

Повышение скорости и точности алгоритма отслеживания объектов SORT с помощью технологии MPI

А.Е. Мещеряков¹, С.Б. Попов^{1,2}

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34а, Самара, Россия, 443086

²Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

Аннотация

В статье исследована возможность использования технологии MPI для распараллеливания этапа детектирования объектов в алгоритме отслеживания объектов SORT. Показано, что видеопоследовательность с частотой 30 кадров в секунду может быть обработана в режиме реального времени при использовании параллельных процессов-детекторов, при этом алгоритм может пропустить до 30% кадров без потери точности отслеживания.

Ключевые слова

object tracking, MPI, parallel processing, neural network, отслеживание объектов, параллельные вычисления, нейронные сети

1. Введение

Отслеживание объектов – задача компьютерного зрения, направленная на анализ видеопоследовательностей с целью детектирования и отслеживания объектов [1]. Стандартным подходом, используемым в алгоритмах отслеживания объектов, является отслеживание через детектирование (detection-based tracking, DBT), которое заключается в следующем: множество прямоугольников, содержащих результаты детектирования объектов, извлекаются из видеокadres и в дальнейшем используются в процессе отслеживания объектов [2].

Алгоритм SORT, использующий сверточные нейронные сети (СНС) в качестве детектора, в настоящее время является одним из наиболее быстрых и точных алгоритмов отслеживания объектов [3, 4]. При отслеживании объектов в реальном времени (например, на трансляции камер видеонаблюдения) алгоритмам, использующим СНС в качестве детекторов, необходимо пропускать несколько кадров подряд, чтобы предотвратить увеличивающуюся задержку в обработке видеопоследовательности [4]. Однако пропуск кадров при обработке видеопоследовательности снижает точность и повышает количество ошибок алгоритма. Таким образом, для наибольшей эффективности алгоритм отслеживания объектов должен обрабатывать как можно больше кадров исходной видеопоследовательности.

2. Описание и результаты эксперимента

Поскольку при обработке каждого кадра наибольшее время занимает этап детектирования объектов, необходимо исследовать возможность ускорения алгоритма с помощью распараллеливания этапа детектирования объектов. В качестве детектора объектов использовалась СНС SSD-MobileNet [5]. Для обмена данными между вычислительными узлами использовался интерфейс MPI (Message Passing Interface) [6]. Предлагаемый модифицированный алгоритм SORT представлен на рисунке 1.

Описание использованного вычислительного кластера: экземпляр Google Cloud Compute Engine, 48 ядер с максимальной частотой 2.8 ГГц, 64 Гб RAM, Ubuntu 18.04, MPICH 3.3. В

качестве метрики точности алгоритма используется точность отслеживания нескольких объектов (Multiple Object Tracking Accuracy, MOTA) [1].

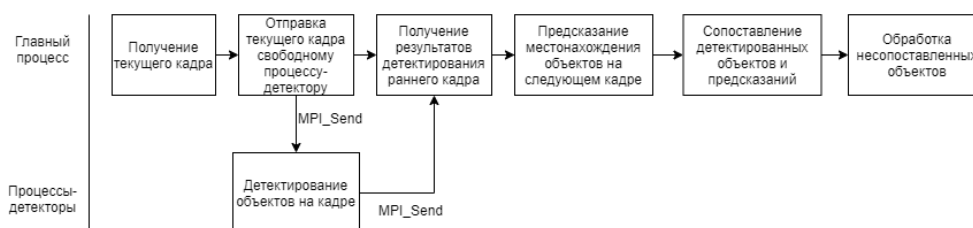


Рисунок 1: Используемый алгоритм отслеживания

На рисунке 2(а) приведен график зависимости процента обработанных кадров видеопоследовательности от количества параллельных процессов, используемых для детектирования объектов на кадрах. На рисунке 2(б) приведен график зависимости величины MOTA от процента обработанных кадров.

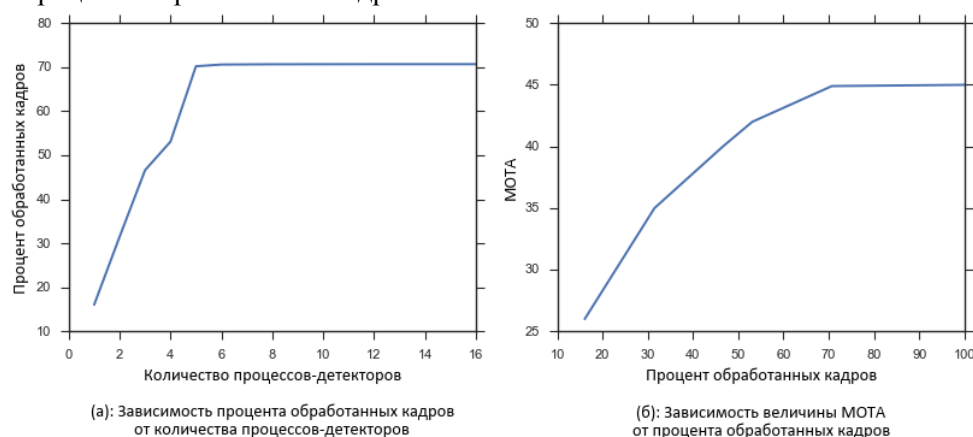


Рисунок 2: Результаты эксперимента

Из графика 2(б) видно, что при уменьшении процента обрабатываемых кадров до 70 (т.е. пропуске 30% кадров) точность отслеживания практически не изменяется. График 2(а) показывает, что для получения 70% обработанных кадров необходимо 5 параллельных процессов-детекторов, при этом при увеличении количества процессов-детекторов роста процента обработанных кадров не происходит, т.к. все остальные этапы алгоритма SORT выполняются последовательно.

3. Заключение

Результаты экспериментов показывают, что использование параллельных процессов для детектирования объектов позволяет выполнять отслеживание объектов в режиме реального времени с точностью, совпадающей с последовательной обработкой всех кадров видеопоследовательности.

4. Литература

- [1] Ciarrone, G. Deep learning in video multi-object tracking: A survey // *Neurocomputing*. – 2020. – Vol. 381. – P. 61-88. DOI: 10.1016/j.neucom.2019.11.023.
- [2] Wojke, N. Simple online and realtime tracking with a deep association metric / N. Wojke, A. Bewley, D. Paulus // *IEEE international conference on image processing (ICIP)*. – 2017. – P. 3645-3649. DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296962.
- [3] Bewley, A. Simple online and realtime tracking // *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. – 2016. – P. 3464-3468. DOI: 10.1109/ICIP.2016.7533003.

- [4] MOT Challenge leaderboard [Electronic resource]. – Access mode: <https://motchallenge.net/results/MOT16/> (08.01.2021).
- [5] Wang, R.J. Pelee: A real-time object detection system on mobile devices / R.J. Wang, X. Li, C.X. Ling // Advances in neural information processing systems. – 2018. – Vol. 31. – P. 1963-1972.
- [6] MPICH [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.mpich.org/> (08.01.2021).