универсальностью. Главными проблемами нейросетевых алгоритмов являются потребность в большой размеченной базе данных и

производительном аппаратном обеспечении. Однако существующий уровень технологий и постоянное совершенствование нейронных сетей уже позволяют современным алгоритмам функционировать в режиме реального времени, сохраняя высокие показатели точности. В качестве аналога классическому методу обнаружения объектов в данной работе выбран нейросетевой алгоритм YOLO (You Only Look Once). Данный алгоритм позволяет обнаружить, локализовать и классифицировать транспортное средство, что существенно упрощает дальнейшую оценку плотности автомобильного потока. Преимущества данного алгоритма заключаются в возможности использовать упрощенные версии (YOLOv3/v4 Tiny, YOLOv5 Nano), обладающие высокой скоростью работы и приемлемой точностью.

#### 4. СРАВНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ОЦЕНКИ ПЛОТНОСТИ АВТОМОБИЛЬНЫХ ПОТОКОВ

В данной работе проведено сравнение алгоритмов оценки плотности транспортного потока на основе метода выделения движения [3], уже реализованного и используемого на дорогах общего пользования, и нейросетевого алгоритма обнаружения объектов на основе YOLO. Для сравнения с классическим алгоритмом была выбрана третья версия нейросетевого алгоритма YOLOv3, обученная на наборе данных COCO (Common Object on Context). Выбор третьей версии алгоритма обусловлен высокой совокупностью качества и скорости обнаружения объектов, а также удобством использования и обучения данного алгоритма. Подсчет транспорта в данном алгоритме основан на вычислении метрики *IoU* (Intersection over Union) в заданной зоне. Метрика учитывает площади пересечения и объединения объекта и зоны, а также изменение расстояния между центрами координат объекта и зоны во времени. Обработка остановок и возможных многократных срабатываний алгоритма на одном объекте осуществляется с помощью межкадрового сопоставления найденных объектов. Скорость работы нейросетевого алгоритма составила 45 кадров в секунду. Полная скорость работы алгоритма составила 30 кадров в секунду при использовании видеокарты NVIDIA GTX 1080 ti.

Сравнение двух алгоритмов проводилось на нескольких видеосюжетах длительностью в несколько сотен кадров, полученных от стационарных камер видеонаблюдения, установленных над дорожным полотном. Видеосюжеты включали в себя кадры, снятые в разное время суток и в разных погодных условиях (снег, дождь, ясная погода). Подсчет проводился в каждой из 4-х полос движения. Для оценки точности

работы алгоритма оценивалось отношение количества подсчитанных алгоритмом автомобилей к реальному количеству проехавших транспортных средств. Результаты работы алгоритмов сведены в таблицу 1.

Таблица 1. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ АЛГОРИТМОВ

| Метод обнаружения объектов | Точность оценки плотности транспортного потока, % |        |        |        |               |
|----------------------------|---|--------|--------|--------|---------------|
|                            | Зона 1  | Зона 2 | Зона 3 | Зона 4 | По всем зонам |
| Нейросетевой подход        | 96  | 100    | 100    | 95     | 97,8          |
| Метод выделения движения   | 83  | 84     | 50     | 80     | 74,3          |

На основе результатов испытаний был сделан вывод о заметно более высокой точности нейросетевого алгоритма, работающего в режиме реального времени. Ряд ошибок, допускаемых нейросетевым алгоритмом, обусловлен наличием перспективных искажений объектов, приближающихся к камере наблюдения, и отсутствием в выборке объектов, учитывающих специфику задачи. Предполагается, что в дальнейшем будет выполнено трансферное обучение с использованием новой выборки, учитывающей особенности наблюдаемых объектов.

#### 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе проводилось сравнение нейросетевого и классического подходов к решению задачи оценки плотности автомобильного потока. На основе сравнения были показаны преимущества нейросетевого алгоритма. В дальнейшем планируется создание собственной обучающей базы данных, учитывающей региональную специфику дорожного движения. Предполагается обучение собственной модели и проработка возможности упрощения нейронной сети.

#### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Алпатов, Б.А. Подходы к обнаружению и оценке параметров движущихся объектов на видеопоследовательности применительно к транспортной аналитике / Б.А. Алпатов, П.В. Бабаян, М.Д. Ершов // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44, № 5. – С. 746-756.
- [2] Redmon, J. YOLOv3: An incremental improvement / J. Redmon, A. Farhadi // arXiv:1804.02767. – 2018.
- [3] Ершов, М.Д. Алгоритмы обработки изображений для решения задач анализа дорожной обстановки / М.Д. Ершов, Н.Ю. Шубин // Цифровая обработка сигналов. – 2017. – Т. 3. – С.63-67.