

Таблица 2 – Значение стойкости МНП, прошедших полный цикл обработки

Производитель	Геометрия	Стружколом	Классматериала	Стойкость относительно МНП SENO, %
LIFA	CNMG-120412	PM	I	165
LIFA	CNMG-120412	PM	II	110
Betalent	CNMG-120412	PM	II	120
JXTC	WNMG-080408	AMM	I	60

Данные по результатам испытаний пластин производства ООО «БТК-сплав» (Республика Беларусь) не включены в сводную таблицу, в связи с большим диапазоном показателей стойкости. Расширенный диапазон стойкости (меньше базового и превышающие базовое значение стойкости) на одинаковой геометрии характеризуется различным составом спекаемой смеси, что значительно влияет на конечный результат испытаний. На сегодняшний день, с целью определения оптимального состава и технологии получения заготовок в лаборатории БТК-сплав, проводятся расширенные испытания данных заготовок.

В результате проведенного первого цикла промышленных испытаний МНП определены оптимальные шероховатость ( $Ra = 0,3-0,4$  мкм) и радиус скругления режущей кромки (70–90 мкм) при которых стойкость инструмента увеличивается по сравнению с базовой.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Сединин, И. Н. Выбор марки сплава, покрытия и геометрических параметров режущей пластины для торцевого фрезерования высокоуглеродистой закаленной стали 95X18-Ш / И. Н. Сединин, В. Ф. Макаров // Вестник Брянского государственного технического университета. 2021. – № 4 (101). – С. 18–27.
2. Волков, Р. Б. Износ многогранных неперетачиваемых твердосплавных пластин при точении экспериментальной стали 75XГСФ / Р. Б. Волков // Известия МГТУ «МАМИ». – 2014. – № 1 (19). Т. 2. – С. 69–73.

Поступила 2.11.2023

УДК 004

Мисякова В. А., Ковалева И. Л.

### ВЫБОР МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОТСЛЕЖИВАНИЯ ДВИЖЕНИЯ РАБОЧЕГО ИНСТРУМЕНТА 3D-ПРИНТЕРА

*Белорусский национальный технический университет,  
Минск, Беларусь*

*С целью повышения качества и эффективности процесса 3D-печати целесообразно отслеживать движение рабочего инструмента 3D-принтера на основании обработки видеопотока, полученного с обычной телевизионной камеры (web-камеры), расположенной над рабочей зоной строительного 3D-принтера. Для этого предлагается использовать сверточные нейронные сети, которые доказали свое превосходство над классическими методами по точности детектирования. В статье проведен анализ существующих нейронных сетей с точки зрения перспективности их использования для*

отслеживания движения рабочего инструмента 3D-принтера и 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.

**Введение.** Для повышения стабильности и качества процесса 3D-печати в работе [1] предлагается выполнять оценку положения рабочего инструмента 3D-принтера, основанную на обработке данных о положении печатающей головки. Набор данных для анализа формируется с помощью обычной телевизионной камеры (web-камеры), расположенной над рабочей зоной 3D-принтера. Описываемый в указанной работе подход включает такие основные этапы как перевод в цветовую модель HSV, фильтрацию методом Гаусса и бинаризацию. Тестирование предлагаемого подхода продемонстрировало удовлетворительные результаты.

В настоящее время для отслеживания движения объектов (object tracking) широко применяются нейронные сети. В связи с этим необходимо оценить перспективность использования нейронных сетей, а также выбрать конкретную модели сети для определения траектории движения рабочего инструмента 3D-принтера.

**Алгоритм отслеживания объектов.** Задачи отслеживания объектов в видеопотоке разделяются на два основных типа: отслеживание одного объекта (single object tracking) и отслеживание нескольких объектов (multiple object tracking). Задача отслеживания движения рабочего инструмента 3D-принтера относится к первому типу и заключается в оценке или предсказании местоположения инструмента на каждом последовательном кадре видео. Для этого используются пространственная и временная информация, полученная после определения начальных координат инструмента.

В общем случае алгоритм отслеживания, представленный на рис. 1, начинается с обнаружения объекта в текущем кадре видеопотока, что приводит к получению информации о местоположении и размере объектов в виде ограничивающих рамок.

Далее создается описание и модель движения объекта, которые будут использоваться для прогноза положения объекта на следующем кадре. Для формирования приближенного представления перемещения объекта между кадрами используется линейная модель с постоянной скоростью. На следующем этапе обнаруженные объекты в текущем кадре связываются с уже захваченными. Для ограничивающей рамки каждой захваченной цели выбирается наиболее близкая ограничивающая рамка обнаруженного объекта в текущем кадре. В результате формируются выходные данные в видеопотоке в виде ограничивающих рамок с именем класса объекта, а также уникальным идентификатором.

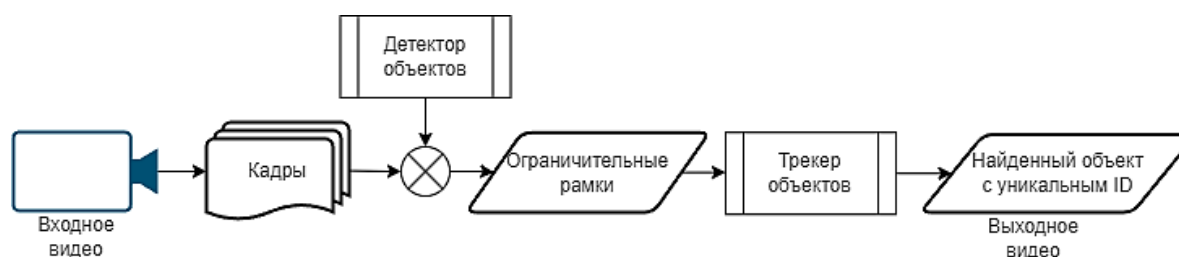


Рис. 1. Общий алгоритм визуального обнаружения и отслеживания объектов

**Использование нейронных сетей для обнаружения объектов.** Этап обнаружения объекта реализуется с использованием различных нейронных сетей, как правило, имеющих двухуровневые (two-stage) и одноуровневые (one-stage) архитектуры.

Двухуровневые архитектуры включают в себя два основных этапа обработки изображений:

На первом этапе предлагаются кандидаты для обнаружения объектов, так называемые регионы интереса (region proposals). Эти регионы выбираются сверточной нейронной сетью (convolutional neural network, CNN) для дальнейшего анализа.

Нейронная сеть анализирует каждый из предложенных регионов интереса, чтобы определить, содержит ли он объект и, если да, то какой класс объекта. Примерами двухуровневых архитектур являются Faster R-CNN [2] и R-FCN [3].

Одноуровневые архитектуры выполняют обнаружение объектов в один этап без явного этапа предложения регионов интереса. Эти архитектуры обрабатывают все изображение сразу и прогнозируют ограничивающие рамки и классы объектов. Среди одноуровневых архитектур наиболее популярны такие модели нейронных сетей как YOLO (You Only Look Once) [4] и SSD (Single Shot MultiBox Detector) [5].

**Выбор модели нейронной сети.** Для выбора модели нейронной сети для отслеживания движения рабочего инструмента был выполнен анализ результатов работы популярных сетей с различной архитектурой, представленных в работах [2], [3], [4] и [5]. В качестве метрики использовалась так называемая усредненная средняя точность (mean Average Precision, mAP).

Усредненная средняя точность определяется как

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i, \quad (1)$$

где  $AP_i$  – средняя точность для каждого класса объектов в наборе;  $N$  – количество классов объектов.

Чем выше  $mAP$ , тем лучше производительность модели обнаружения объектов. Она обеспечивает компромисс между точностью и полнотой в контексте обнаружения объектов, позволяя оценить, насколько хорошо модель находит объекты и как точно она это делает.

Сравнение результатов работы различных нейронных сетей проводилось на тестовом наборе PASCAL VOC (Visual Object Classes). Диаграмма результатов тестирования приведена на рис. 2.

Разрешение входного изображения и средства извлечения функций влияют на скорость обнаружения. На рис. 3 приведены самые высокие и самые низкие значения частоты кадров в секунду (frame per seconds, FPS). Тем не менее, приведенный ниже результат может быть весьма необъективным, поскольку измерения были проведены при разных значениях mAP.

Также был проведен анализ с помощью набора данных обнаружения объектов MS COCO (рис. 4).

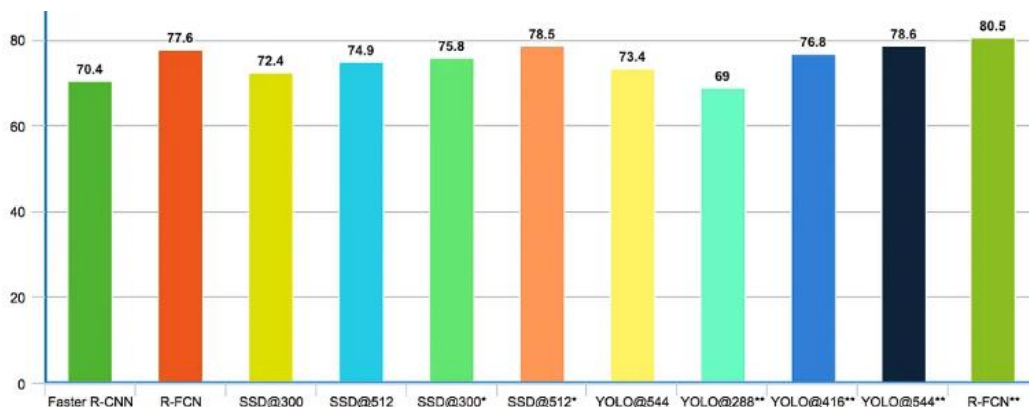


Рис. 2. Диаграмма  $mAP$  для тестового набора PASCAL VOC

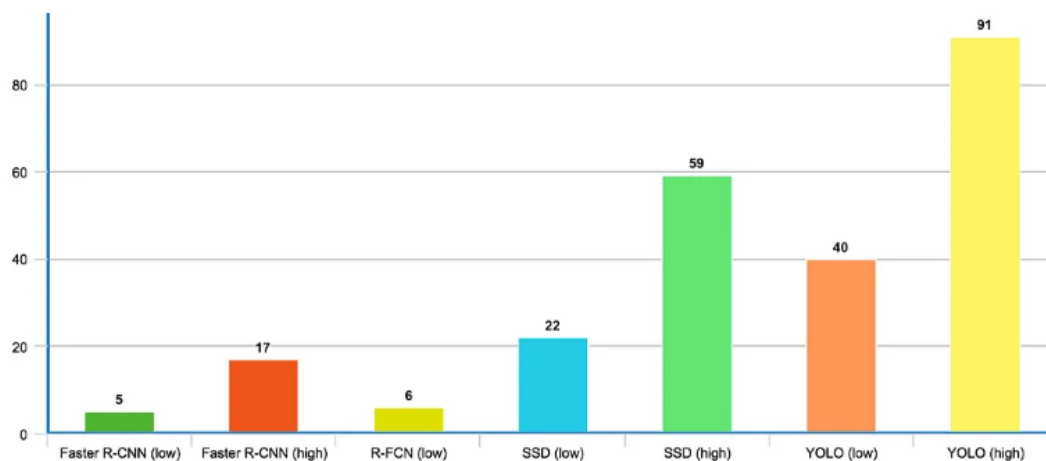


Рис. 3. Диаграмма сравнения детекторов по частоте кадров в секунду

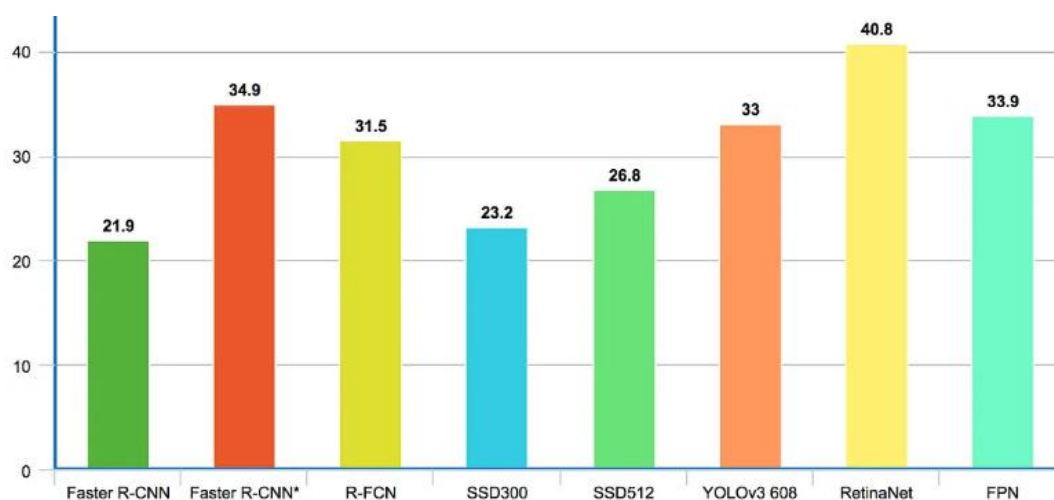


Рис. 4. Диаграмма сравнения детекторов по точности на испытательном наборе MS COCO

Все объекты на изображениях в данном наборе находятся в естественной среде, то есть в контексте, который типичен для них. На изображениях, как правило, присутствуют объекты разных классов, причем лишь 10 % изображений содержат объекты только одного класса. Все изображения сопровождаются аннотациями, хранящихся в формате JSON. В наборе данных MS COCO сложнее обнаруживать объекты, и обычно детекторы достигают гораздо более низкого значения *mAP*.

В результате анализа и исследований можно сделать вывод, что двухуровневые нейронные сети на основе регионов демонстрируют небольшое преимущество в точности, если скорость в реальном времени не требуется, в то время как одноуровневые предназначены для обработки видеопотока в реальном времени.

Таким образом, для решения задачи отслеживания движения рабочего инструмента 3D-принтера предлагается использовать одноуровневую нейронную сеть модели YOLO. В этой сети обнаружение объектов на изображении осуществляется за один подход благодаря CNN, которая создает прямоугольные области с оценками вероятности наличия в них объектов заданного класса, а также применения алгоритма подавления не максимальных значений (Non-Maximum Suppression, NMS) для исключения ложных срабатываний и объединения областей, содержащих один и тот же объект. Это позволяет YOLO обрабатывать большое количество кадров в секунду на графическом процессоре (GPU).

**Заключение.** Применение нейронной сети модели YOLO для решения задачи отслеживания движения рабочего инструмента 3D-принтера обеспечивает сохранение баланса между скоростью и точностью обнаружения рабочего инструмента 3D-принтера в реальном времени.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Мисякова В. А., Азаревич Э. А., Ковалева И. Л. Основные этапы определения положения центра LED излучателя на изображении // Инновационные технологии, автоматизация и мехатроника в машино- и приборостроении: материалы XI международной научно-практической конференции / ред. кол.: Околов А. Р. (гл.ред.) [и др.]. – Минск : Бизнесофсет, 2023 – С. 107–109.
2. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [Электронный ресурс] / Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun : Computing Research Repository (CoRR), 2016. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>, свободный. – Загл. с экрана. Яз. Англ. Дата доступа: 20.10.2023.
3. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks [Электронный ресурс] / Jifeng Dai, Yi Li, Kaiming He, Jian Sun : Computing Research Repository (CoRR), 2016 – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1605.06409.pdf>, свободный. – Загл. с экрана. Яз. Англ. Дата доступа: 20.10.2023.
4. YOLO9000: Better, Faster, Stronger [Электронный ресурс] / Joseph Redmon, Ali Farhadi : Computing Research Repository (CoRR), 2016. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf>, свободный. – Загл. с экрана. Яз. Англ. Дата доступа: 20.10.2023.
5. SSD: Single Shot MultiBox Detector [Электронный ресурс] / Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg : Computing Research Repository (CoRR), 2016. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf>, свободный. – Загл. с экрана. Яз. Англ. Дата доступа: 20.10.2023.

*Поступила 2.11.2023*

**УДК 621.91:02.**

**Мухиддинов З. Н.<sup>1</sup>, Яцкевич О. К.<sup>2</sup>, Умаров Т.<sup>1</sup>**

### **ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПОВЫШЕНИЯ НАДЕЖНОСТИ СВЕРЛ С МНОГОГРАННЫМИ ТВЕРДОСПЛАВНЫМИ ПЛАСТИНКАМИ**

1. *Ташкентский государственный технический университет имени Ислама Каримова, г. Ташкент, Узбекистан*
2. *Белорусский национальный технический университет, г. Минск, Беларусь*

*В данной статье рассмотрены вопросы повышения надежности сверл с механическим креплением твердосплавных пластин. Получены результаты сравнительных испытаний в промышленных условиях при обработке отверстий. Сделаны соответствующие выводы о влиянии параметров на точность обработки.*

Механическая обработка отверстий является одной из наиболее распространенная и в то же время наиболее сложная операция в машиностроении. Данная операция характеризуется очень большой номенклатурой инструмента различных конструкций и типоразмеров (спиральные, паровые, МНП) отличающихся между собой особенностями кинематики и процессе стружкообразования и износа рабочей части инструменте.