

ПОИСК НАРУШЕНИЙ ПРАВИЛ ДОРОЖНОГО ДВИЖЕНИЯ В ВИДЕОПОТОКЕ

А. Г. Лелевич, Д. А. Куликов

Гродненский государственный университет им. Янки Купалы, г. Гродно

Научный руководитель: А. М. Кадан канд. техн. наук, доцент

В современном мире всё большее применение находит система видеонаблюдения. При всё возрастающем количестве камер актуальным становится автоматический сбор и анализ данных с них для последующего принятия решения либо автоматически, либо с участием человека о действиях в возникшей ситуации. Актуальность работы обусловлена также тем, что информация, получаемая в результате обработки видеоданных математическими алгоритмами, позволяет по новому строить логику работы всего охранного видеонаблюдения, меняя отношение к системам безопасности в целом и превращая их из простого подспорья охранной службы в решения, сосредоточившие в себе новейшие достижения науки.

Целью работы является исследование возможностей открытого программного обеспечения по применению методов детектирования движущихся объектов в видеопотоке и построения трека их движения, а также разработка ПО для поиска нарушений правил дорожного движения.

Задачей обнаружения объектов является их точное определение и классификация, а также построение ограничивающих рамок, которые будут охватывать обнаруженный объект. Рассмотрим два подхода, основанные на сверточных нейронных сетях. Первый из них представляет собой двухэтапный подход, в основном представленный архитектурой Faster-RCNN, а второй - одноэтапный подход, представленный YOLO.

Метод Faster-RCNN был одним из первых предложений, направленных на использование обученной сверточной модели для задачи обнаружения объектов. Это предложение появилось как усовершенствование Fast-RCNN, для которой требовался список объектов-кандидатов, сгенерированный отдельным модулем, известным как модуль объектности. С этой целью обычно использовался подход выборочного поиска. Наличие дополнительного модуля для поиска объектов-кандидатов влечет за собой уменьшение производительности всей модели. Таким образом, основной целью Faster-RCNN было уменьшить эти накладные расходы с помощью сверточной архитектуры, обученной для задачи обнаружения объектов.

Двухэтапный подход, предложенный Faster-RCNN, является основным недостатком модели. Метод YOLO (You Only Look Once) создан с целью его устранения и обнаруживает объекты за один просмотр входного изображения.

Исходное изображение разбивается на клетки фиксированного размера (обычно 13x13). Каждая клетка является якорем, к которому прикрепляются предполагаемые области. То есть вокруг клетки рисуются несколько прямоугольников

для определения объекта (поскольку непонятно, какой формы прямоугольник будет наиболее подходящим, их рисуют сразу несколько и разных форм), и их позиции, ширина и высота вычисляются относительно центра этой клетки. Далее для каждой области вычисляется показатель уверенности, что она содержит объект. После этого отсеиваются те области, у которых этот показатель больше определенного порога. В итоге на изображении остаются только те прямоугольники, которые с большой вероятностью содержат объект. После этого используется техника NMS (non-max suppression), чтобы отфильтровать предсказанные области таким образом, чтобы для одного объекта была только одна такая область.

Стоит также отметить, что YOLO предсказывает в трех разных масштабах. То есть изображение делится на 64, 256 и 1024 клетки. Это необходимо для определения также и маленьких объектов. На момент написания работы последней версией является YOLO 8. Она работает быстрее и точнее и позволяет кроме всего прочего осуществить сегментацию экземпляров.

Задача слежения за объектами отличается от обнаружения объектов тем, что здесь задача не просто определить объекты на кадре, но еще и связать информацию с предыдущих кадров таким образом, чтобы не терять объект, или сделать его уникальным.

То есть методы слежения включают в себя методы обнаружения для определения объектов, и другие алгоритмы для понимания какой объект на новом кадре принадлежит какому из предыдущего кадра.

Рассмотрим наиболее популярные методы слежения за объектами. Метод SORT (Simple Online And Realtime Tracking) подразумевает алгоритмический подход к отслеживанию объектов при помощи детекции. Этот метод игнорирует прочие элементы за пределами детектируемого объекта. SORT использует местоположение и размер области с обнаруженным объектом как для оценки движения, так и для сопоставления данных по кадрам. В качестве детектора объектов может использоваться Faster-RCNN или YOLO. Перемещение объектов в последовательных кадрах оценивается с помощью линейной модели постоянной скорости, которая не зависит от других объектов и движения камеры. Для реализации задачи сопоставления данных, используются новые целевые состояния для прогнозирования местоположения объекта, которые затем сравниваются с обнаруженной областью на текущем временном интервале. Венгерский алгоритм используется для выбора оптимальной области. Может работать при частоте 60 кадров в секунду.

Несмотря на хорошую производительность с точки зрения точности трекинга, SORT демонстрирует большое количество ошибок идентификации объектов. Это приводит к невозможности работы по сложным сценариям: появление помех, изменение ракурсов камеры и т.д. Чтобы преодолеть эти ограничения, DeepSORT заменяет метод сопоставления более сложным методом, который объединяет информацию о движении объекта и его внешнем виде. Например, добавлена метрика расстояния. Основная ее идея состоит в получении вектора

признаков, который можно использовать для представления полученного изображения. Данный метод работает точнее своего предшественника, но при этом наблюдается падение производительности.

Метод StrongSORT берет за основу DeepSort и улучшает его с точки зрения идентификации объекта и построения траектории его движения. В отличие от многих методов, которые объединяют частичные траектории в полные траектории, что влечет за собой падение производительности, указанный метод использует модель AFLink для построения треков движения с соблюдением хорошего баланса между скоростью и точностью. Кроме того используется интерполяция с гауссовым сглаживанием на основе регрессии гауссова процесса для устранения недостающего обнаружения. Метод обладает большей точностью, но производительность находится на уровне DeepSort.

Перед анализом нарушений правил дорожного движения на видео, необходимо получить объекты, их принадлежность к определенному классу, а также траектории их движения. Для этих целей было использовано открытое программное обеспечение, которое использует модель YOLO 8 версии для обнаружения объектов и StrongSORT для решения задачи трекинга.

Сохранение результатов трекинга осуществляется в формате MOT (Multi Object Tracking), который используется в международных соревнованиях по слежению за объектами в видеопотоке. Первое число показывает номер кадра, на котором были обнаружены объекты, второе – идентификатор объекта. Следующие два числа представляют собой координаты верхнего левого угла области над объектом. Пятое число показывает ширину области, шестое – ее высоту. Оставшиеся числа используются в соревнованиях по слежению за объектами в трехмерном пространстве, поэтому в нашем случае они нас не интересуют.

Можно заметить, что отсутствует класс объекта, который будет использоваться для отличия человека от других объектов. Поэтому в код программы были внесены правки: теперь третье число показывает к какому классу относится объект. В данном случае ноль отвечает за человека, а двойка – за автомобиль. В результате получили необходимые данные для их последующей обработки. Полученные данные преобразуем к удобному виду: создадим трехмерный массив, где разделение будет осуществляться сначала по кадрам, а потом по каждому объекту с его классом и координатами.

В начале работы программы необходимо выбрать области, попадание людей в которые означает нарушение. Определять попадание объекта в одну из выбранных областей будем по правой нижней точке рамки над объектом.

Основная часть программы осуществляет покадровую обработку видеопотока и поиск попаданий людей в выбранные области, что означает нарушение. Далее кадры с нарушениями выводятся в отдельном окне, в котором можно поставить вывод изображения на паузу и рассмотреть зафиксированное нарушение.

В результате можно заключить, что разработанная программа справляется с поставленной задачей. Были выделены следующие недостатки открытого ПО, использованного для первоначальной обработки видео и подготовки данных для

обработки: достаточно низкая скорость работы, а также проблемы с обнаружением и идентификацией объектов. Однако последний недостаток не является критическим и может быть исправлен в следующих версиях YOLO или переобучением модели на своих данных.

УДК 364

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ РЕСУРСЫ В СФЕРЕ ДИАГНОСТИКИ ПСИХОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Е. Ю. Лицкевич

УО «ГрГУ имени Я. Купалы», Гродно, Республика Беларусь

Научный руководитель: А. Т. Сазонова, старший преподаватель кафедры системного программирования и компьютерной безопасности

В современном обществе вопросы психического здоровья становятся все более приоритетными и острыми. Психологические заболевания оказывают значительное влияние на качество жизни людей, влияя на их эмоциональное благополучие, поведение и социальные взаимодействия. Однако диагностика психологических расстройств остается сложным и многогранным процессом. Внедрение в эту область современных технологий играет ключевую роль в рамках концепции устойчивого развития государства. Ведь это поможет в обеспечении точности диагноза, эффективного лечения и поддержки пациентов.

В современной психологической и психиатрической практике информационные системы и технологии играют важную роль, так как они направлены на улучшение точности и эффективности медицинской диагностики в психиатрии и психологии.

Оценим существующие информационные системы и технологии:

1. Электронные медицинские записи (ЭМЗ) – цифровые системы для хранения и обработки медицинской информации пациентов.

Преимущества: Улучшение доступа к истории пациента, координация ухода, быстрый обмен данными между специалистами.

2. Использование Искусственного Интеллекта (ИИ) и Машинного Обучения (МО) – алгоритмы и модели, обученные на данных, позволяющие проводить автоматизированный анализ симптомов и предсказывать диагнозы.

Преимущества: Повышение точности диагностики, анализ больших объемов данных.

3. Мобильные приложения для мониторинга психического здоровья – приложения, предоставляющие возможность пользователям отслеживать свои эмоциональные состояния, сон, активность и другие показатели.

Преимущества: Активное участие пациентов в мониторинге и управлении своим психическим здоровьем.