

ПОЛУАВТОМАТИЧЕСКАЯ РАЗМЕТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ЗАДАЧИ ВЫДЕЛЕНИЯ ОБЪЕКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Софьюк Константин Сергеевич

Студент

Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

E-mail: konstantin.sofiyuk@graphics.cs.msu.ru

В последние годы в области компьютерного зрения во многих задачах доминируют подходы на основе глубоких нейронных сетей. Благодаря им произошел не только качественный скачок вперед в этих задачах, но и кардинально изменился подход к их решению. Если при разработке классического алгоритма компьютерного зрения основные силы тратятся непосредственно на создание самого алгоритма, то при использовании нейронных сетей важную роль начинают играть аннотированные людьми данные, которые отражают желаемое преобразование входных данных в результирующие выходные данные. Это является следствием того, что архитектуры нейронных сетей и алгоритмы их оптимизации универсальны для разных задач компьютерного зрения.

В зависимости от сложности задачи выделения объектов и требуемого качества работы алгоритма необходимо от нескольких тысяч до нескольких миллионов размеченных изображений. Также при увеличении размера коллекции на первый план начинают выходить ошибки, которые совершает человек при выделении объектов: пропуск объекта, выделение не того объекта, несоответствие ограничивающего прямоугольника объекту. В общем случае точность построенного на этих данных алгоритма не может превышать точность людей, которые размечали эти данные.

В данной работе проведено исследование устойчивости основных нейросетевых алгоритмов для выделения объектов на изображениях к ошибкам людей при разметке. С помощью неё оцениваются:

1. Оценка влияния качества разметки на результирующую точность алгоритма;
2. Оценка применимости полуавтоматической схемы разметки объектов на изображениях.

Предложенная полуавтоматическая схема разметки изображений состоит из следующих основных этапов:

1. Генерация слабых гипотез с найденными объектами;
2. Просев гипотез человеком с помощью бинарного выбора;
3. Корректирование ограничивающих прямоугольников, подтвержденных на предыдущем шаге гипотез;
4. Переобучение модели на модифицированных данных и переход к шагу 1.

Эксперименты на задаче выделения автодорожных знаков [2] показали, что предложенный подход позволяет значительно снизить затраты человеческих ресурсов при подготовке обучающих данных и снизить количество ошибок разметки по сравнению с полностью ручной разметкой. Все эксперименты проводились с использованием алгоритма RetinaNet [1].

Литература

1. Lin T., Goyal P., Girshick R. B., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection // Computing Research Repository. 2017. (<https://arxiv.org/abs/1708.02002>)
2. Российская база автодорожных знаков: <https://graphics.cs.msu.ru/ru/node/1339>