



Умный транспорт для умного города

Применение ИИ и технологии Edge Computing для мониторинга и видеоаналитики пассажиропотока на городском транспорте

Февраль 2021



Executive summary проекта

Цели:

- Мониторинг и аналитика пассажиропотока
- Повышение собираемости оплаты за проезд

Средства:

- Сверточная нейронная сеть
- Алгоритмы машинного зрения
- Технология Edge Computing

Рынок:

- Городские транспортные сети региональных городов России

Новизна:

- Неограниченное масштабирование проекта

Умный город:

- Геолокация транспортных средств, «тепловая» карта миграции пассажиров на транспорте города



Элементы искусственного интеллекта

Предиктивная модель:

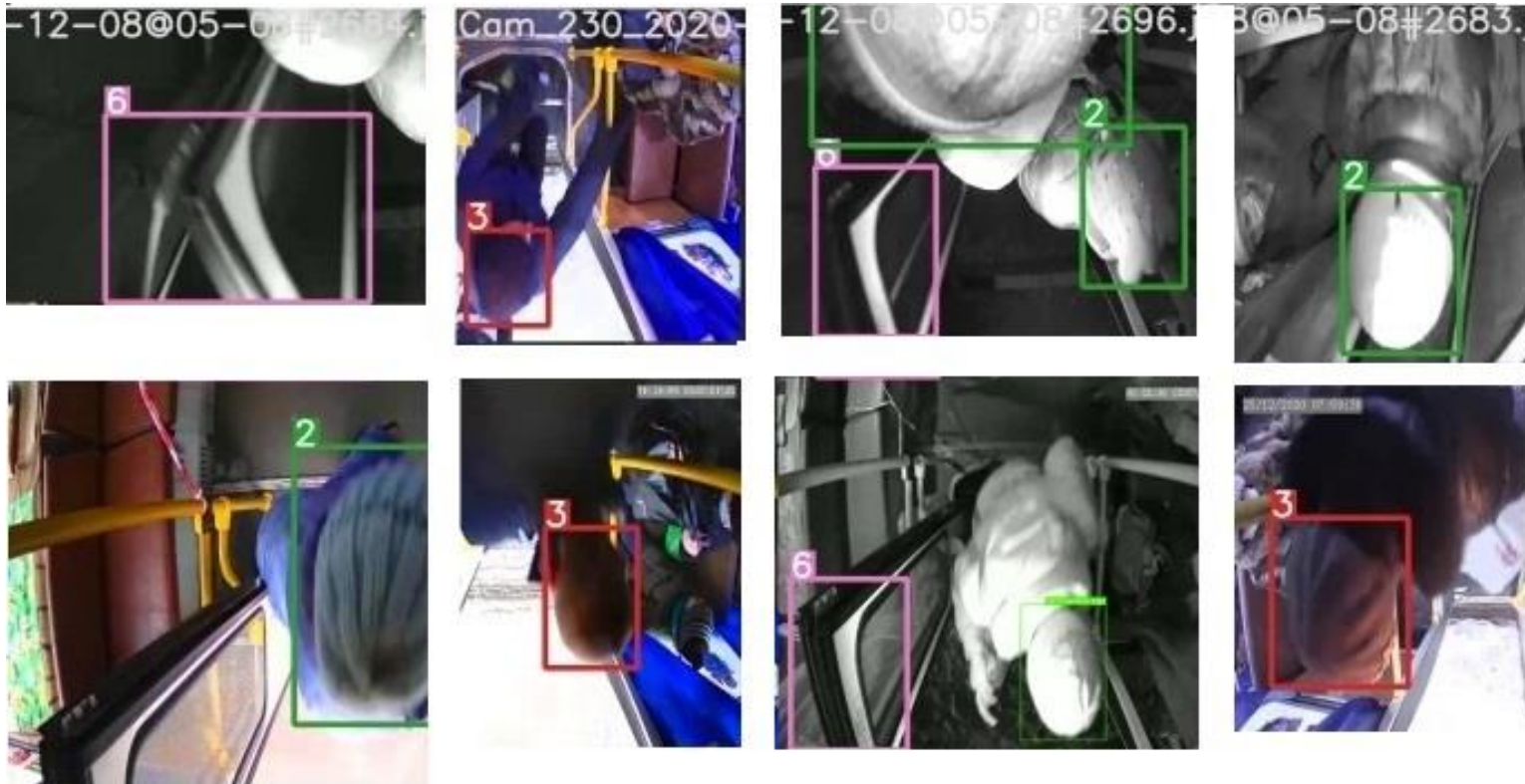
- Сверточные нейронные сети (CNN)

Методика:

- Обучение CNN под управлением (supervised learning)

Конвейер данных (pipeline):

- Маркированный видеопоток с камер на дверьми автобуса





Общая схема

Pipeline используется для пре-процессинга большого объема данных

CNN тренируется распознавать «**головы**» и их **части**

В процессе мониторинга CNN на каждом кадре классифицирует объекты

Далее алгоритмы используют результаты CNN для мониторинга и аналитики



Мониторинг 2D:
Желтая рамка относится
к категории «блондин».
Синяя – категория «брюнет».



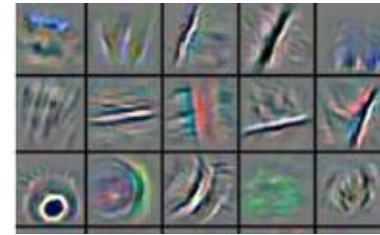
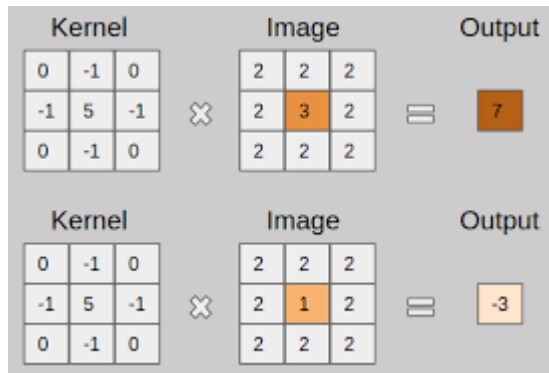
Примеры стандартных эпизодов



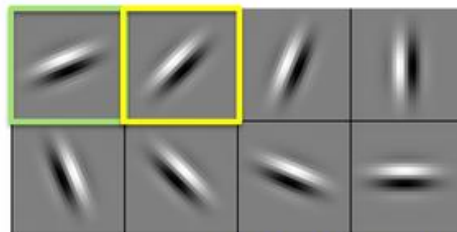


Сверточные нейронные сети (CNN)

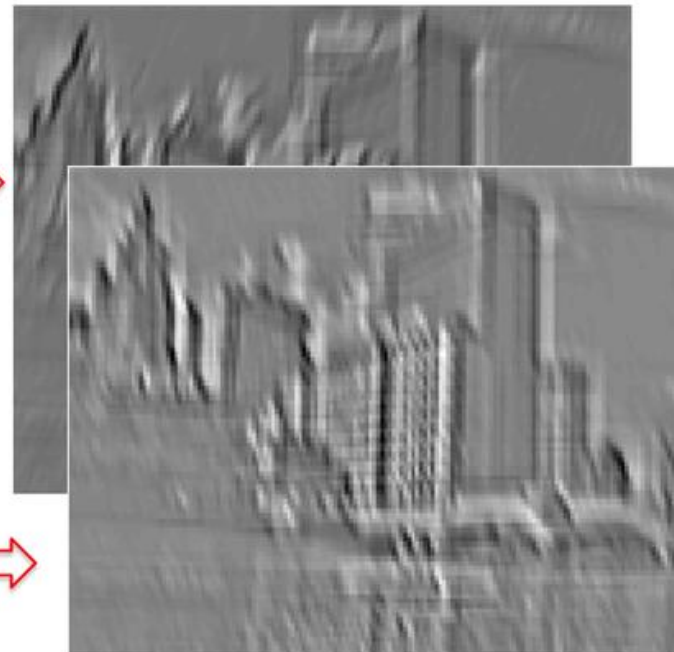
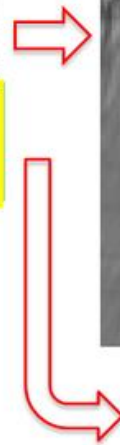
CNN – это нейронная сеть, которая имеет несколько специализированных начальных слоев (layers). В них производится преобразование графических данных.



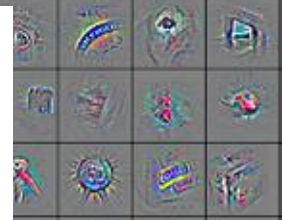
Input image



Filter bank (to be learned)



Feature maps





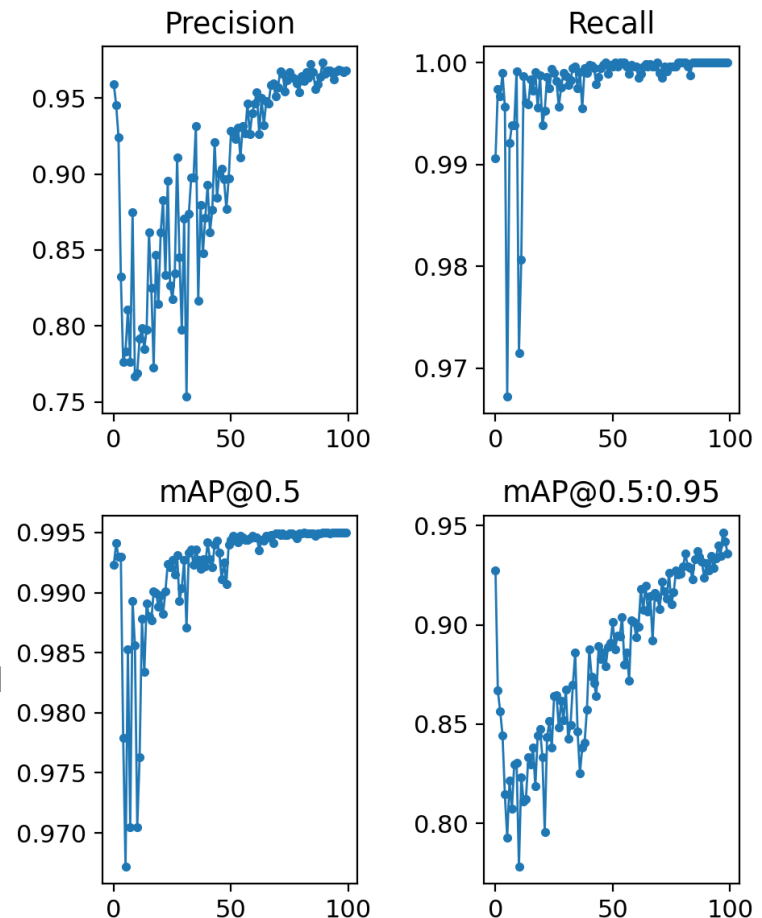
Точность и аккуратность CNN

Стандартные метрики оценки качества предсказаний CNN.
При обучении CNN использовалось 5-fold cross-validation.

Precision - процент правильно предсказанных объектов класса **A** от объектов всех классов, предсказанных как класс **A**

Recall - процент правильно предсказанных объектов класса **A** от всех объектов класса **A**

mAP - мера усредненной точности предсказаний с учетом пересечения реального и предсказанного охватывающего прямоугольника





Зачем нужны алгоритмы машинного зрения?

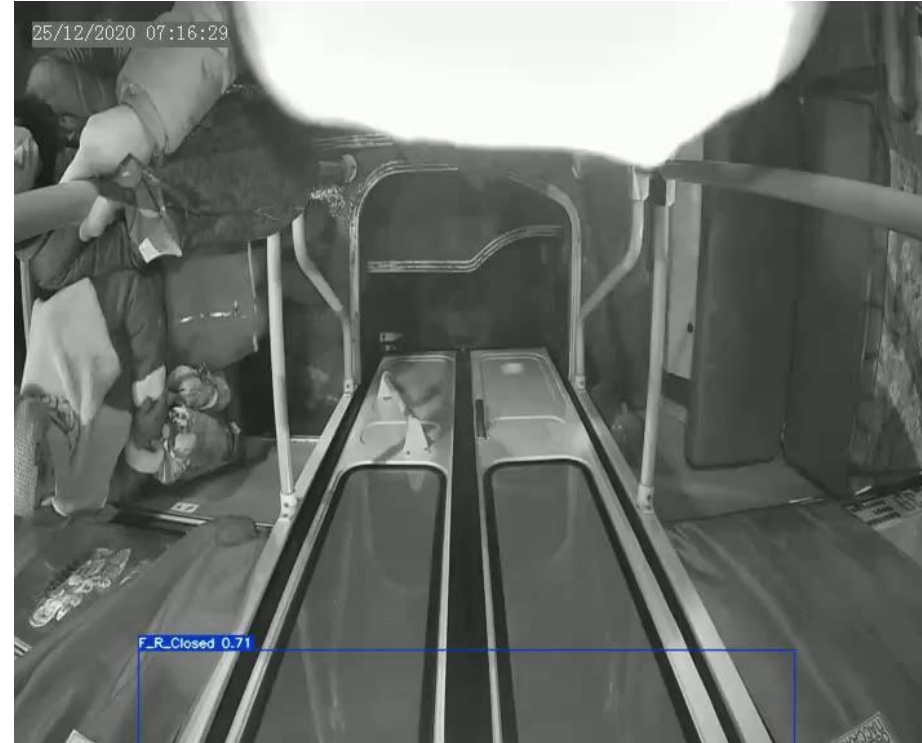
- Аккуратность распознавания объектов у современных нейронных сетей не превышает 90%
- Часто на камеру попадают тени на полу, отражения на стекле дверей, Че Гевара на майках и т.п.
- Пересечение линии двери не гарантирует что пассажир вошел или вышел
- Иногда рюкзак на спине воспринимается нейронной сетью как матерчатая кепка или шапка

Для разрешения этих ситуаций нужны алгоритмы, которые имеют контекст текущей ситуации и могут принять рациональное решение

Например, алгоритм «знает», что пассажир, которого он ведет 5 последних кадров, двигался к двери со скоростью X . На текущем кадре нейронная сеть пассажира не распознала, но с большой уверенностью алгоритм может предположить, что за $1/25$ сек пассажир не изменил направления своего движения



Примеры нестандартных эпизодов





Cloud Computing (традиционный подход)

Облачные вычисления

1. Камеры ТС в течение дня отправляют видеопоток на видеосервер
2. Специальная программа в облаке в конце дня загружает все видеопотоки в облачное хранилище
3. В облаке на мощном сервере находится настроенная нейронная сеть, которая обсчитывает эти видеопотоки

Эта схема довольно дорогая и работает для небольшого числа ТС. Она плохо масштабируется.

Пример: Нижний Новгород, 1000 автобусов.

Видео с камеры: 704x576 пикселей, 25 кадров/сек, 15 часов = 6 Гбайт

Видео с автобуса: две двери, 6 Гбайт x 2 = 12 Гбайт

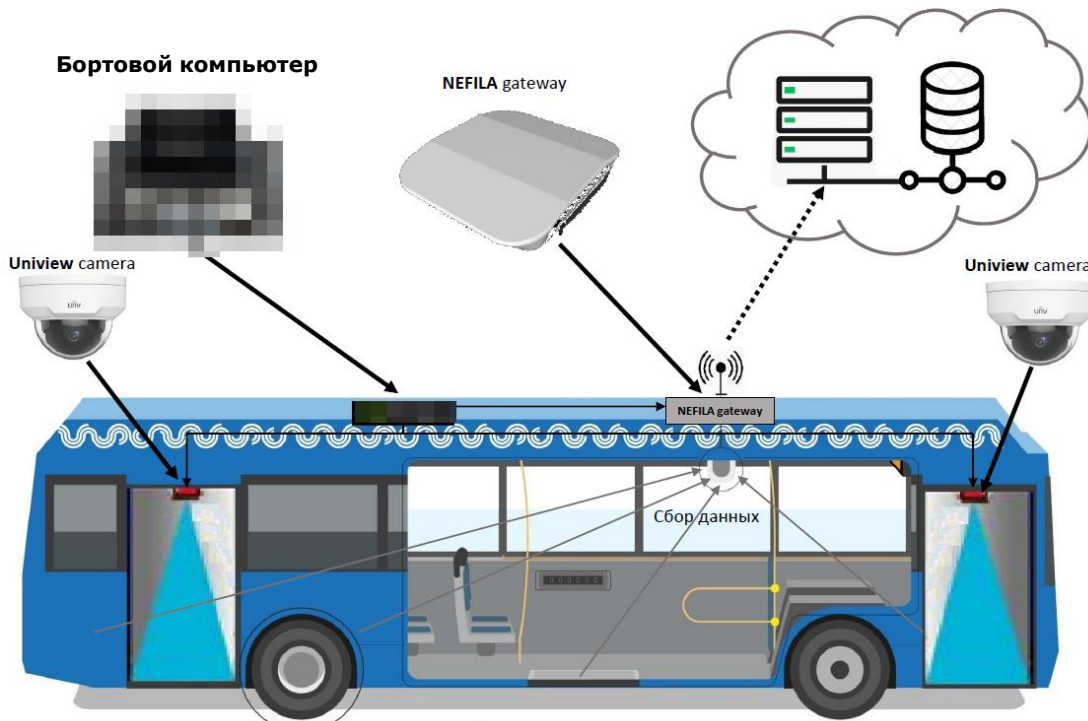
Видео с 1000 автобусов: 12 Гбайт x 1000 = **12 Тбайт**

**12 терабайтов в конце дня надо передать по интернету в облако!
Сколько автобусов сможет обсчитать стандартный облачный сервер?**



Мы использовали схему Edge Computing

Edge computing реализует парадигму распределенных вычислений. При этом вычисления и хранение данных максимально приближены к месту, где они используются



Нам удалось «сжать» CNN и алгоритмы, чтобы они поместились в небольшой бортовой компьютер.

Бортовой компьютер в состоянии обрабатывать видеопоток с камер в реальном времени.

Бортовой компьютер относительно недорогой

*Отпала необходимость в пересылке видеопотока в облако.
Масштабируемость не ограничена.*



Руководитель ИИ проектов

Геннадий Суворов

Тел: +7 925 800 7797

<https://www.smart-4.ru/>





Перспективы Проекта в Умном Городе

При интеграции в Умный Город Проект может:

- Оценивать загруженность маршрутов
- Строить «тепловую» карту общественного трафика
- Препятствовать воровству и «черному» налу
- Отслеживать нештатные ситуации
- Мониторить потоки и скопления в толпе

Для 3D мониторинга пассажиропотока достаточно осуществить трекинг движения «проекций» их стаканов на пол

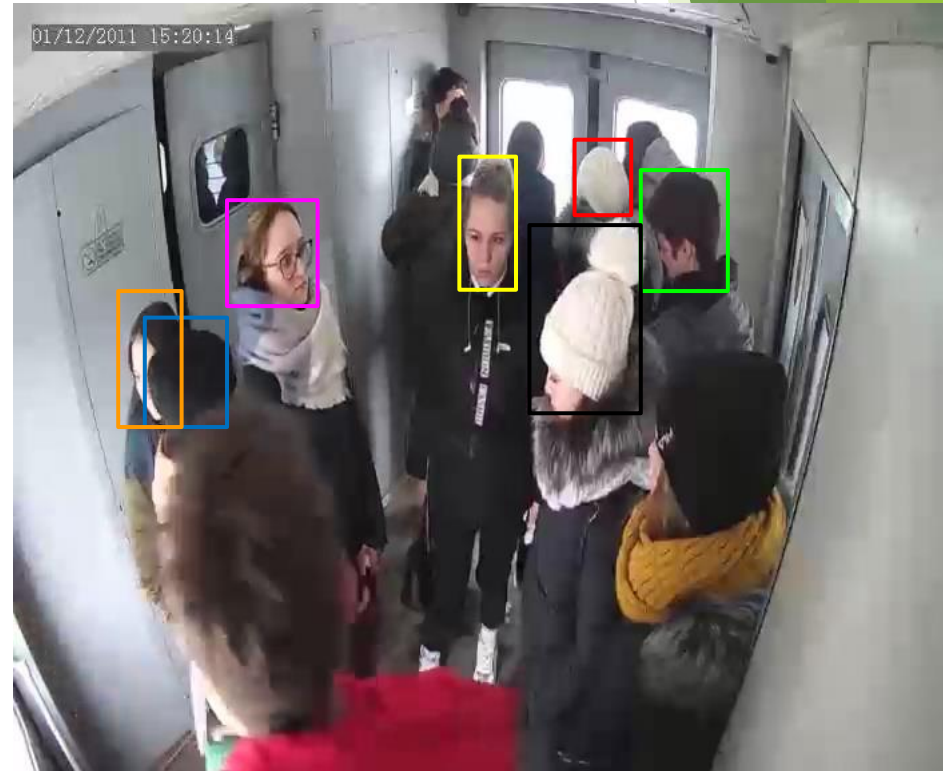




Мониторинг 3D: Проблемы распознавания объектов

Некоторые проблемы (видео из электрички г. Самара):

- ✓ Лицо объекта с синей рамкой не видно на правой камере
- ✓ Объект с черной рамкой практически не виден на левой камере
- ✓ Лицо объекта с оранжевой рамкой видно только частично на обеих камерах
- ✓ Объекты с черной и красной рамками очень похожи

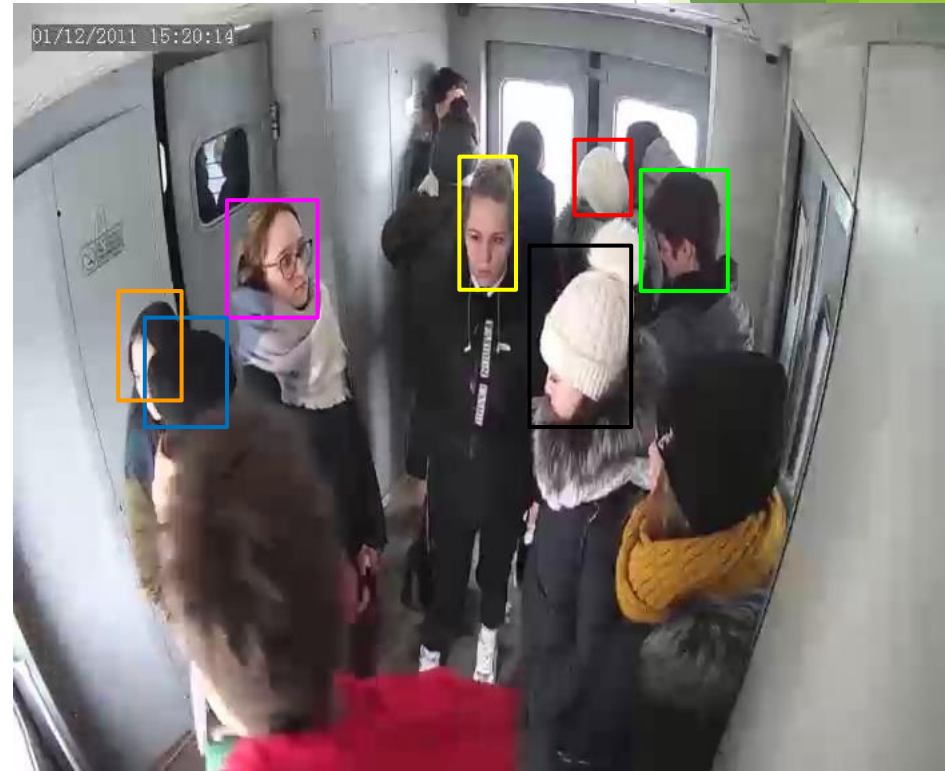




Мониторинг 3D: перспектива

Модель интеллектуального трекинга включает в себя:

- ✓ Две 2D CNN для детекции лиц и их частей в 2D пространстве
- ✓ 3D пространство, координаты камер и тамбура в этом пространстве
- ✓ Обычную NN, натренированную на определение 3D координат стакана, в котором находится данный объект
- ✓ Алгоритм трекинга проекций «стаканов» в 2D пространстве пола тамбура





Тепловая карта общественного транспорта

Такая карта будет похожа на Яндекс Карты, но будет показывать движение пассажиров, а не автомобилей

