



НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики»
Московский институт электроники и математики

ВКР в рамках проекта №608:

**«РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ (ML) И
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ РУЧНЫХ ОПЕРАЦИЙ В
ПРОМЫШЛЕННОМ ПРОИЗВОДСТВЕ»**

Студенты:

Мазиков Ярослав БПМ201, Солдатов Алексей МСМТ233, Ляпунова Софья БИВ214,
Гриднева Екатерина СКБ221, Какурин Василий БПМ203

Научный руководитель: Старший преподаватель Минченков В.О.

Москва, 2024



Цель: Разработать систему контроля сборочного процесса сложных изделий с мелкими деталями в промышленном производстве

Мазиков Я.А:

- Исследование алгоритмов трекинга для повышения качества детекции
- Написание статей

Солдатов А.В:

- Разработка основного приложения контроля сборки узлов FPV-дрона
- Написание статей

Какурин В.В.:

- Обучение нейросетей на суперкомпьютере, обработка данных и подбор гиперпараметров
- Написание статей

Гриднева Е.В:

- Съёмка и разметка обучающих наборов данных

Ляпунова С.А.:

- Исследование и внедрение методов ускорения работы основного приложения



Что необходимо на производстве:

- Контроль действий оператора-сборщика с помощью систем интеллектуального видеонаблюдения. Распознавание некорректных (не соответствующих белому списку) операций, информирование оператора и руководителя производства.
- Обучение оператора сборщика последовательности действий и технике безопасности на рабочем месте.

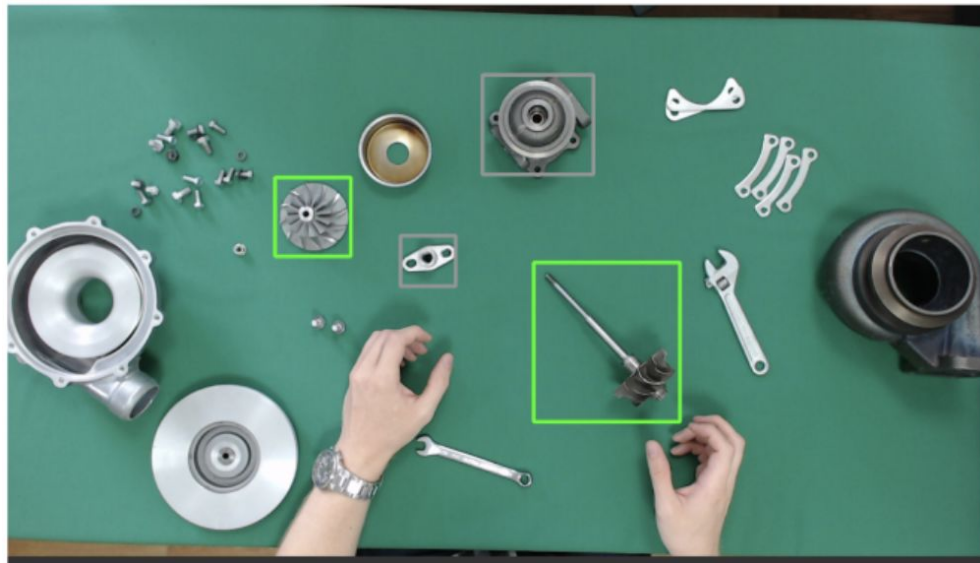
Польза:

- Снижение процента брака
- Контроль соблюдения базовых правил техники безопасности



Компания “Мотив” разработала систему контроля за сборкой турбокомпрессора Камаз.

Система позволяет детектировать 14 базовых действий сборщика турбины, а также выявлять 4 вида типовых ошибок сборщика.



Пример работы системы контроля компании “Мотив”



Лабораторный стенд контроля ручных операций



Публикации

[Книги](#)[Статьи](#)[Главы в книгах](#)[Препринты](#)[Сообщить о публикации](#)[Расширенный поиск](#)[Правила использования материалов](#)[Наука в ВШЭ](#)

ГЛАВА КНИГИ

Method of Automatic Images Datasets Sampling for the Manual Operations Control Systems

Р. 194-199.

[Сергеев А. В.](#), [Минченков В. О.](#), [Лукашов С. А.](#), [Солдатов А. В.](#), [Мазиков Я. А.](#)

язык: [английский](#)



КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: [machine learning](#) [sampling](#)

[Model training](#) [operations control](#) [industrial automatization](#)

[lao](#) [data-set](#)

ПУБЛИКАЦИЯ ПОДГОТОВЛЕНА ПО РЕЗУЛЬТАТАМ
ПРОЕКТА:

[Исследование и разработка методов снижения задержки для организации энергоэффективной и безопасной передачи данных в сетях Интернета вещей \(2025\)](#)

В книге

2023 XVIII International Symposium Problems of Redundancy in Information and Control Systems (REDUNDANCY)

IEEE, 2023





Determination of efficiency indicators of the stand for intelligent control of manual operations in industrial production

Aleksei Soldatov, Yaroslav Mazikov, Vasily Kakurin, Victor Minchenkov, Anton Sergeev

Abstract

Systems for intelligent control of manual operations in industrial production are currently being implemented in various industries. Manual labour may lead to a high level of human error in production, which can result in defective products as well as workplace accidents if safety regulations are not strictly followed. One of the most promising and effective ways to control manual operations and ensure compliance with safety regulations in industrial production is the implementation of complex computer vision control systems in the technological process. This approach has scientific novelty and holds significant potential for commercialization and industrial adoption. By utilising machine learning algorithms and neural networks, it is possible to identify common errors during the assembly of any device manually. Such systems automatically track the operator's manipulations with the help of high-resolution cameras. Before implementing an intelligent control system into a real production it is necessary to calculate its efficiency. However, the task of evaluating the efficiency of such systems is not trivial. For different technological processes, various scenarios and object detection models could be applied, and the question is how to evaluate the efficiency of the whole system in general. The traditional metrics for assessing the quality of object detection models provide an incomplete picture of the overall effectiveness of the manual control system. This paper proposes a custom approach for calculating a traditional effectiveness IoU metric to estimate the whole control system efficiency. Our team suggested analysing time intervals between the completion of different stages of the assembly process. This paper proposes the methodology for calculating the efficiency indicators. The assembly process consists of 12 sequential stages. For each assembly, the timestamps for the beginning of each assembly stage were recorded automatically by the control system application. After that, the same recorded video was labelled by a human manually to get the real timestamps of the assembly stages. The mathematical approach used for assessing the experiments is based on the IoU calculation of real- and predicted-time intervals between assembly stages. The value of the average IoU is 0.82. MAPE and residual histogram were also used for evaluation and visualisation of the system's efficiency. The possible absolute deviation of the timestamps predicted by the system from the real ones according to the MAPE metric is 1.2%. The residual histogram indicates error variability and possible prediction accuracy that varies depending on the speed of the assembly process. The experiments conducted have demonstrated the effectiveness of the intelligent control system for manual operations and the potential for successful implementation of this technology in actual production.

Keywords

control systems efficiency evaluation industrial production intelligent control machine learning manual operations
neural network stand



Robust image classification using anomaly detection

Vasiliy Kakurin, Victor Minchenkov, Aleksei Soldatov

Abstract

In the process of manual assembly, the detection and classification of various objects are fraught with difficulties, since some classes of objects are missing from the set of training samples. To solve this problem, we use a two-step approach: at first, we use a detection model to identify all possible objects regardless of their class, and then we classify them, using our model. The key idea used in our classification model is the simultaneous solution of anomaly detection and classification problems. We focus on the metric learning method, using which, the model builds vector representations of objects, which are then used to solve the desired tasks. To train our models to solve the required tasks, we have collected datasets containing images of different details, their conjunctions, and various irrelevant objects. We have also experimented with various architectures of neural network models used to build vector representations and, subsequently, classify them.

Keywords

#

Image classification

Anomaly detection



Исследование алгоритмов трекинга объектов

Трекинг - это автоматическое определение положения движущегося объекта в кадре с течением времени.

Алгоритмы трекинга можно разделить на:

- трекинг единственного объекта
- трекинг множества объектов
- 3D пространственный трекинг



Пример работы модели трекинга для последовательности видеок кадров



Среди алгоритмов, основанных на глубинных моделях, в ходе работы рассматривались:

- SiamRPN
- SiamRPN++
- SiamBAN

Основная идея данных алгоритмов заключается в использовании «сиамской» (siamese) нейронной сети. Данная нейросеть состоит из двух ветвей: шаблонной и детекционной.

Данные ветви используются для обработки эталонного изображения отслеживаемого объекта и изображения текущего кадра и их сравнения.



Среди алгоритмов, основанных на корреляционных фильтрах, в ходе работы рассматривались:

- MOSSE
- KCF
- DeepSRDCF
- AutoTrack

В задаче трекинга могут возникнуть следующие проблемы:

- плохая освещенность
- быстрая скорость движения объекта
- появление препятствий
- изменение масштаба объекта

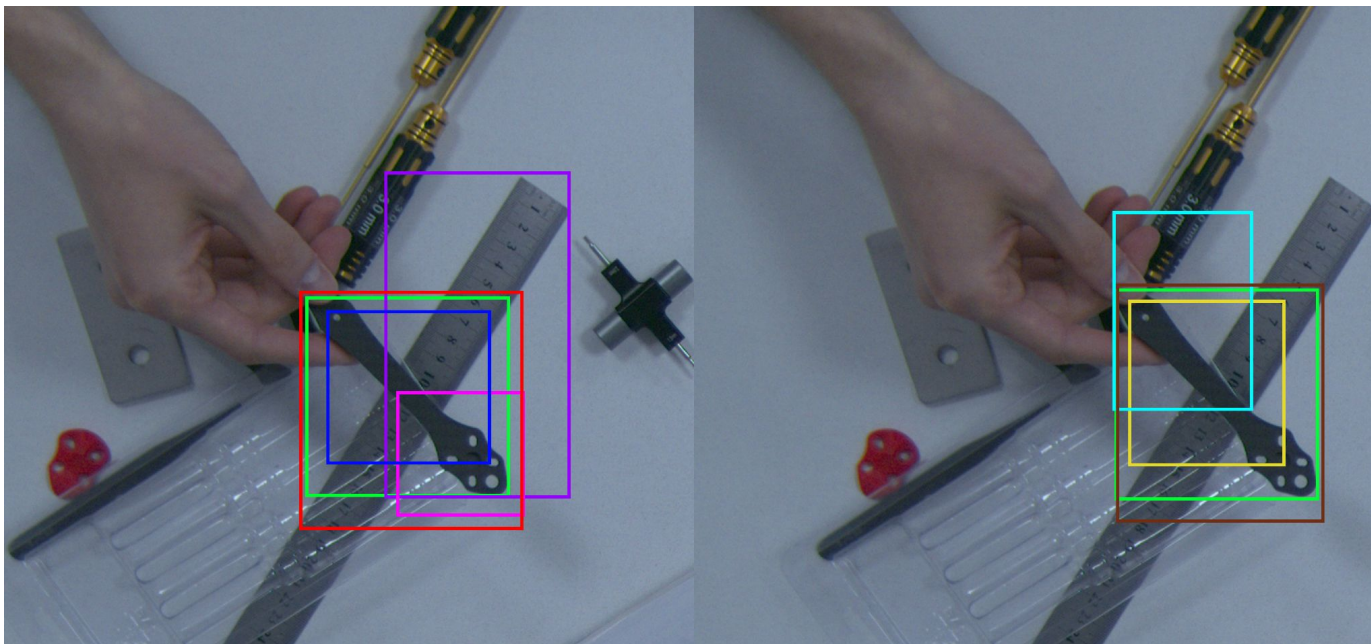


Сравнение алгоритмов

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ (ML) И
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ РУЧНЫХ ОПЕРАЦИЙ
В ПРОМЫШЛЕННОМ ПРОИЗВОДСТВЕ

	Плохая освещенность	Быстрая скорость движения	Появление препятствий	Изменение масштаба	Скорость работы
MOSSE	0.33	0.17	0.22	0.19	118
KCF	0.42	0.26	0.37	0.28	73
DeepSRDCF	0.59	0.45	0.55	0.53	5
AutoTrack	0.63	0.51	0.62	0.57	38
SiamRPN	0.61	0.38	0.52	0.48	42
SiamRPN++	0.68	0.41	0.64	0.58	27
SiamBAN	0.73	0.56	0.71	0.65	73

Таблица с оценкой работы алгоритмов в сложных условиях.
Использовался порог IoU = 0.5, порог FPS = 15



 Ground Truth	 KCF	 MOSSE	 DeepSRDCF	 AutoTrack
	 SiamRPN	 SiamRPN++	 SiamBAN	

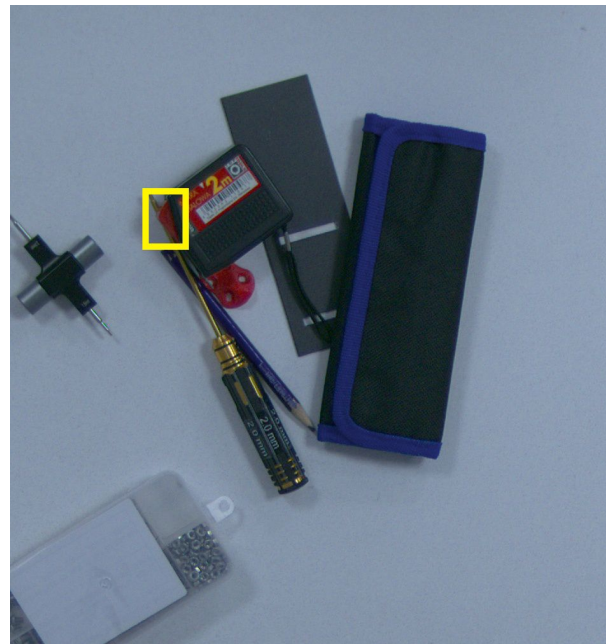
Пример работы моделей трекинга для случая с окклюзией.



Повышение качества детекции

Существующие проблемы моделей детекции:

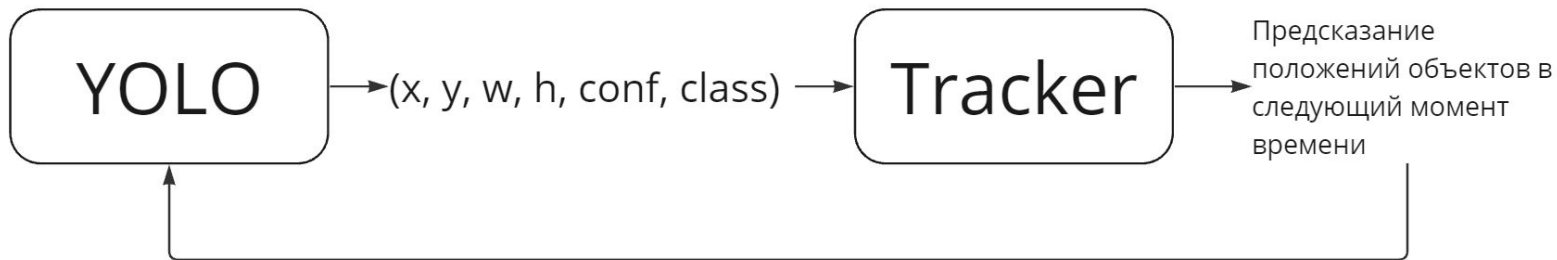
- пропуски в детекции
- нестабильность детекции
- ложные срабатывания



Пример ложного срабатывания модели YOLOv8



Схема используемого решения:



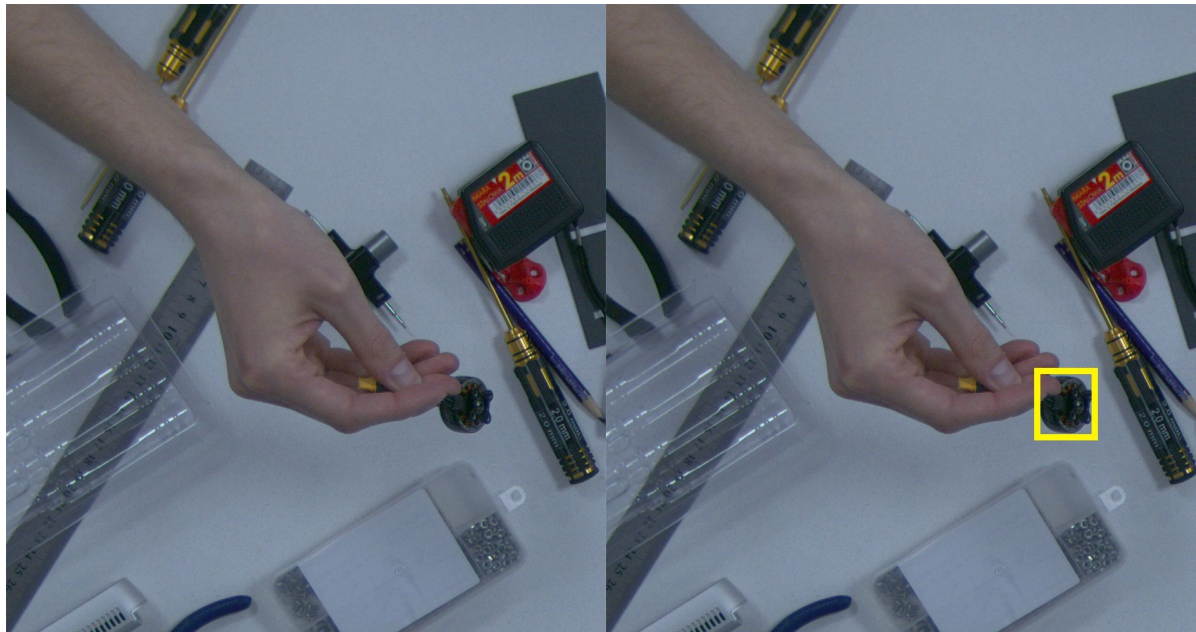
Удалось добиться повышения качества детекции, используя алгоритм SiamBAN совместно с YOLOv8:

- сокращено количество пропущенных детекций на 2%
- сокращено количество нестабильных детекций на 6%



Пример повышения качества

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ (ML) И
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ РУЧНЫХ ОПЕРАЦИЙ
В ПРОМЫШЛЕННОМ ПРОИЗВОДСТВЕ



Пример видеокadra в испытании по оценке решения проблемы пропусков детекций.
Слева - YOLOv8. Справа - YOLOv8+SiamBAN.



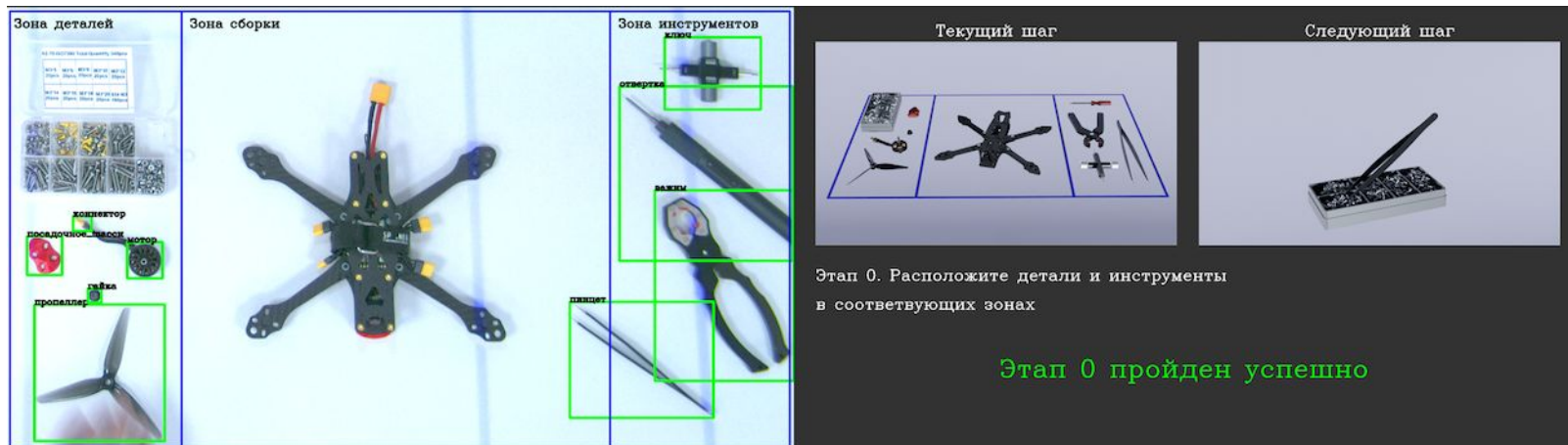
В ходе работы было достигнуто:

- изучены алгоритмы трекинга объектов
- проведен анализ работы алгоритмов трекинга в сложных условиях
- проведен анализ работы модели детекции YOLOv8 совместно с алгоритмами трекинга
- повышено качество работы модели детекции YOLOv8 при использовании алгоритма SiamBAN



Приложение контроля сборки FPV-дрона

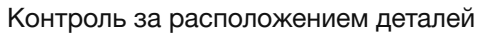
Весь процесс сборки поделен на шаги.
Этапы сборки выполняются последовательно.



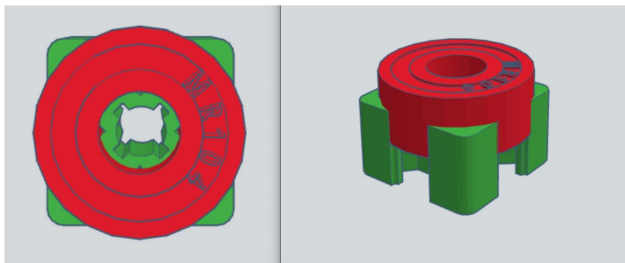
Пример работы нулевого этапа



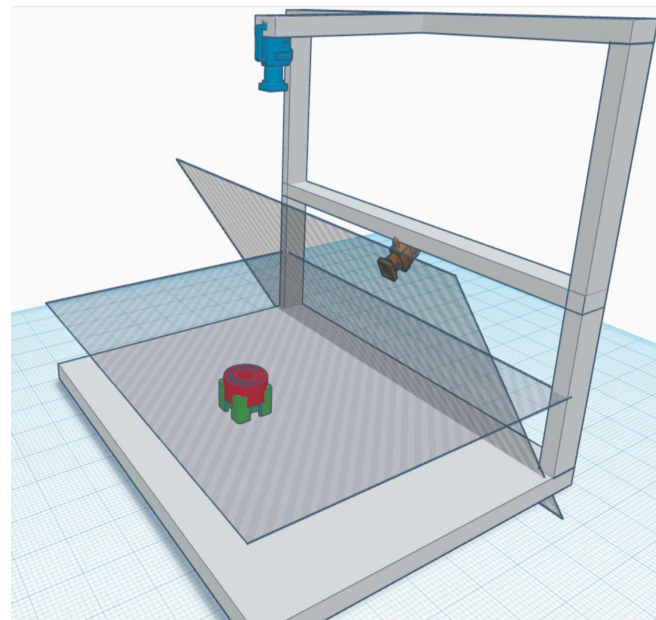
Контроль за расположением деталей



- 1) Вид с двух ракурсов
- 2) Детектирование только в области сборки
- 3) Вывод по результатам обработки двух изображений



Смоделированное соединение подшипника и балки



Расположение камер и их поля зрения



В приложении реализовано:

- Гибкая настройка последовательных этапов сборки
- Возможность подключения множества параллельных сценариев контроля
- Динамические цветовые и текстовые подсказки во время сборки
- Статистика сборочного процесса



Увеличение FPS приложения



1. Перевод вычислений на GPU
2. Многопоточность
3. Многопроцессность
4. Асинхронные вычисления



Исследование показало, что использование асинхронных вычислений с помощью `asyncio` и перевод вычислительной нагрузки на GPU могут способствовать увеличению FPS на 38,187%.

	Скорость обработки, FPS	Улучшение производительности, %
Исходная модель кода	10.586	0
Модель, оптимизированная для GPU	10.978	3.712
Модель с асинхронными вычислениями	14.181	33.957
Модель, оптимизированная для GPU с асинхронными вычислениями	14.628	38.187



Съемка и разметка наборов данных



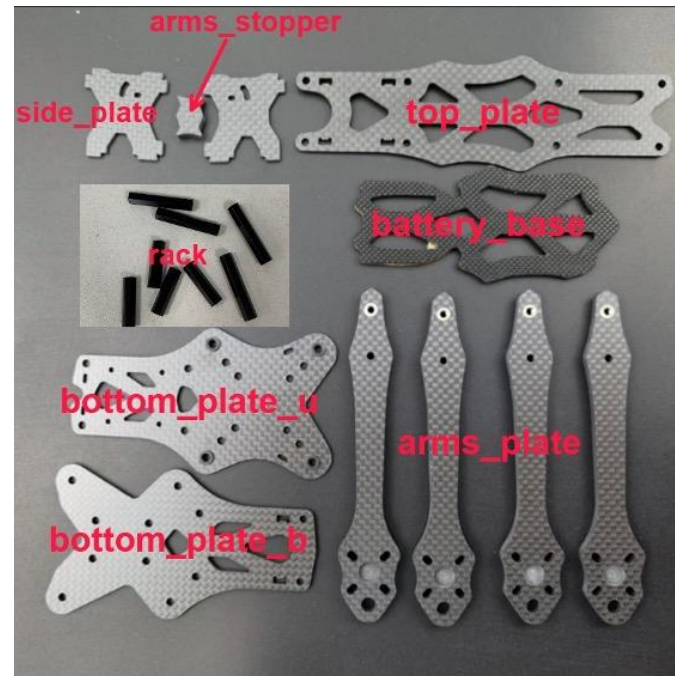
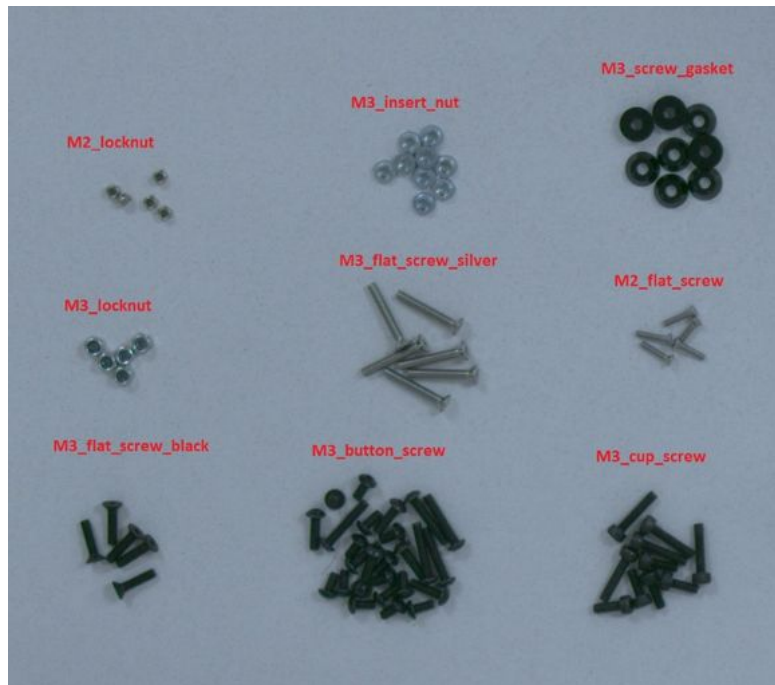
Этапы работы

- 1) Съёмка деталей в различных условиях и с использованием разных камер (Basler и Logitech).
- 2) Ручная разметка фотографий для разных типов деталей и их комбинаций с использованием платформы makesense.ai.
- 3) Создание разнообразных наборов данных, которые включают перекрытия и сложные фоны.



Новые наборы данных

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ (ML) И
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ РУЧНЫХ ОПЕРАЦИЙ
В ПРОМЫШЛЕННОМ ПРОИЗВОДСТВЕ



Примеры наборов деталей



Новые наборы данных

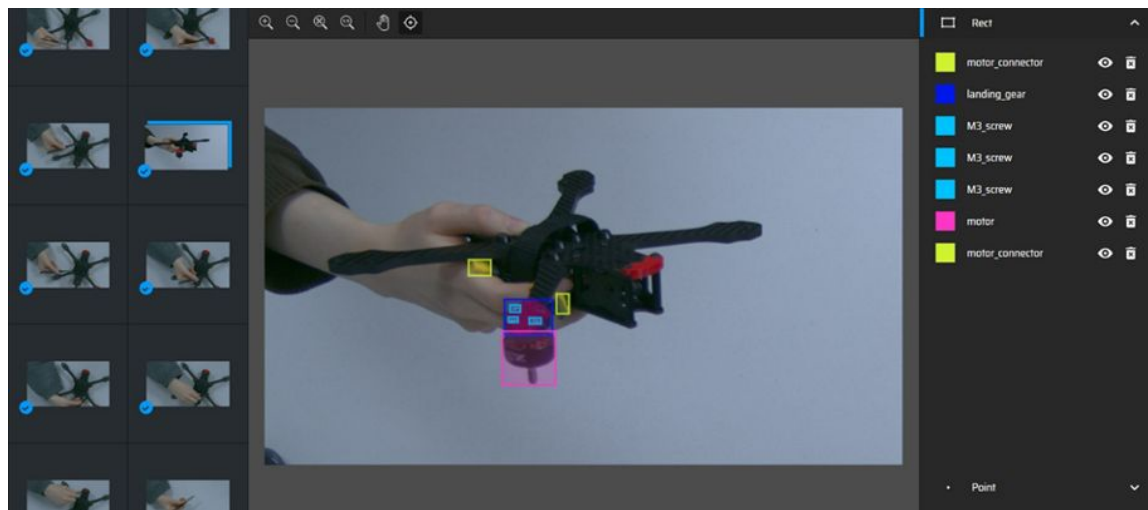
РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ (ML) И
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ РУЧНЫХ ОПЕРАЦИЙ
В ПРОМЫШЛЕННОМ ПРОИЗВОДСТВЕ



Пример разметки в программе makesense.ai



- Размечено инструментов – 520 фото
- Размечено винтов и гаек – 410 фото
- Размечено деталей рамы дрона – 240 фото
- Размечено промежуточных соединений деталей дрона – 646 фото



Всего размечено 1816 фотографий



Обучение моделей детекции



Для решения задачи детекции применялась предобученная модель YOLOv8s. Использовалось разрешение 1920.

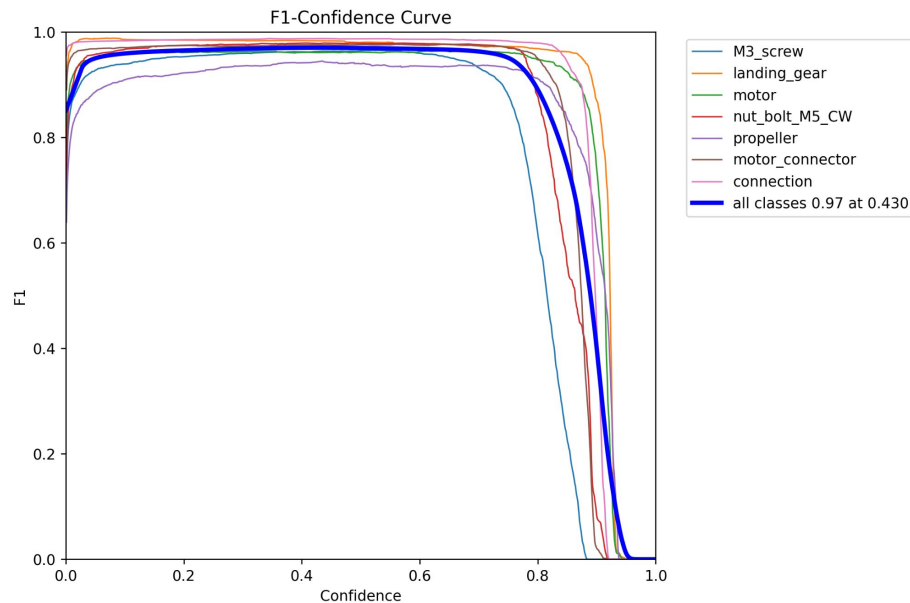
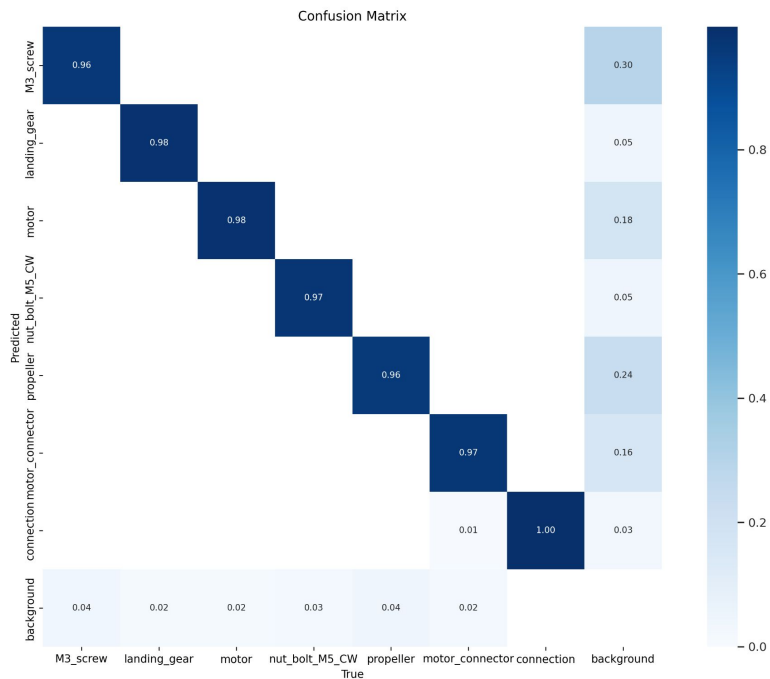
Были использованы различные **аугментации**, реализованные в самой модели. Также, с целью повышения устойчивости модели к различным условиям освещения, состоянию рабочей поверхности, и др. были реализованы дополнительные аугментации.

Были обучены модели для следующих задач:

- Детекция мелких деталей в зонах
- Детекция инструментов в зонах
- Детекция рук в области видимости



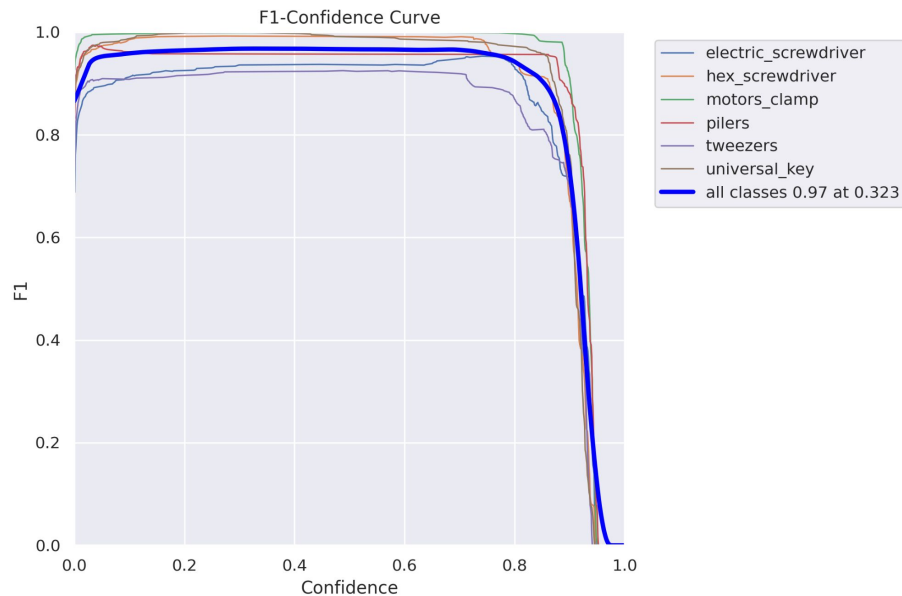
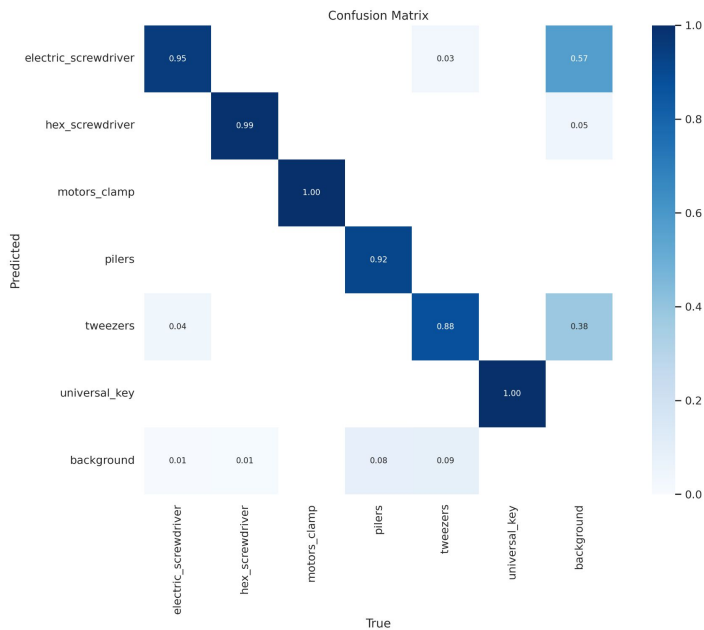
Обучение модели на датасете с деталями дрона



Confusion matrix, F1-confidence обученной модели YOLOv8 на наборе данных с деталями дрона



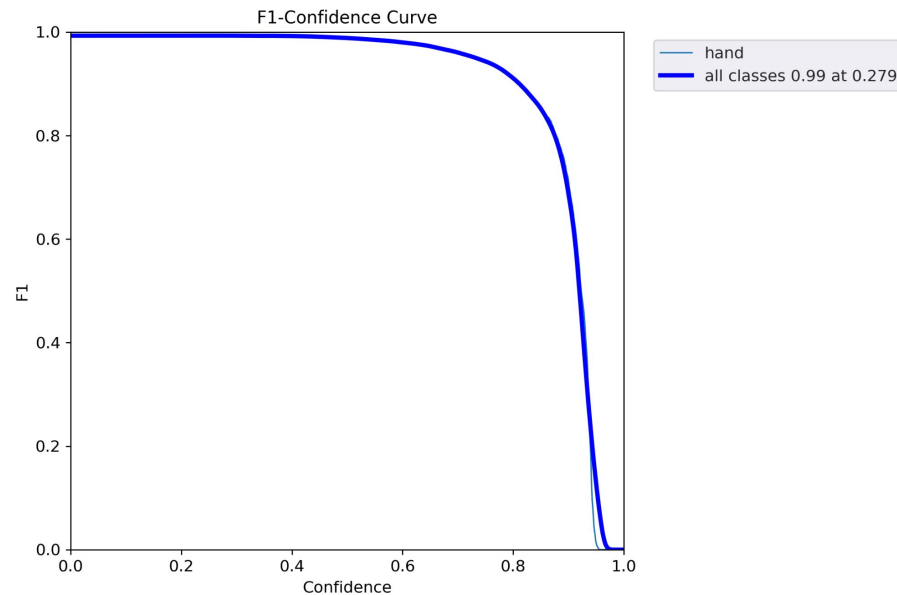
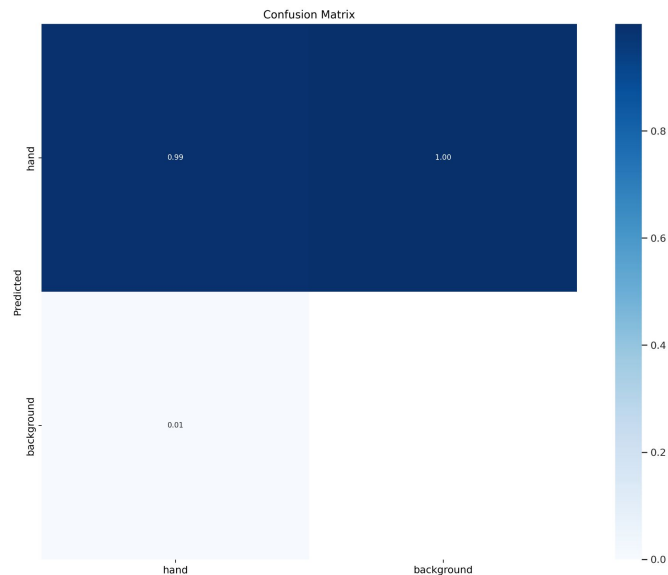
Обучение модели на датасете с инструментами



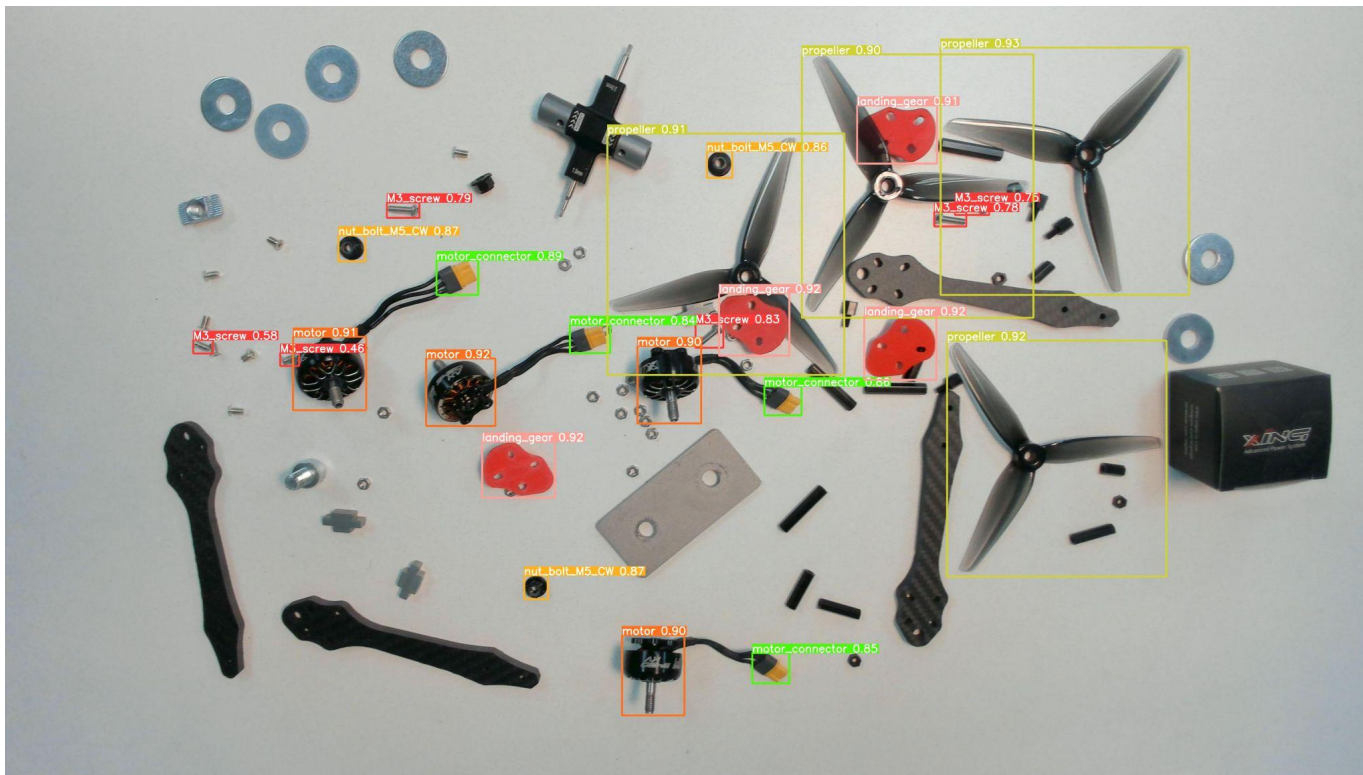
Confusion matrix, F1-confidence обученной модели YOLOv8 на наборе данных с инструментами



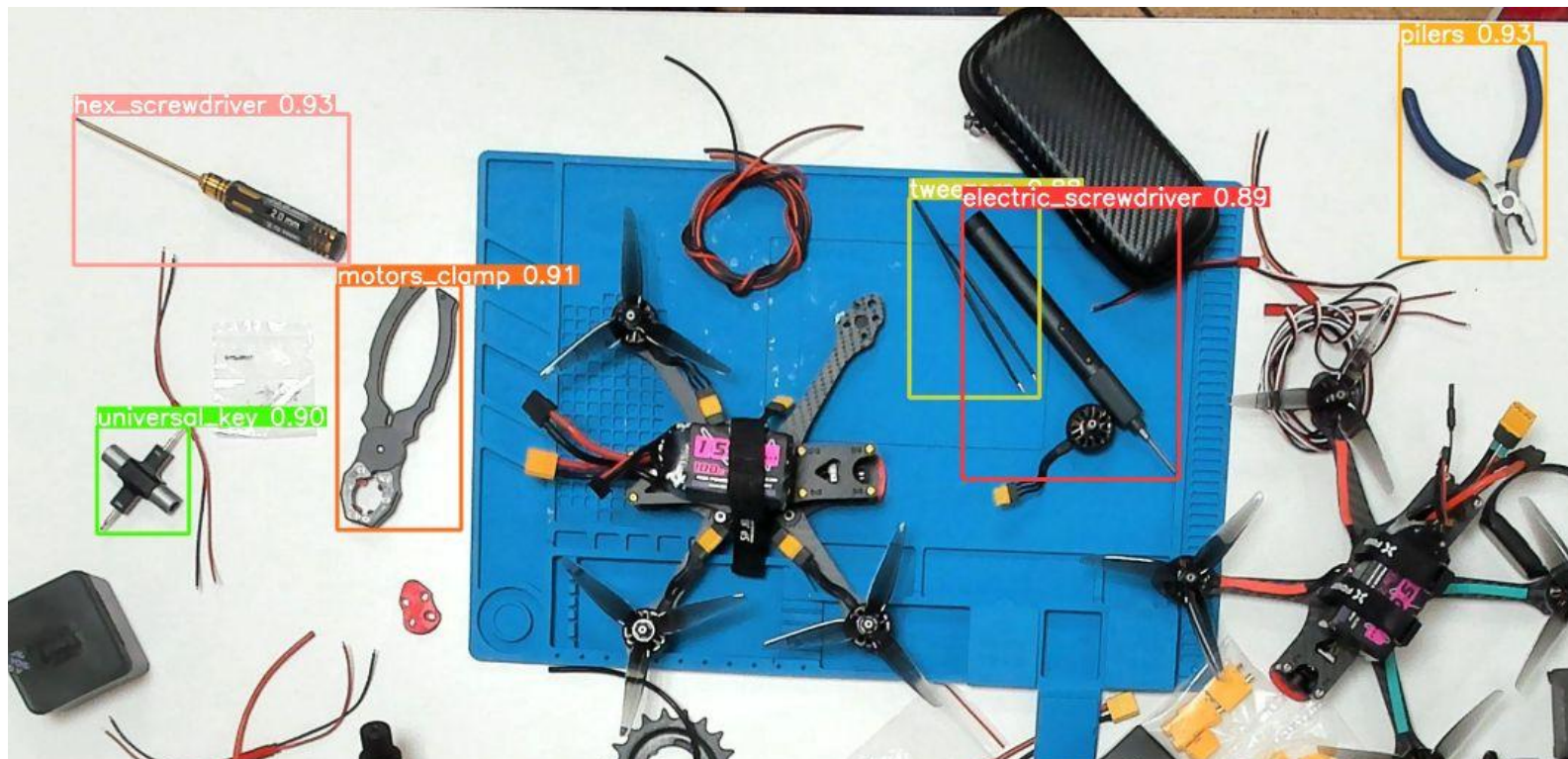
Обучение модели на датасете с руками



Матрица ошибок, F1 мера для тестирования на датасете с руками



Пример работы модели YOLOv8, обученной на наборе данных с деталями дрона



Пример работы модели YOLOv8, обученной на наборе данных с инструментами



Спасибо за внимание