

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ СПОСОБОВ ОТСЛЕЖИВАНИЯ И ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ПРИ ПОМОЩИ АЛГОРИТМОВ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Михеев Е.С.¹, Мамонова Т.Е.², Леонов С.В.³, Упоров А.В.⁴

¹ *Томский политехнический университет, ИШИИЭС, 6ВМ31ПИШ, esm32@tpu.ru*

² *Томский политехнический университет, ИШИИЭС, steppe@tpu.ru*

³ *Томский политехнический университет, ИШИИЭС, leonov@tpu.ru*

⁴ *Томский политехнический университет, ИШИИЭС, avu39@tpu.ru*

Введение

Отслеживание и обнаружение предметов – это ключевые задачи в области компьютерного зрения, которые находят применение в различных областях, таких как безопасность, автономные транспортные средства, медицинская диагностика и многие другие. С развитием технологий и методов анализа данных, в частности, с появлением нейронных сетей, возникло множество подходов к решению этих задач. В этом докладе мы сравним традиционные алгоритмы и методы, основанные на нейронных сетях, в контексте отслеживания и обнаружения объектов.

Обнаружение предметов

Обнаружение предметов – это задача определения наличия и местоположения объектов в изображении. Традиционные алгоритмы, такие как Haar Cascades и HOG (Histogram of Oriented Gradients), используют заранее заданные признаки для идентификации объектов. Они могут быть эффективными для простых задач, но имеют ряд ограничений, таких как:

- **Низкая точность:** Традиционные методы могут не справляться с изменениями в освещении, углах обзора и фонах.

- **Ручное извлечение признаков:** Требуется значительное время для разработки и настройки признаков, что может усложнить процесс.

С другой стороны, нейронные сети, особенно свёрточные нейронные сети (CNN), значительно улучшили точность обнаружения объектов. Они автоматически извлекают признаки из изображений, что позволяет им лучше адаптироваться к различным условиям. Примеры таких подходов включают:

- **YOLO (You Only Look Once):** Метод, который обеспечивает высокую скорость и точность обнаружения в реальном времени.

- **Faster R-CNN:** Архитектура, которая комбинирует высокую точность с разумной скоростью обработки.

Отслеживание предметов

Отслеживание предметов – это задача мониторинга перемещения объектов на последовательности изображений или видео. Традиционные методы, такие как Kalman Filter и Meanshift, используют математические модели для прогнозирования положения объектов на основе предыдущих кадров. Эти методы могут быть быстрыми и эффективными для простых задач, но имеют свои ограничения:

- **Чувствительность к шуму:** Они могут не справляться с резкими изменениями в движении объектов или их исчезновением из кадра.

- **Проблемы с перекрытием:** Традиционные методы могут сталкиваться с трудностями при отслеживании нескольких объектов, особенно если они пересекаются.

Нейронные сети также нашли применение в отслеживании объектов. Методы, такие как Deep SORT и Tracktor, используют CNN для извлечения признаков и последующего отслеживания объектов. Преимущества нейронных сетей в отслеживании включают:

- **Устойчивость к шуму и сложным условиям:** Нейронные сети могут лучше справляться с изменениями в сцене и потерей объектов.

- **Способность к обобщению:** Они могут отслеживать объекты, которые ранее не встречались в обучающем наборе данных.

Сравнение алгоритмов и НН

Критерий	Традиционные алгоритмы	Нейронные сети
Точность	Низкая, особенно в сложных условиях	Высокая, устойчивость к шуму
Скорость	Быстрая, но зависит от сложности	Может быть медленнее, но оптимизирована для реального времени
Автоматизация	Требует ручного извлечения признаков	Автоматическое извлечение признаков
Необходимость в данных	Минимальная	Требует большого объема размеченных данных
Сложность настройки	Относительно простая	Сложная, требует специальных знаний

Сравнительный анализ на практике

В рамках нашего исследования мы провели практический сравнительный анализ методов отслеживания и обнаружения объектов, используя два подхода: традиционные алгоритмы и нейронные сети. Для наглядности были использованы два скриншота, на которых запечатлены результаты работы каждого из методов при обнаружении лиц.

На первом скриншоте (рис. 1) представлена работа традиционного алгоритма. Несмотря на то, что алгоритм способен обнаруживать лица, его результаты показывают ряд недостатков. Лицо на изображении явно видно, при этом немного повернуто в бок, и алгоритм не смог корректно идентифицировать его, что проявляется в низкой точности и высоком уровне ложных срабатываний. Это связано с тем, что традиционные методы, основанные на заранее заданных признаках, не всегда способны адаптироваться к изменениям в условиях освещения, углах обзора и различным фонам.

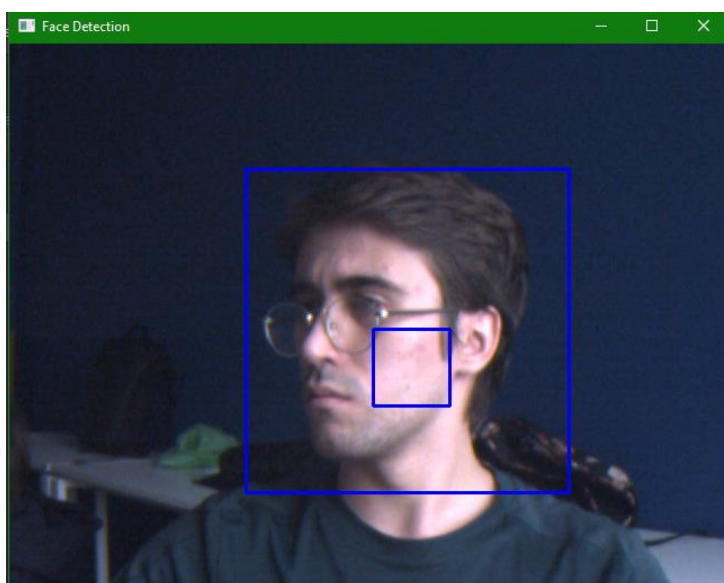


Рис. 1. Работа алгоритма

На втором скриншоте (рис. 2) показана работа нейронной сети, вероятно, основанной на архитектуре YOLO. В отличие от традиционного алгоритма, нейронная сеть продемонстрировала значительно более высокую точность обнаружения лиц. Она успешно справилась с задачей, даже когда лицо было частично закрыто, что подтверждает её способность к обобщению и устойчивость к различным условиям. Нейронная сеть автоматически извлекает признаки из изображения, что позволяет ей лучше адаптироваться к сложным сценам и нечетким границам объектов.

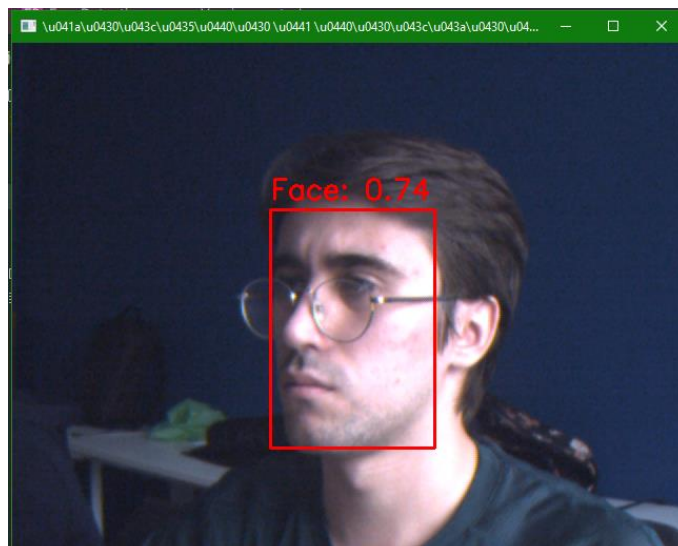


Рис. 2. Работа нейронной сети

Заключение

В результате сравнения можно сделать вывод, что нейронные сети предоставляют более мощные и гибкие инструменты для обнаружения и отслеживания объектов по сравнению с традиционными алгоритмами. Несмотря на необходимость в больших объемах данных и вычислительных ресурсах, их преимущества в точности и устойчивости делают их предпочтительным выбором для большинства современных приложений в области компьютерного зрения. Тем не менее, выбор метода всегда должен основываться на конкретной задаче и доступных ресурсах.

Список используемых источников

1. Haar P. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2001.
2. Dalal N., Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2005.
3. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified Real-Time Object Detection // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2016.
4. Ren S., He K., Girshick R., & Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2015.
5. Kalman R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems // Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering. – 1960.