

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Матрунчик, Ю. Н. Микропроцессорные системы управления. Лабораторный практикум [Электронный ресурс] – Минск : БНТУ, 2020. – 66 с. – Режим доступа: <https://rep.bntu.by/handle/data/70441?show=full>. – Дата доступа: 14.10.2023.
2. Матюшин, А. О. Программирование микроконтроллеров: стратегия и тактика / А. О. Матюшин. – М. : ДМК Пресс, 2017. – 355 с.

УДК 004

ОБОСНОВАНИЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ YOLO ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОЛОЖЕНИЯ РАБОЧЕГО ИНСТРУМЕНТА 3D-ПРИНТЕРА

В. А. Мисякова, И. Л. Ковалева

Белорусский национальный технический университет;
г. Минск, Республика Беларусь

Одним из подходов, применяемым для оценки правильности позиционирования рабочего инструмента 3-D принтера, может быть сравнение заданных координат инструмента с реальными. В [1] для получения реальных координат инструмента используется веб-камера, установленная над рабочей зоной 3D-принтера. Для обработки сигнала, поступающего от камеры, разработана программа, в основу которой положены базовые алгоритмы компьютерного зрения. Тестирование программы показало удовлетворительные результаты. Для повышения точности определения положения рабочего инструмента в режиме реального времени предлагается использовать нейронную сеть YOLO, т. к. она показывает наилучшие результаты по точности и скорости детектирования объектов в режиме реально времени независимо от размеров объектов.

Большинство систем используют сверточные нейронные сети (CNN) несколько раз для обработки разных частей изображения, в то время как YOLO выполняет обработку всего изображения за один раз.

Нейронная сеть YOLO разбивает входное изображение на сетку размером $S \times S$. Если центр объекта находится внутри ячейки сетки (grid cell), эта ячейка сетки отвечает за обнаружение этого объекта. Каждая ячейка предсказывает ограничивающие рамки (bounding boxes) и показатели уверенности (confidence) для этих рамок (рисунок 1).

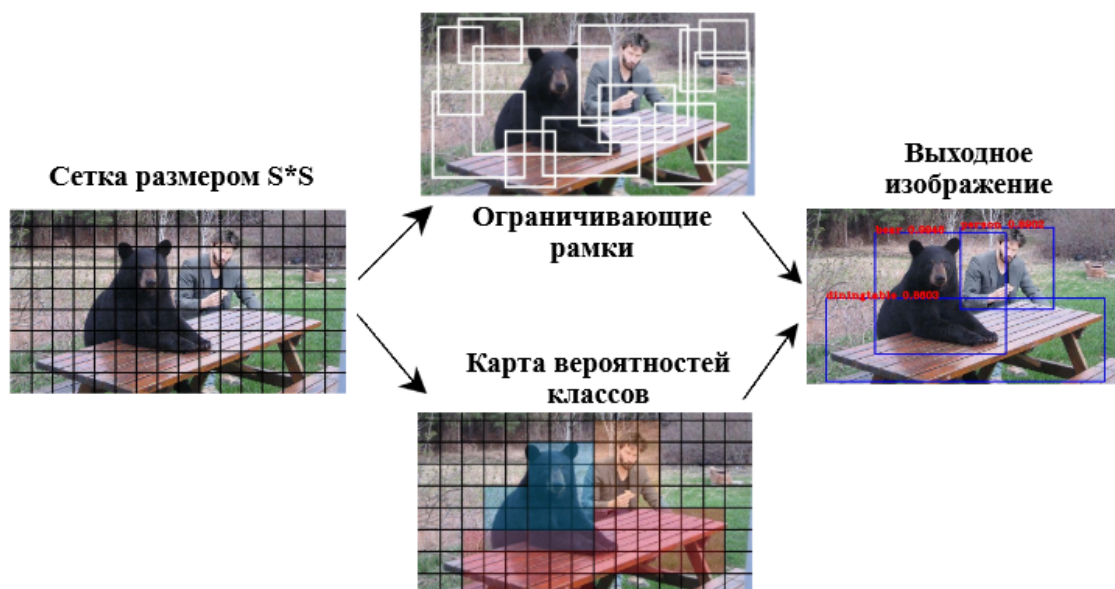


Рисунок 1 – Принцип работы YOLO

Для построения ограничивающих рамок используется алгоритм якорных рамок (anchor boxes). Якорные рамки – это предопределенные ограничивающие рамки различных размеров и соотношений сторон, которые используются моделью для предсказания положения и размеров объектов на изображении.

Каждая ограничивающая рамка представлена пятью параметрами-предсказаниями: x , y , w , h и confidence. Координаты (x , y) представляют собой центр рамки относительно границ ячейки сетки. Ширина и высота предсказываются относительно всего изображения. Размерность и положение ограничительных рамок вокруг объекта на изображении (рисунок 2) вычисляются по формулам:

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x, \quad (1)$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y, \quad (2)$$

$$b_w = p_w e^{t_w}, \quad (3)$$

$$b_h = p_h e^{t_h}, \quad (4)$$

где t_x , t_y – предсказанные смещения центра рамки относительно c_x и c_y ,
 t_w , t_h – предсказанные смещения ширины и высоты рамки относительно параметров p_w и p_h ;

p_w , p_h - ширина и высота рамки;

c_x , c_y – смещение ячейки от верхнего левого угла изображения [2].

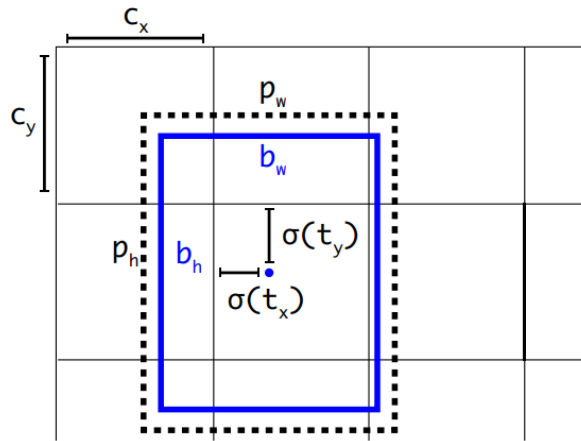


Рисунок 2 – Вычисление координат ограничивающей рамки

Уверенность (confidence) определяется как

$$confidence = Pr(Object) * IoU_{pred}^{truth}, \quad (5)$$

где $Pr(Object)$ – вероятность наличия объекта в данной ячейке сетки, IoU_{pred}^{truth} измеряет степень перекрытия между предсказанной ограничивающей рамкой и истинной ограничивающей рамкой (ground truth), которая является эталоном.

IoU (рисунок 3) – это метрика, которая помогает оценить, насколько точно предсказанная рамка соответствует действительной позиции объекта.

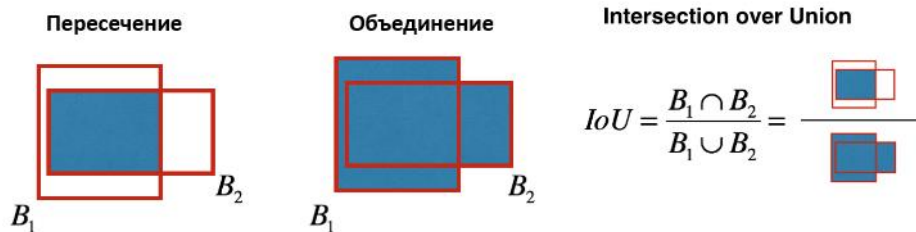


Рисунок 3 – Принцип расчета IoU метрики

Если в ячейке отсутствует объект, оценки уверенности должны быть равны нулю. В противном случае мы хотим, чтобы оценка уверенности соответствовала IoU_{pred}^{truth} .

После получения всех предсказанных ограничивающих рамок и соответствующих вероятностей для всех целевых объектов, требуется устранить повторы ограничивающих рамок для каждого объекта. Для этой задачи применяется метод подавления не-максимумов (Non-maximum suppression, NMS) [3]. Алгоритм выбирает ограничивающую рамку с наибольшей вероятностью принадлежности к объекту. Затем происходит проход по оставшимся рамкам. Если какая-либо из этих рамок имеет большое перекрытие IoU с рамкой, уже выбранной на предыдущем шаге, то она удаляется. Этот процесс повторяется для всех оставшихся рамок, пока не останется только наиболее вероятная и уникальная рамка для каждого объекта (рисунок 4).



Рисунок 4 – Результат использования метода NMS

Все версии нейронной сети YOLO обучены на наборе данных MS COCO, который включает в себя 80 классов объектов. Однако в YOLO существует возможность обучения на пользовательском пакете данных.

Так как для решения задачи необходимо отслеживать движение рабочего инструмента 3D-принтера в режиме реального времени, а также существует необходимость обучения нейронной сети на пользовательском наборе данных, предлагается использовать YOLOv4, основные сравнительные характеристики которой представлены на рисунке 5 [4].

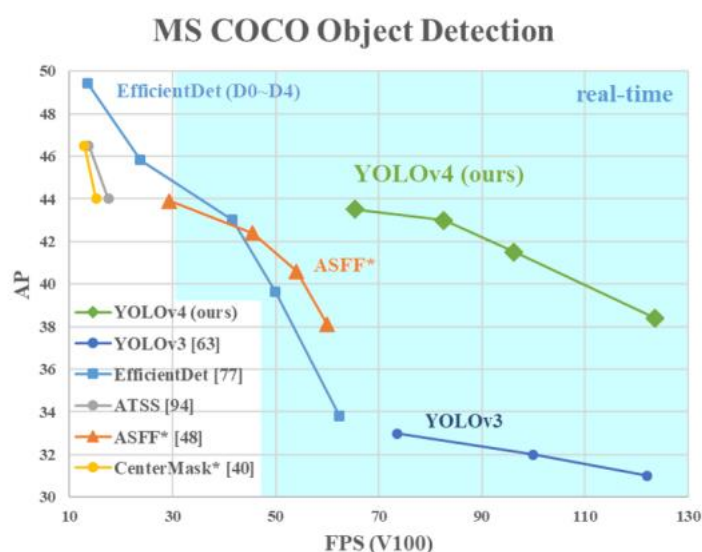


Рисунок 5 – Сравнение YOLOv4 и других детекторов объектов

Данная версия может работать с ограниченным объемом видеопамати и, как видно из рисунка 5, обеспечивает хорошую производительность по сравнению с другими нейронными сетями.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Мисякова, В. А. Основные этапы определения положения центра LED излучателя на изображении / В. А. Мисякова, Э. А. Азаревич, И. Л. Ковалева // Ин-

новационные технологии, автоматизация и мехатроника в машино- и приборостроении: материалы XI Международной научно-практической конференции / ред.кол.: А. Р. Околов (гл.ред.) [и др.] Минск : Бизнесофсет, 2023. – С. 107–109.

2. Redmon, J. YOLO9000: Better, Faster, Stronger [Electronic resource] / J. Redmon, A. Farhadi // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017. – Mod of access: <https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf>. Date of access: 20.10.2023.

3. Ren, S. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks [Electronic resource] / S. Ren [and all]: Computing Research Repository (CoRR), 2015. – Mod of access па: <https://arxiv.org/abs/1506.01497>. Date of access: 20.10.2023.

4. Bochkovski, A. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection [Электронный ресурс] / A. Bochkovski [and all]: Computing Research Repository (CoRR), 2020. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>, свободный. – Загл. с экрана. Яз. Англ. Дата доступа: 20.10.2023.

УДК 621.7.043

ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ПЕРЕМЕЩЕНИЙ ИНСТРУМЕНТАЛЬНОГО ЦЕНТРА РОБОТА-МАНИПУЛЯТОРА В ПРОЦЕССЕ ИНКРЕМЕНТАЛЬНОГО ФОРМООБРАЗОВАНИЯ

Сазонникова Н.А., Илюхин В.Н., Петров И.Н., Косов Г.А., Азизов М.Э.

Самарский Университет, Самара, Российская Федерация

В современных условиях при производстве изделий аэрокосмической техники возрастают требования к гибкости производства и возможности быстро реагировать на требования заказчика. Большие возможности открывают современные информационные технологии, реализуемые с помощью автоматизированных технологических комплексов. Одним из наиболее перспективных технологических процессов является инкрементальное формообразование с использованием промышленных роботов-манипуляторов. Такой подход позволяет отказаться от традиционной штамповой оснастки и оперативно переналаживать производство при освоении новых изделий. [1,2]. Вместе с тем, для успешного внедрения технологии инкрементального формообразования необходимо обеспечить требуемую точность выполнения размеров изделий. Современные роботы-манипуляторы характеризуются высокой повторяемостью перемещений, однако точность перемещений не всегда является достаточной. Решить эту проблему позволяет включение в состав автоматизированного комплекса лазерного трекера. Для повышения точности перемещений робота-манипулятора может проводиться его калибровка перед началом выполнения работы, а также применяется компенсация перемещений робота в процессе выполнения технологической операции [3,4,5].