

УДК 65.011.56

DOI: 10.22213/2413-1172-2026-2-30-38

## Распознавание массы деталей на чертежах с использованием моделей нейронных сетей

**С. В. Кузнецов**, кандидат технических наук, доцент, Нижегородский государственный технический университет имени Р. Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия

**А. А. Роговик**, аспирант, Нижегородский государственный технический университет имени Р. Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия

*В статье рассматривается применение современных методов искусственного интеллекта, в частности нейронных сетей, для решения задач в машиностроении. Это направление приобретает все большее значение, так как автоматизация процессов позволяет значительно повысить эффективность производства, снизить затраты и улучшить качество продукции. В работе предлагается метод автоматического нахождения и распознавания массы детали на чертежах, основанного на использовании нейронных сетей, адаптированных для выполнения поставленной задачи. Для реализации этого подхода разработана новая модель на основе архитектуры YOLOv5, обученная анализу чертежей и позволяющая с высокой точностью распознавать на них область, содержащую массу детали. Далее была разработана программа на языке программирования Python, которая использует полученную модель и библиотеку оптического распознавания символов EasyOCR для автоматического извлечения информации с чертежей, содержащую значение массы детали, с выполнением последующего сохранения этих данных в таблицу Microsoft Excel. Программа была протестирована, и результаты анализа подтвердили ее высокую эффективность. Она способна точно распознавать текст, что позволяет быстро и точно обрабатывать большие объемы данных. Это открывает широкие перспективы для ее применения, в различных направлениях технологической подготовки производства: осуществлять автоматизированный подбор оборудования, приспособлений и средств производства, необходимых для изготовления детали, расчет расхода материалов, группировку деталей. Таким образом, разработанная программа является мощным инструментом для автоматизации рутинных задач, связанных с анализом чертежей, и может найти широкое применение в различных отраслях промышленности.*

**Ключевые слова:** определение массы детали, оптическое распознавание текста, компьютерное зрение, нейронные сети, работа с чертежами, YOLOv5, обнаружение объектов на изображениях.

### Введение

С развитием нейронных сетей многие виды человеческой деятельности претерпели значительные изменения. Их повсеместное внедрение и частичная, а местами полная замена человеческого труда системами, основанными на моделях нейронных сетей, стало стандартным изменением во многих областях науки и техники, что подтверждается рядом выпущенных работ [1, 2]. Данная тенденция охватывает различные отрасли, включая здравоохранение, финансы, образование, транспорт и многие другие. Специалисты в области машиностроения также пытаются активно внедрять нейронные сети для решения разнообразных задач, что открывает новые возможности для оптимизации производственных процессов, повышения качества продукции и снижения затрат. Существуют многочисленные примеры успешного использования моделей нейронных сетей для решения задач в машиностроении. Перспективы их применения продолжают расширяться, и исследования в этом направлении активно ведутся. Результаты таких исследований опубликованы в ряде научных работ [3–5], что подтверждает актуальность и значимость данной темы.

В настоящем исследовании представлен один из вариантов применения моделей нейронной сети для обнаружения объектов на изображениях и видео. Данная модель была использована для работы с чертежами различных деталей, изготавливаемых на машиностроительных предприятиях. Модель была ис-

пользована для нахождения на чертежах области, содержащей значение массы детали. Также в ходе работы была использована модель нейронной сети для оптического распознавания текста, которая была применена для считывания значения массы и перевода его в редактируемый формат.

**Цель** работы – создание метода, позволяющего реализовать автоматическое получение информации (значение массы детали) с ее чертежа.

Для выполнения поставленной цели была разработана программа для ЭВМ, использующая специально подготовленную модель нейронной сети для работы с изображениями и модель для оптического распознавания текста.

Основные функции программы:

- выполнять нахождение по чертежу значение массы детали;
- заносить всю полученную информацию в таблицу в формате Microsoft Excel;
- способность успешно обрабатывать большинство чертежей деталей, получаемых на машиностроительных предприятиях, представленных в формате изображения JPEG (успешность разработки в данном случае будет определяться точностью обработки данных и ее скоростью);
- способность выполнять поставленные задачи в автоматическом режиме.

Представленная в статье разработка обладает значительным потенциалом для применения в машиностроительной отрасли. Она направлена на автоматизи-

зацию ряда процессов, связанных с автоматизированным подбором и проверкой правильности назначения оборудования, приспособлений и средств производства, необходимых для изготовления деталей, ориентировочным расчетом расхода материалов и группировкой деталей. Внедрение описываемого метода позволит существенно повысить производительность труда инженеров-технологов и инженеров по планированию, так как разработанная программа способна выполнять часть возложенных на них функций.

#### **Функции разработанного метода и перспективы его использования**

*Подбор и проверка оборудования по параметру максимальной массы заготовки, которую можно обрабатывать на данном типе станка.* В качестве конкретного примера можно назвать, например, подбор и проверку токарных станков. Функция подбора оборудования может быть использована инженером-технологом во время подбора оборудования и написания технологии для изготовления детали. Перспективы применения моделей нейронных сетей для использования их в работе инженеров-технологов ранее были описаны в нескольких публикациях [6, 7]. Также данная функция может быть полезна, например, во время разработки плана производства, некоторого количества и видов деталей, которые запускаются в работу. Инженер по планированию сможет проверить и запланировать производство определенной детали на конкретном типе станка без разработки технологии инженером-технологом. Некоторые преимущества и перспективы использования моделей при планировании производства также уже были ранее описаны в ряде публикаций [8, 9].

*Группирование деталей в автоматическом режиме по параметру массы.* Для обеспечения максимального эффекта от решения данной задачи необходим ряд дополнительных подобных блоков для определения других параметров изделия. Их состав будет зависеть от методики группирования, выбранной в качестве основной и позволяющей добиться максимального положительного эффекта. Такие методики ранее были описаны в работах [10, 11]. Положительный эффект будет проявляться в виде возможного повышения специализации производства, которое является следствием группирования. Многие вытекающие из повышения специализации положительные тенденции на производстве были описаны ранее в публикациях [12–14].

*Нахождение нормы расхода материала на детали, изготавливаемые из стандартизованных заготовок, например из проката, без последующей механической обработки.* В качестве области исследования в данной работе выступала обработка изображений моделями нейронных сетей для нахождения объектов на изображениях и видео. Если говорить более конкретно, то объектом исследования в описанной работе стало использование данных моделей для проведения ими обработки чертежей для нахождения на них массы детали.

В ходе разработки представленного метода было использовано несколько основных инструментов:

- методы создания программ для ЭВМ на языке программирования Python;
- методы работы с моделями на основе нейронных сетей для обнаружения объектов на изображениях и видео;
- методы распознавания текста на изображениях.

Если детализировать данные пункты, то стоит отметить, что во время выбора применяемых методов для работы были проанализированы ранее опубликованные исследования по теме нейронных сетей [15–17]. Исходя из этого анализа были выбраны методы для дальнейшей работы.

Язык программирования Python был выбран, так как он является относительно простым, универсальным и широко распространенным, и большинство моделей для распознавания объектов написаны на данном языке. В качестве модели для обнаружения объектов на изображениях и видео после их сравнительного анализа была принята модель нейронной сети YOLOv5, которая обеспечивает одну из самых высоких скоростей работы и высокие показатели точности, что подтверждается ранее проведенными испытаниями данной модели для других задач [18].

Методом для оптического распознавания символов на изображениях послужила библиотека с открытым исходным кодом EasyOCR, написанная на языке программирования Python. Она была выбрана из нескольких рассмотренных вариантов [19–21], так как способна работать с изображениями низкого качества и может распознавать цифры и буквы латинского алфавита.

Перед началом работ был выполнен анализ имеющейся информации по выбранной области исследования, в результате чего было установлено отсутствие имеющихся аналогов. Исходя из этого был сделан вывод, что разрабатываемый метод не имеет прямых аналогов, которые могли бы работать с изображениями (в нашем случае – с чертежами) в редактируемом формате.

Таким образом, разрабатываемый метод по работе с чертежами в автоматическом режиме и нахождению массы деталей, представленных на данных чертежах, может быть интересен представителям большинства предприятий машиностроительного комплекса как эффективный способ повышения производительности труда инженеров.

#### **Основные этапы создания модели**

##### **для нахождения массы детали на чертеже**

После окончательного определения базовой модели и используемых методов для достижения поставленной цели была проведена разработка модели нейронной сети, способной находить на чертежах области, содержащие значения массы детали.

Создание разрабатываемой модели включало три основных этапа:

1. Сбор и подготовка данных для обучения модели.
2. Обучение модели на подготовленном наборе данных.
3. Проверка и оценка качества полученной модели.

Создание любой модели для поиска объектов на изображениях и видео начинается со сбора и подготовки данных для обучения, в нашем случае – изображений чертежей в формате JPEG. Для проведения исследования, представленного в работе, создания модели и ее первичной практической апробации было подобрано 1000 таких изображений. В перспективе для расширения возможности практического применения представленного метода, повышения его точности и универсальности планируется использовать постоянно пополняемую базу данных для обучения модели, в которую будут заноситься и в дальнейшем учитываться результаты уже выполненных работ. Данный подход позволит постоянно расширять и совершенствовать базу данных, а также быстро адаптировать предлагаемый метод под специфику конкретных производств.

Выборка чертежей для датасета осуществлялась с соблюдением следующих правил:

- на подобранных изображениях должны быть представлены чертежи различных деталей, желательно наиболее распространенных типов в области машиностроительного производства либо типовых (детали-представители) для конкретного производства с учетом его специфики (например, валы, фланцы, корпуса, диски, оси, шпиндели, втулки, кольца и др.);

- подготовленный набор изображений должен включать в себя достаточное для выполнения обучения количество (не менее 100 изображений) чертежей на различных форматах листа (A1, A2, A3 и A4);

- подготовленные данные должны содержать изображения различного качества и разрешения для возможности отображать то разнообразие, с которым придется работать модели при ее практическом применении.

После подготовки необходимого количества изображений они были разбиты на две группы – тренировочный набор чертежей, который составил 80 % изображений (800 единиц) и набор чертежей для проверки и корректировки во время обучения – 20 % изображений (200 единиц).

Далее был выполнен завершающий этап подготовки набора данных для обучения – разметка определяемых объектов на изображениях. Суть этого этапа заключается в том, чтобы при помощи специального программного обеспечения выделить эти объекты и создать для каждого изображения текстовые файлы, которые будут содержать их координаты на изображении (в нашем случае – области, содержащие значение массы детали).

На рисунке 1 в качестве примера представлено одно из размеченных изображений из тренировочного набора данных и полученные координаты выделенной области.

Второй этап создания модели – обучение модели на подготовленном наборе данных, выполняемое на базе модели для обнаружения объектов на изображениях и видео YOLO, выбранной в качестве базовой на этапе выбора методов и инструментов.

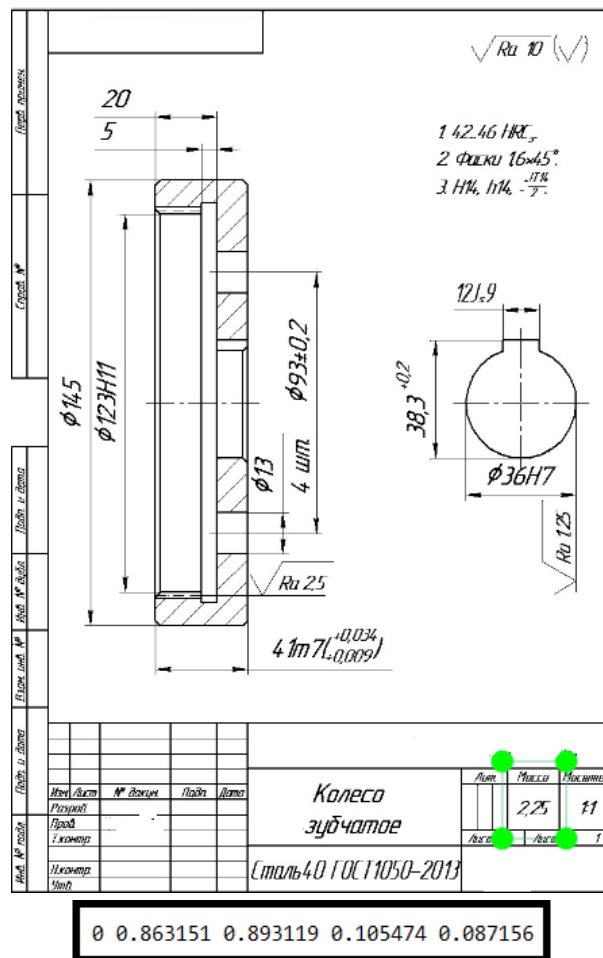


Рис. 1. Пример разметки детали из тренировочного набора данных

Fig. 1. An example of marking up a part from a training dataset

В ходе тестовых попыток обучения модели с целью получения максимально точных результатов были получены оптимальные значения параметров для запуска обучения:

- размер изображения или разрешение входного изображения (количество пикселей (точек) по большей стороне изображения, к которому оно будет приведено перед подачей в сеть обучения) – 960;
- размер батча (количество изображений, обрабатываемых за одну итерацию перед обновлением весов модели) – 16;
- количество эпох (сколько полных проходов по всему набору данных для обучения будет совершено) – 100.

На каждой из 100 заявленных эпох модель обучается на тренировочном наборе данных, который представляет собой часть данных, специально выделенную для обучения модели (80 % изображений из подготовленных ранее данных), прогона по 16 изображений и корректируя значения весов модели. Под весом модели понимаются настраиваемые числовые параметры нейронной сети, которые определяют связь между ее входным и выходным сигналом,

т. е. насколько сильно каждый входной сигнал влияет на выводимый результат работы сети. После завершения каждой эпохи обучения модель проверяется на проверочном (валидационном) наборе данных (20 % изображений из подготовленных ранее данных) и выводит значения метрик, характеризующих полученную на данной эпохе модель.

В качестве примера на рисунке 2 представлена часть изображений, которую обработала модель на эпохе с наилучшей полученной точностью. Это означает, что на данной эпохе модель продемонстрировала наилучшие результаты на проверочном наборе данных, наиболее высокие показатели метрик для оценки качества обучения.

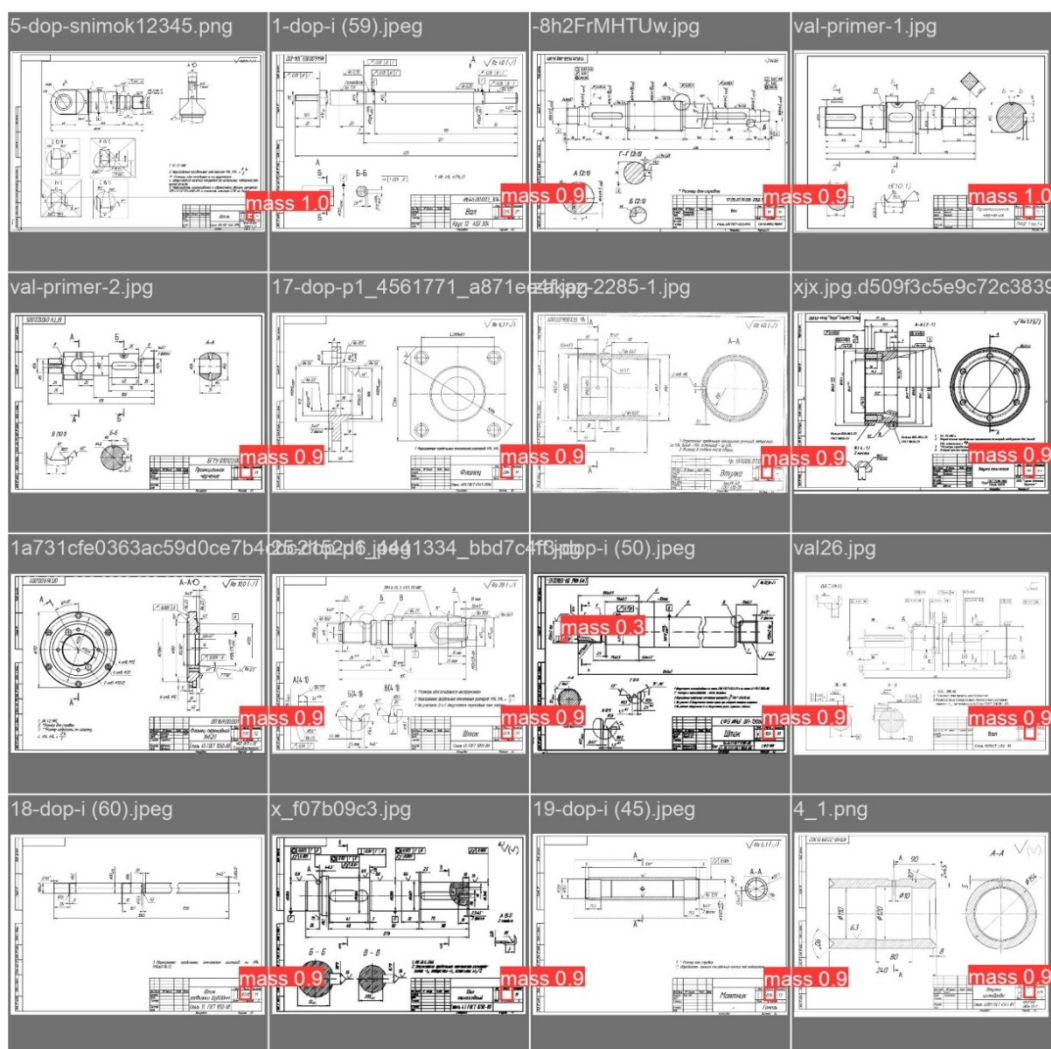


Рис. 2. Часть изображений, которую обработала модель на эпохе с наилучшей полученной точностью

Fig. 2. The part of the images that the epoch model processed with the best accuracy obtained

После прохождения всех эпох программа обучения выполняет формирование и вывод модели. Далее полученная модель может использоваться для поиска объектов, для обнаружения которых она была создана. В нашем случае это определение областей на чертеже, содержащих значение массы детали.

Третий этап создания модели – оценка полученной модели на основе анализа полученных значений, используемых для оценки качества модели YOLOv5, метрик и проведения теста на случайных изображениях чертежей деталей. Для оценки качества модели YOLO используются четыре основные характеристики:

- точность модели  $P$ , которая показывает долю правильных ответов из всех, предоставленных моде-

лю. Значение данного показателя составило 0,98. Значение данного параметра, рекомендуемое большинством специалистов по работе с YOLO для промышленного применения, 0,9 – на основе ранее опубликованных работ [22, 23];

- полнота охвата  $R$ , которая показывает долю найденных объектов из тех, которые были на изображении, – 1. Рекомендуемое значение для промышленного применения 0,8;

- $mAP50$  – среднее значение средней точности  $AP$ , рассчитываемой из показателей  $P$  и  $R$  при перекрытии 50 % размеченной рамки и рамки, определенной моделью, рассчитываемое для всех классов, – 0,98. Рекомендуемое значение для промышленного применения 0,75;

•  $mAP50-95$  – среднее арифметическое значений средней точности  $AP$  по всем классам, рассчитываемое при различном проценте перекрытия (от 50 до 95 %), – 0,82. Рекомендуемое значение для промышленного применения 0,5.

На рисунке 3 представлены графики изменения рассматриваемых значений четырех используемых

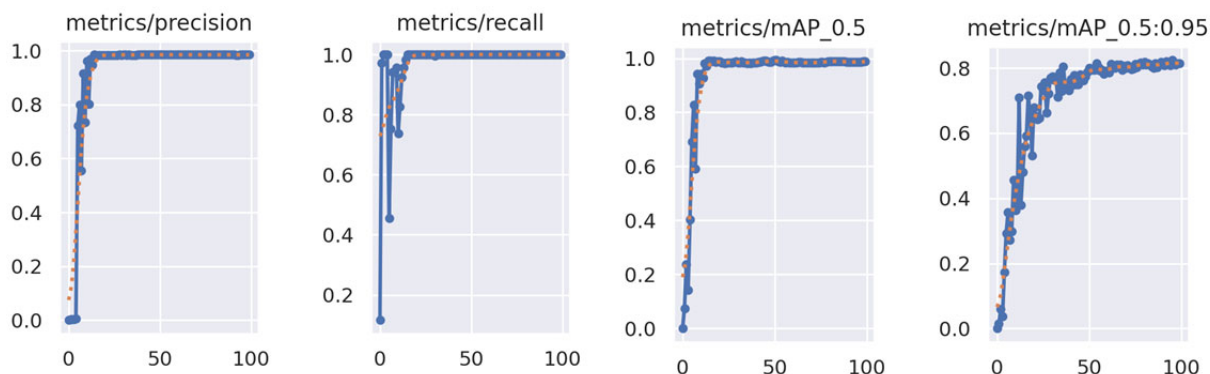


Рис. 3. Графики изменения показателей  $P$ ,  $R$ ,  $mAP50$  и  $mAP50-95$  во время 100 эпох обучения

Fig. 3. Graphs of changes in indicators  $P$ ,  $R$ ,  $mAP50$  and  $mAP50-95$  during 100 epochs of learning

После выполнения анализа метрик, характеризующих качество полученной модели, проводилось тестирование данной модели на специально подготовленном для этого наборе, состоящем из 35 изображений чертежей в формате JPEG. Изображения для теста были подобраны с использованием тех же принципов, которые соблюдались при составлении набора для обучения модели.

Целью проводимого теста была оценка возможностей модели выполнять возложенные на нее функции – корректно обрабатывать все изображения и выделять области на них, которые содержат информацию о значении массы. В итоге модель продемонстрировала способность успешно справляться с поставленной задачей. Модель смогла определить искомую область на всех изображениях и показала высокую скорость работы – время обработки одного изображения в среднем составило 0,5 секунды.

Исходя из анализа параметров, характеризующих качество полученной модели и результатов проведенного тестирования, можно сказать, что разработанная модель может успешно выполнять возлагаемые на нее функции – находить области на чертежах, содержащие значения массы деталей, и может быть далее принята в работу как часть разрабатываемой программы для ЭВМ.

#### Создание программы для автоматического определения массы детали

После получения работоспособной модели была создана программа для ЭВМ, основная цель работы которой – автоматическое определение массы детали по чертежу с использованием полученной модели. Для создания данной программы, как было сказано ранее, был выбран язык программирования Python, с которым работает созданная модель.

метрик –  $P$ ,  $R$ ,  $mAP50$  и  $mAP50-95$  в течение выполненных 100 эпох обучения.

Сравнивая полученные значения метрик со значениями, считающимися приемлемыми для промышленного применения, можно сделать вывод, что полученная модель показала приемлемую точность и является пригодной для дальнейшего ее использования в работе.

Рассмотрим основные функции разработанного программного модуля, перечисляемые в порядке выполнения кода:

- 1) при помощи полученной модели нейронной сети для обнаружения объектов находить на чертежах в формате изображения JPEG области, содержащие значение массы детали;
- 2) получение нового изображения, которое содержит только область из выделенной моделью рамки;
- 3) корректировка полученного изображения (по цвету, масштабу) для увеличения точности оптического распознавания текста на следующем этапе;
- 4) обрезка правой части полученного изображения после запятой (при ее наличии) при помощи дополнительной функции для исключения распространенной ошибки работы модели для оптического распознавания текста, связанной с нечитаемостью запятых (данный пункт и его назначение далее будет разобран более подробно);
- 5) распознавание текста (цифр), определяющего непосредственно значение массы, с полученного изображения при помощи библиотеки для оптического распознавания символов, написанной на языке программирования Python, – EasyOcr;
- 6) проверка и при необходимости корректировка полученного результата значения массы, которая заключается в округлении числа до целого в большую сторону, если модель, используемая в п. 4, определила наличие запятой;
- 7) занесение полученного значения массы и номера чертежа в таблицу в формате Microsoft Excel.

После завершения разработки был выполнен тест полученной программы на том же наборе данных, который использовался для теста полученной модели. В результате была выявлена повторяющаяся ошибка – модель для оптического распознавания символов

EasyOcr часто пропускает знак запятой в значении массы, приводя к ошибочным результатам. Для устранения этого недочета в работе программы было принято решение добавить в нее две дополнительные функции (указанные в п. 4 и 6) помимо перечисляемых основных функций. Цель работы дополнительных функций – обрезать (удалить) дробную часть с исходного изображения. Для этого выполняется дополнительная проверка наличия запятой в значении массы с использованием модели на базе YOLOv5 для ее поиска, и при ее обнаружении – округление значения массы до целого числа в большую сторону.

Точность полученного значения массы (даже с учетом округления) является достаточной для выполнения программой основных функций ее практического применения. Это объясняется тем, что выбор оборудования осуществляется посредством сравнения массы изделия с максимально возможной массой заготовки для рассматриваемого станка. Следовательно, применение описанного решения может оказывать влияние только в случаях, когда максимальная масса заготовки для станка менее или равна 1 кг. На практике оборудование с подобными характеристиками не имеет широкого распространения, так

как большинство современного оборудования (даже минимальных типоразмеров) способно обрабатывать детали массой свыше 1 кг.

Решение возможно и в случае критической ситуации с необходимостью идентификации детали с массой менее 1 кг и необходимостью выбора оборудования с максимальной массой заготовки до 1 кг. После округления программа выведет значение 1 кг и будет округлять до него все возможные значения масс меньше 1 кг. Для уточнения значений возможно использование функции ручной проверки и ввода значения массы (из выделенной моделью области), что, конечно, несколько снизит скорость работы и степень автоматизации. Наиболее простым решением данной проблемы является указание массы детали на чертежах в граммах. В перспективе, с продолжающимся развитием средств оптического распознавания текста, необходимость применения описанного алгоритма может исчезнуть, что приведет к повышению возможностей использования разработки для работы с деталями любых масс.

На рисунке 4 представлен один из примеров реализации дополнительной функции по обрезке изображения.

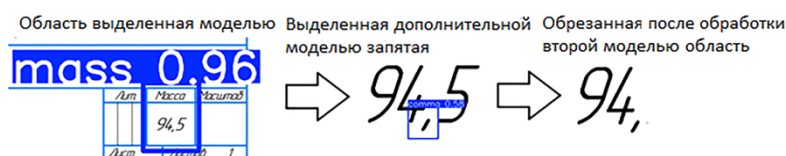
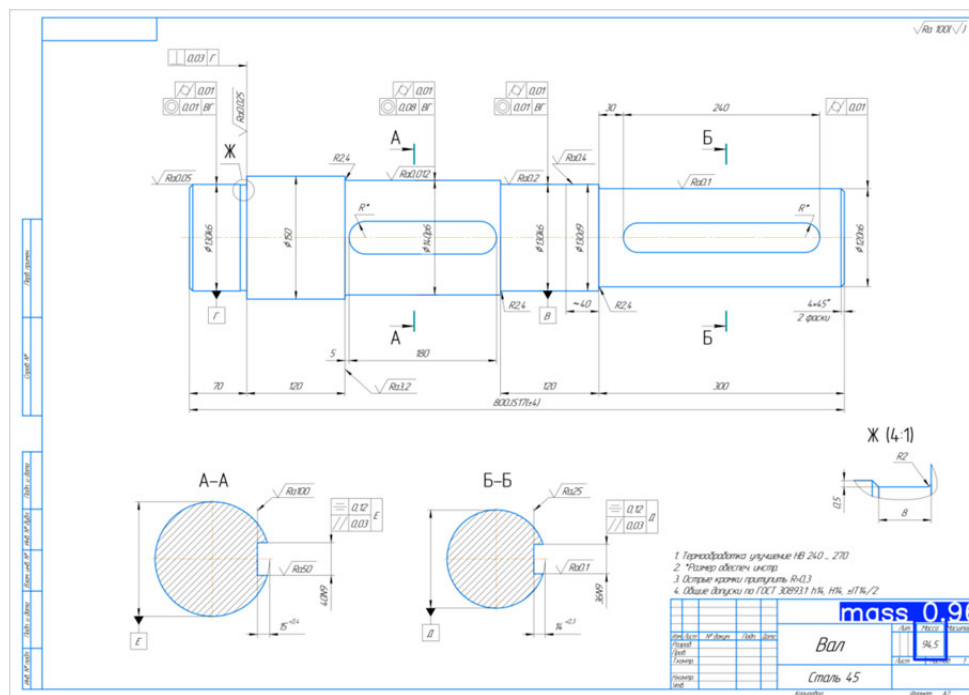


Рис. 4. Порядок нахождения и подготовки изображения перед оптическим распознаванием текста

Fig. 4. The procedure for finding and preparing images before optical text recognition



['94'] - Считанный текст  
 Масса детали 178267-1.jpg = 95

Рис. 5. Пример обработки программой одного из чертежей тестового набора

Fig. 5. Example of program processing of one of the test set drawings

После добавления дополнительных функций к программе был проведен повторный тест, результаты которого оказались существенно лучше предыдущих, – правильно были определены значения массы для 34 деталей из 35, и все необходимые данные после обработки были занесены в таблицу в формате Microsoft Excel. Среднее время обработки одного чертежа составило примерно 8 секунд. Пример обработки набора представлен на рисунке 5. На рисунке видно, что показатель confidence score, который отображает в процентах вероятность того, что обнаруженный объект действительно принадлежит тому классу, который определен, составил 96 %.

Тест показал, что разработанная программа для ЭВМ способна справляться с поставленными в начале работы задачами, в автоматическом режиме обрабатывать чертежи деталей и выполнять свою основную функцию – получение информации, содержащей значение массы детали.

### Выводы

Полученные результаты оказались весьма высокими и имеют значимые перспективы их практического применения.

Разработанная модель нейронной сети, созданная на базе модели YOLO для обнаружения объектов на изображениях и видео, смогла показать свою работоспособность и практическую применимость исходя из анализа полученных метрик для оценки качества полученной модели и результатов проведенного тестирования. Значения метрик составили: точность модели  $P = 0,98$ , полнота охвата  $R = 1$ ,  $mAP50$  – среднее значение средней точности  $AP = 0,75$ ,  $mAP50-95$  – среднее арифметическое значений средней точности  $AP$  по всем классам – 0, 82. Данные значения оказались существенно выше тех, которые рекомендуются большинством специалистов по работе с YOLO в ранее опубликованных работах для промышленного применения.

Результаты проведенного теста модели также доказали ее работоспособность. Модель определила область, содержащую значение массы на всех 35 чертежах. Кроме того, модель показала высокую скорость работы – время обработки одного изображения в среднем составило 0,5 секунды.

Разработанная программа для ЭВМ, использующая описанную модель в качестве основы, также показала высокое качество работы, что подтверждается результатами проведенного тестирования, в ходе которого были выполнены все поставленные задачи. В ходе работы программа смогла в автоматическом режиме найти, считать и вывести верные значения массы для 34 деталей из 35, продемонстрировав при этом высокую скорость работы, – среднее время обработки одного чертежа составило примерно 8 секунд. Также программа смогла занести полученные результаты и номера чертежей в таблицу в формате Microsoft Excel.

Разработанная программа для ЭВМ может успешно использоваться при подготовке производства различных деталей, которые изготавливаются на

машиностроительных предприятиях: для подбора и проверки оборудования по параметру максимальной массы заготовки, которую можно обрабатывать на данном типе станка; нахождения нормы расхода материала на деталь; группирования деталей в автоматическом режиме по параметру массы.

Представленная в настоящем исследовании разработка может заинтересовать представителей различных машиностроительных предприятий.

### Библиографические ссылки

1. Звонарев И. С., Караваев Ю. Л. Нейросетевой алгоритм обучения мобильного робота в задаче следования за целью // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2024. Т. 27, № 2. С. 4–14. DOI: 10.22213/2413-1172-2024-2-4-14
2. Унижаев Н. В. Особенности внедрения нейросетей и систем искусственного интеллекта на предприятиях электроэнергетики // Вопросы инновационной экономики. 2023. Т. 13, № 1. С. 215–232.
3. Бархатов Н. А., Ревунова Е. А., Ундалова И. С. Возможности применения нейронных сетей в информационной инфраструктуре предприятия // Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования. 2020. № 6 (48). С. 11–17.
4. Суздалева Н. Н. Потенциал использования нейросетей промышленными предприятиями в условиях российской действительности // Региональная и отраслевая экономика. 2022. № 11 (173). С. 91–94.
5. Сверточные нейронные сети для выявления дефектов и повреждений конструкций / Д. В. Степанов, А. В. Макаров, А. М. Молотов, Е. Н. Облетов // Промышленное и гражданское строительство. 2024. № 9. С. 52–58.
6. Кузнецов С. В., Роговик А. А., Кузнецова Е. С. Детекция деталей, получаемых методами токарной обработки, с использованием модели для распознавания объектов YOLOv5 // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г. И. Носова. 2025. Т. 23, № 3. С. 122–128.
7. Кузнецов С. В., Роговик А. А. Определение максимального диаметра деталей типа тел вращения на чертежах в автоматизированном режиме // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2025. Т. 28, № 4. С. 29–35. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-4-29-35
8. Павлова А. Н., Кузнецова О. В. Проектирование группового технологического процесса механической обработки деталей на основе применения инструментов математического моделирования // Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение. 2020. № 1. С. 98–108.
9. Кузнецов С. В., Роговик А. А. Группирование деталей тел вращения типа диск и ему подобных при планировании их изготовления с целью увеличения серийности производства // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2025. Т. 28, № 1. С. 24–32. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-1-24-32
10. Митрофанов С. П. Групповая технология машиностроительного производства: в 2 т. 3-е изд., перераб. и доп. Ленинград: Машиностроение, 1983. 407 с.
11. Митрофанов С. П. Научная организация машиностроительного производства. Ленинград: Машиностроение, 1976. 712 с.
12. Путькина Л. М., Барсова Т. Н. Современные подходы к анализу развития специализации производства на предприятиях машиностроительной отрасли // Modern Eponomy Success, 2020, no. 1, pp. 19-23.
13. Кугаевский С. С., Богоявленский А. В. Использование технологических шаблонов для определения прогноза

ной трудоемкости изготовления деталей на токарных станках с ЧПУ // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2024. Т. 27, № 1. С. 26–35. DOI: 10.22213/2413-1172-2024-1-26-35

14. *Базров Б. М.* Специализация машиностроительного производства // Научные технологии в машиностроении. 2023. № 8. С. 43–48.

15. *Alireza Pooya, Amin Mansoori, Mohammad Eshaghezhad, Shila Monazam Ebrahimpour* (2021) Neural Network for a Novel Disturbance Optimal Control Model for Inventory and Production Planning in a Four-Echelon Supply Chain with Reverse Logistic. *Neural Processing Letters*, no. 53, pp. 4549-4570.

16. *Redmon J., Farhadi A.* (2017) YOLO9000: Better, Faster, Stronger. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 7263-7271.

17. *Redmon J., Shooji F., Farhadi A.* (2022) YOLOv5 Training and Improving Object Detectors and Segmentation Models with One Click. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022, pp. 962–972.

18. *Bochkovskiy A., Wang C.* YOLOv5: Creating State-of-the-Art Object Detectors in Real Time. [S. 1.] // ArXiv, 2021, С. 214–219.

19. *Давлетов А. Р.* Современные методы машинного обучения и технология OCR для автоматизации обработки документов // Вестник науки. 2023 № 10. С. 676–698.

20. *Hamdi A.* (2022) OCR with Tesseract, Amazon Texttract, and Google Document AI: a benchmarking experiment. *Journal of Computational Social Science*, no. 5 (1), pp. 861–882.

21. *Patel D. et al.* (2020) Improving the Accuracy of Tesseract 4.0 OCR Engine Using Convolution-Based Preprocessing. *Symmetry*, no. 12 (5), p. 715.

22. *Padilla R., Passos W.L., Dias T.L., Netto S.L., and Da Silva E.A.* (2021) A comparative analysis of object detection metrics with a companion open-source toolkit. *Electronics*, vol. 10, no. 3, p. 279.

23. *Pale-Ramon E.G., Morales-Mendoza L.J., González-Lee M., Ibarra-Manzano O.G., Ortega-Contreras J.A., and Shmaliy Y.S.* (2023) Improving Visual Object Tracking using General UFIR and Kalman Filters under Disturbances in Bounding Boxes. *IEEE Access*, vol. 11, pp. 57905-57915.

## References

1. *Zvonarev I.S., Karavaev Yu.L.* (2024) [Neural Network Algorithm for Training a Mobile Robot in the Task of Following a Target]. *Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova*, vol. 27, no. 2, pp. 4-14. DOI: 10.22213/2413-1172-2024-2-4-14 (in Russ.).

2. *Unizhaev N.V.* (2023) [Particularities of the introduction of neural networks and artificial intelligence systems at power companies]. *Voprosy innovacionnoj ekonomiki*, vol. 13, no. 1, pp. 215-232 (in Russ.).

3. *Barkhatov N.A., Revunova E.A., Undalova I.S.* (2020) [The possibilities of using neural networks in the information infrastructure of the enterprise]. *Innovacionnaya ekonomika: perspektivy razvitiya i sovershenstvovaniya*, no. 6, pp. 11-17 (in Russ.).

4. *Suzdaleva N.N.* (2022) [The potential of using neural networks by industrial enterprises in the context of Russian reality]. *Regional'naya i otraslevaya ekonomika*, no. 11 (173), pp. 91-94 (in Russ.).

5. *Stepanov D.V., Makarov A.V., Molotov A.M., Bolotov E.N.* (2024) [Convolutional neural networks for detecting

defects and damage to structures]. *Promyshlennoe i grazhdanskoe stroitel'stvo*, no. 9, pp. 52-58 (in Russ.).

6. *Kuznetsov S.V., Rogovik A.A.* (2025) [Detection of parts obtained by turning methods using the yolov5 object recognition model]. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G. I. Nosova*, vol. 23, no. 9, pp. 122-128. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-9122-128 (in Russ.).

7. *Kuznetsov S.V., Rogovik A.A.* (2025) [Automatic Maximum Diameter Determination of Rotation Parts on Drawings]. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G. I. Nosova*, vol. 28, no. 4, pp. 29-35. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-4-29-35 (in Russ.).

8. *Pavlova A.N., Kuznetsova O.B.* (2020) [Designing a group technological process of machining parts based on the use of mathematical modeling tools]. *Sovremennye naukoemkie tehnologii. Regional'noe prilozhenie*, no. 1, pp. 98-108 (in Russ.).

9. *Kuznetsov S.V., Rogovik A.A.* (2025) [Grouping Rotation Bodies of Disc and Similar Type when Planning their Manufacture to Increase the Serial Production]. *Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova*, vol. 28, no. 1, pp. 24-32. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-1-24-32 (in Russ.).

10. *Mitrofanov S.P.* (1983) *Group technology of machine-building production* [Group technology of machine-building production]. Leningrad: Mashinostroenie Publishing, 407 p. (in Russ.).

11. *Mitrofanov S.P.* (1976) *Scientific organization of machine-building production* [Scientific organization of machine-building production]. Leningrad: Mashinostroenie Publishing, 712 p. (in Russ.).

12. *Putyatina L.M., Barsova T.N.* (2022) [Modern approaches to analyzing the development of specialization of production at enterprises in the machine-building industry]. *Modern Economy Success*, no. 1, pp. 19-23 (in Russ.).

13. *Kugaevskiy S.S., Bogoyavlenskiy A.V.* (2024) [Using technological templates to determine the predicted labor intensity of manufacturing parts on CNC lathes]. *Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova*, vol. 27, no. 1, pp. 26-35. DOI: 10.22213/2413-1172-2024-1-26-35 (in Russ.).

14. *Bazrov B.M.* (2023) [Specialization of machine-building production]. *Naukoemkie tehnologii v mashinostroyeni*, no. 8, pp. 43-48 (in Russ.).

15. *Alireza Pooya, Amin Mansoori, Mohammad Eshaghezhad, Shila Monazam Ebrahimpour* (2021) Neural Network for a Novel Disturbance Optimal Control Model for Inventory and Production Planning in a Four-Echelon Supply Chain with Reverse Logistic. *Neural Processing Letters*, no. 53, pp. 4549-4570.

16. *Redmon J., Farhadi A.* (2017) YOLO9000: Better, Faster, Stronger. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 7263-7271.

17. *Redman J., Shoji F., Farhadi A.* (2022) YOLOv5 Training and Improving Object Detector and Segmentation Models with One Click. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 962-972.

18. *Bochkovskiy A., Wang C.* (2021) Yellow 5: Creating State-of-the-Art Object Detector in Real Time, pp. 214-219.

19. *Davletov A.R.* (2023) [Modern machine learning methods and OCR technology for document processing automation]. *Byulleten' nauki*, no. 10, pp. 676-698 (in Russ.).

20. *Hamdi A.* (2022) OCR with Tesseract, Amazon Texttract, and Google Document AI: a benchmarking experiment. *Journal of Computational Social Science*, no. 5 (1), pp. 861-882.

21. *Patel D.* (2020) Improving the Accuracy of Tesseract 4.0 OCR Engine Using Convolution-Based Preprocessing. *Symmetry*, no. 12 (5), p. 715.

22. R. Padilla, W.L. Passos, T.L. Dias, S.L. Netto, E.A. Da Silva (2021) A comparative analysis of object detection metrics with a companion open-source toolkit. *Electronics*, vol. 10, no. 3, p. 279.

23. Pale-Ramon E.G., Morales-Mendoza L.J., González-Lee M., Ibarra-Manzano O.G., Ortega-Contreras J.A., Shmaliy Y.S. (2023) Improving Visual Object Tracking using General UFIR and Kalman Filters under Disturbances in Bounding Boxes. *IEEE Access*, vol. 11, pp. 57905-57915.

### Recognizing the Mass of Parts in Drawings Using Neural Network Models

S.V. Kuznetsov, PhD in Engineering, Associate Professor, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia

A.A. Rogovik, Post-graduate, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia

*The article discusses the application of modern artificial intelligence methods, in particular neural networks, to solve problems in mechanical engineering. This area is becoming increasingly important, as process automation can significantly increase production efficiency, reduce costs and improve product quality. The paper proposes a method for automatic finding and recognizing the mass of a part in drawings based on the use of neural networks adapted to perform the task. To implement this approach, a new model based on the YOLOv5 architecture has been developed, trained to analyze drawings and allowing them to identify the area containing the mass of the part accurately. Next, a program was developed in the Python programming language, which uses the resulting model and the EasyOCR optical character recognition library to automatically extract information from drawings containing the mass value of the part, and then save this data to a Microsoft Excel spreadsheet. The program has been tested, and the results of the analysis have confirmed its high efficiency. It is able to recognize a text accurately, which allows you to process large amounts of data quickly and accurately. This opens up broad prospects for its application in various areas of technological preparation of production: to carry out automated selection of equipment, fixtures and means of production necessary for the manufacture of parts, calculation of material consumption, and grouping of parts. Thus, the developed program is a powerful tool for automating routine tasks related to the analysis of drawings, and can be widely used in various industries.*

**Keywords:** determining the mass of a part, optical text recognition, computer vision, neural networks, working with drawings, YOLOv5, object detection in images.

Получено 20.02.2026

#### Образец цитирования

Кузнецов С. В., Роговик А. А. Распознавание массы деталей на чертежах с использованием моделей нейронных сетей // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2026. Т. 29, № 2. С. 30–38. DOI: 10.22213/2413-1172-2026-2-30-38

#### For Citation

Kuznetsov S.V., Rogovik A.A. (2026) [Recognizing the Mass of Parts in Drawings Using Neural Network Models]. *Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova*, vol. 29, no. 2, pp. 30-38. DOI: 10.22213/2413-1172-2026-2-30-38 (in Russ.).