

АЛГОРИТМ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ ВОССТАНОВЛЕНИЯ МАТРИЦЫ ПЕРЕМЕШИВАНИЯ ТРАНСПОРТНЫХ ПОТОКОВ НА ПЕРЕКРЕСТКЕ ПО ВИДЕОДАНЫМ

М.В. Яшина

Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет (МАДИ)
Россия, 125319, Москва, Ленинградский проспект, 64
E-mail: yash-marina@yandex.ru

П.Г. Серов

Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)
Россия, 125993, Москва, Волоколамское шоссе, 4
E-mail: pasha-serov0@mail.ru

Ключевые слова: нейронные сети, реальное время, компьютерное зрение.

Аннотация: Доклад посвящен разработке алгоритмов реального времени восстановления матрицы перемешивания транспортных потоков на перекрестке с использованием видеоданных. Основной акцент делается на применении нейросетей в сочетании с классическими методами для оптимизации процесса восстановления. Исследование представляет несколько вариантов решений, включая внедрение и обучение нейронной сети для анализа потоков движения и реконструкции матрицы перемешивания. В рамках доклада рассматриваются технические аспекты использования нейросетей, их обучение на видеоданных и интеграция с традиционными методами обработки изображений. Производительность и точность предложенных алгоритмов оцениваются на реальных сценариях транспортных потоков на перекрестках. Результаты исследования могут быть полезны для улучшения управления транспортными системами и повышения безопасности на дорогах.

1. Введение

В современном мире транспортная инфраструктура становится все более сложной, предъявляя новые требования к системам управления транспортными потоками. Оптимизация движения на перекрестках является ключевым аспектом управления городскими транспортными потоками. Одним из перспективных методов решения данной проблемы является использование алгоритмов реального времени для восстановления матрицы перемешивания транспортных потоков на перекрестках.

Этот подход, основанный на анализе видеоданных, предоставляет возможность эффективного управления движением на перекрестках, учитывая динамику транспортных потоков в реальном времени. В свете этого, статья представляет алгоритм реального времени восстановления матрицы перемешивания, основанный на видеоданных. Данная методика стремится обеспечить точность и эффективность определения перемещения транспортных средств на перекрестках, что в конечном итоге способствует оптимизации городского движения.

Основываясь на существующих исследованиях, мы предлагаем новый подход к решению задачи восстановления матрицы перемешивания. Алгоритм представляет собой инновационную комбинацию методов компьютерного зрения и анализа данных, что делает его более эффективным и точным по сравнению с существующими решениями.

В данной статье мы подробно описываем предложенный алгоритм и анализируем потенциал его применения в реальных условиях. Развитие подобных технологий обещает значительное улучшение управления транспортными потоками и повышение безопасности движения в городах.

Как отмечено, в данной работе используется обнаружение объектов с использованием компьютерного зрения. Область компьютерного зрения в обнаружении объектов можно разделить на два основных метода: одноэтапное обнаружение объектов и двухэтапное обнаружение объектов [1-17]. Фундаментальная разница (рис. 1) между этими методологиями, заключается в использовании предварительного предположения о местонахождении объекта (Region Proposal Network, RPN) в двухэтапном детекторе. Одноэтапные детекторы, такие как YOLOv7, достигают более высокой вычислительной эффективности по сравнению с двухэтапными детекторами, не используя RPN. Согласно исследованию Ванга и др., YOLOv7 демонстрирует превосходную производительность по сравнению с текущими моделями обнаружения объектов в терминах как скорости, так и точности. По словам авторов, YOLOv7 обеспечивает переменную производительность со скоростью от 5 до 160 кадров в секунду (FPS), при этом достигая самого высокого уровня точности с средней точностью (AP) 56,8%. Это делает YOLOv7 ведущей системой обнаружения объектов в реальном времени с точностью.

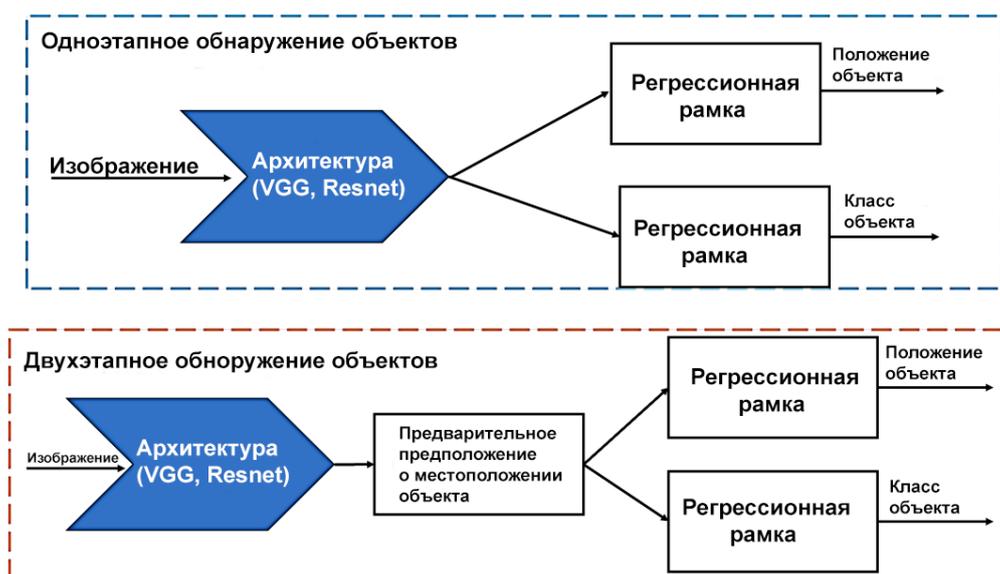


Рис. 1. Пример одноэтапной и двухэтапной схемы обнаружения.

Основные цели данного исследования, следующие:

- создание алгоритмов, способных адекватно и точно реагировать на динамику транспортных потоков на перекрестках, обеспечивая реальное время выполнения;
- повышение точности определения перемещения автомобилей и других транспортных средств на перекрестках при использовании видеоданных;

- объединение методов компьютерного зрения и анализа данных с целью создания комплексного и масштабируемого подхода к восстановлению матрицы перемешивания;
- предоставление инструмента для эффективного управления движением на перекрестках, что в конечном итоге должно привести к оптимизации городского транспорта;
- оценка эффективности разработанных алгоритмов в реальных городских сценариях с различными уровнями нагрузки и сложности транспортных потоков.

Следующие разделы данной статьи организованы следующим образом: Раздел 2 предоставляет подробное объяснение предложенного алгоритма YOLOv7, вместе с обоснованием его использования. Раздел 3 предоставляет подробное описание методологии реализации, используемой в нашем исследовании. Раздел 4 предоставляет оценку эффективности различных алгоритмов в реальных городских сценариях. Раздел 5 предоставляет подробное заключение на основе результатов этого исследования.

2. Предложенный алгоритм YOLOv7

2.1. Введение в YOLOv7

2.1.1. Общая архитектура. Архитектура YOLO основана на FCNN (полностью сверточная нейронная сеть). Сеть YOLO состоит из трех основных компонентов (рис. 2).

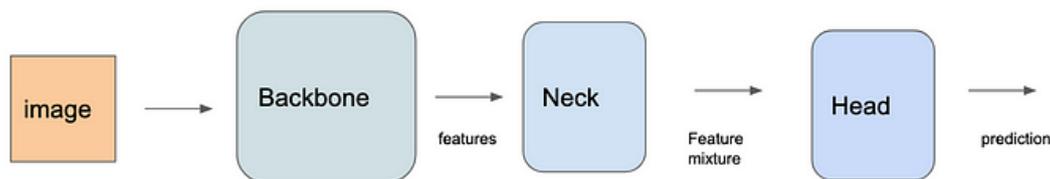


Рис. 2. Общая архитектура YOLO на высоком уровне.

- backbone (магистраль): сверточная нейронная сеть создает функции изображений, т.е. вложения;
- neck (шея): набор слоев нейронной сети, который объединяет и смешивает функции, чтобы передать их на следующий этап для прогнозирования;
- head (голова): использует особенности шеи и создает результаты прогнозирования.

2.1.2. Принципы работы и особенности обнаружения объектов. Алгоритм YOLO, использует методологию, которая рассматривает обнаружение объектов как проблему регрессии. Это предполагает разделение ограничивающих рамок и соответствующих вероятностей классов на отдельные пространственные объекты [1]. По сути, процессы классификации и расчета местоположения ограничивающей рамки происходят одновременно. Алгоритм начинает работу с разделения изображения на сетку размером $N \times N$. Впоследствии для каждой ячейки сетки он делает прогнозы относительно расположения ограничивающих рамок, уровня достоверности присутствия объекта и вероятности его класса. Следовательно, алгоритм выполняет весь процесс обнаружения и классификации объектов за один обход изображения.

2.2. Обоснование выбора YOLOv7

Выбор алгоритма YOLOv7 был обусловлен его доказанной способностью достигать баланса между скоростью и точностью. Модель YOLOv7 является

высокоадаптивной и многофункциональной моделью, используемой в области компьютерного зрения. Она обладает способностью выполнять широкий спектр задач, включая обнаружение объектов, классификацию, сегментацию экземпляров и определение положения. Методология включает различные техники, такие как расширенная эффективная сеть дальнего внимания (E-ELAN), масштабирование модели с использованием моделей на основе конкатенации и репараметризация свертки. Эти техники улучшают устойчивость и эффективность модели в решении задачи обнаружения автомобилей на перекрестке. Интеграция различных стратегий в YOLOv7 достигает благоприятного равновесия между эффективностью обнаружения объектов и точностью результатов.

3. Реализация алгоритма в городских условиях

3.1. Модель перекрестка

Перекресток имеет вид: четырехсторонний X-образный, где имеется 4 потока транспортных средств 1, 2, 3, 4 (рис. 3). То есть из 1 можно попасть в 2, 3, 4, из 2 – 1, 3, 4, из 3 – 1, 2, 4, из 4 – 1, 2, 3. Линии в виде прямых на графике (рис. 3), кодируют направление. Фиксируем автомобиль N_i и получаем его трек - кривая:

$$j_i = (x_i(t), y_i(t)),$$

где t – фиксированный момент времени. Для каждого автомобиля ищем направления движения. Чтобы найти расщепление потока представим его в виде следующей матрицы:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{n2} \\ a_{13} & a_{23} & \dots & a_{n3} \end{pmatrix},$$

где a_{n1}, a_{n2}, a_{n3} – направление движения налево, прямо и направо соответственно, а n – номер автомобиля.

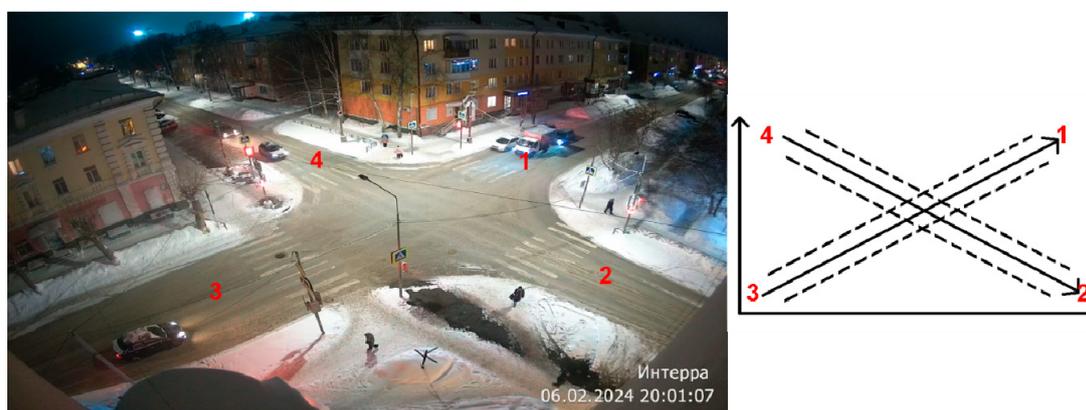


Рис. 3. Разметка на координатной плоскости.

4. Заключение

В заключение, представленная статья описывает перспективный подход к оптимизации управления транспортными потоками на перекрестках через использование алгоритма реального времени для восстановления матрицы перемешивания транспортных потоков на основе видеоданных. Предложенный метод,

основанный на инновационной комбинации методов компьютерного зрения и анализа данных, обещает эффективное управление движением на перекрестках, учитывая динамику транспортных потоков в реальном времени.

Основываясь на результате исследований, предложен алгоритм, который выделяется своей точностью и эффективностью в сравнении с существующими решениями. Важной особенностью предложенного метода является использование одноэтапного обнаружения объектов, такого как YOLOv7, что обеспечивает высокую вычислительную эффективность и переменную производительность в реальном времени.

Подход, описанный в статье, имеет потенциал значительно улучшить управление транспортными потоками, что приведет к оптимизации городского движения и повышению безопасности на дорогах. Дальнейшее развитие подобных технологий обещает значительный вклад в современную транспортную инфраструктуру, сделав управление транспортными потоками более эффективным и адаптированным к изменяющимся условиям на дорогах.

Список литературы

1. Buslaev A.P., Dorgan V.V., Kuzmin D.M., Prikhodko V.M., Travkin V.U., Yashina M.V. Recognition of Images and Monitoring of Road Conditions Traffic Flows and Safety // J. Vestnik MADI. 2015. No. 4. P. 102-109.
2. Lukanin V.N., Buslaev A.P., Trofimenko Y.V., Yashina M.V. Modelling and optimal control of transport flows in megapolis // International Journal of Vehicle Design. 1998. Vol. 19, No. 3. P. 267-281.
3. Lukanin V.N., Buslaev A.P., Novikov A.V., Yashina M.V. Traffic flows modelling and the evaluation of energy-ecological parameters. Part I // International journal of vehicle design. 2003. Vol. 33, No. 4. P. 381-399.
4. Lukanin V.N., Buslaev A.P., Novikov A.V., Yashina M.V., Traffic flows modelling and evaluation of energy-ecological parameters. Part II // International Journal of Vehicle Design. 2003. Vol. 33, No. 4. P. 400-421.
5. Kozlov V.V., Buslaev A.P., Bugaev A.S., Yashina M.V., Schadschneider A., Schreckenberg M. Preface // Traffic and Granular Flow, 2013.
6. Buslaev A., Yashina M., Abyshov R., Kotovich I. Mathematical Problems of Pattern Recognition for Traffic // The IEEE Computer Society's Conference Publishing Services (CPS). 2010. P. 1133-1135.
7. Yashina M.V., Vinogradov A.V. On traffic control means recognition in intelligent monitoring and traffic safety // Traffic and Granular Flow 2011. Springer, 2013. P. 439-452.
8. Buslaev A.P., Yashina M.V., Yashin V.B. On recovery of 3D objects by projection // WorldComp – 2010. International Conference of Image. Processing Computer Vision and Pattern Recognition (IPCV '10). 2010. P. 873-881.
9. Buslaev A.P., Wang N.J., Guo J.M., Yashina M.V. On recovery of plane object shape by projections // IPCV – The 2009 World Congress in Computer Science Computer Engineering and Applied Computing (WORLDCOMP-09). 2009. P. 222-226.
10. Sochor J., Spañhel J., Herout A. BoxCars: Improving Fine-Grained Recognition of Vehicles Using 3-D Bounding Boxes in Traffic Surveillance // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2019. Vol. ITS-20, No. 1. P. 97-108.
11. Simon M., Rodner E. Neural activation constellations: Unsupervised part model discovery with convolutional networks // Proc. Int. Conf. Comput. Vis. (ICCV). 2015. P. 1-9.
12. <http://trafficdata.ru>.
13. Pospelov P.I., Le Duc Long, A.G. Tatashev, Yashina M.V. Methodology of assessing the regulated crossing throughput with a dedicated lane for ground public transport based on a probabilistic model // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2021. Vol. 1159, No. 1. P. 012084.
14. Pospelov P.I., Yashina D.S. Optimization of Parking Space Based on Video Analysis of Traffic Flow Characteristics // 2021 Systems of Signal Synchronization Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO). 2021. P. 1-4.
15. Daganzo C.F. The cell transmission model: A dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory // Transportation Research Part B: Methodological. 1994. Vol. 28, No. 4. P. 269-287.

16. Lighthill M.J., Whitham G.B. On kinematic waves. II. A theory of traffic flow on long crowded roads // Proceedings of the Royal Society of London. 1956. Vol. 229, No. 1178. P. 317-345.
17. Pospelov P.I., Lavrov O.S., Yashina M.V., Vanin V.O., Savchenkova Y.S. Video-Based Method of Markovian Matrix Recovery for Road Intersection Control // 2022 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. Moscow, Russian Federation, 2022. P. 1-6, doi: 10.1109/IEEECONF53456.2022.9744090.