



Сравнение моделей машинного обучения в задаче идентификации аномалий в данных визуальной съемки поверхности моря



Актуальность исследования

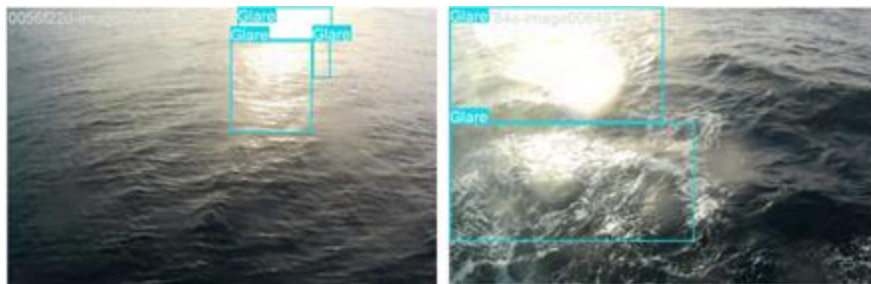
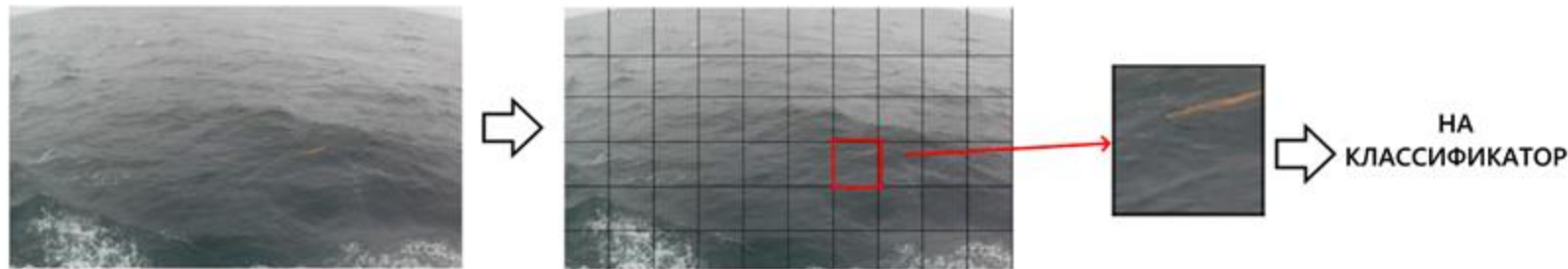
- **Морской мусор** – глобальная проблема, угрожающая биоразнообразию и экологии океанов.
- **Основные источники загрязнения:** пластик, металл, стекло.
- **Сложности обнаружения:**
 - Разнообразие объектов, их разложение, малые размеры, частичное погружение.
 - Проблемы с цветом и неразличимость на водной поверхности.
- **Методы мониторинга:**
 - Визуальные наблюдения с кораблей, самолётов и т.д.
 - Траление и дистанционное зондирование.
- **Роль ИИ:**
 - Глубокое обучение улучшает распознавание и классификацию.
 - Нейросети повышают точность обработки данных.

Цели и задачи

Цель исследования: поиск лучшего алгоритма анализа изображений поверхности моря для обнаружения аномалий

Задачи:

- Применение двух разных подходов, основанных на нейронных сетях
- Сравнение результатов двух подходов и оценка их эффективности.



Как работают оба подхода:

1. Сверху: Поиск аномалий на отдельных фрагментах фотографий, используя свёрточную нейронную сеть и классификатор
2. Снизу: Обнаружение объектов на цельных снимках.

Схема исследования





Сбор данных

- **Видеосъёмка:** велась с судна «Дальние Зеленцы» в Северном Ледовитом океане осенью 2023 г. Маршрут: Мурманск → Баренцево/Карское моря → Новая Земля.
- **Параметры съёмки:** высота крепления камеры 5.5 м, полоса съёмки 6–15 м × 25 м, разрешение 3840x2160, 1 кадр/сек.
- **Объём данных:** 136 часов видео.



Маршрут экспедиции «Дальних Зеленцов» по Северному Ледовитому океану

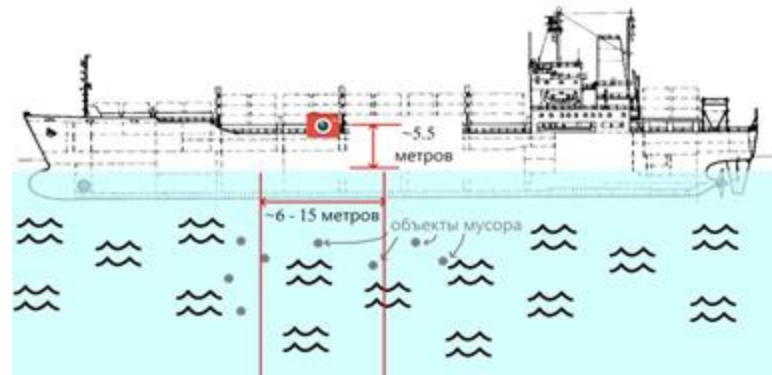


Схема установки камеры на судне



Фотография закрепленного чехла для камеры



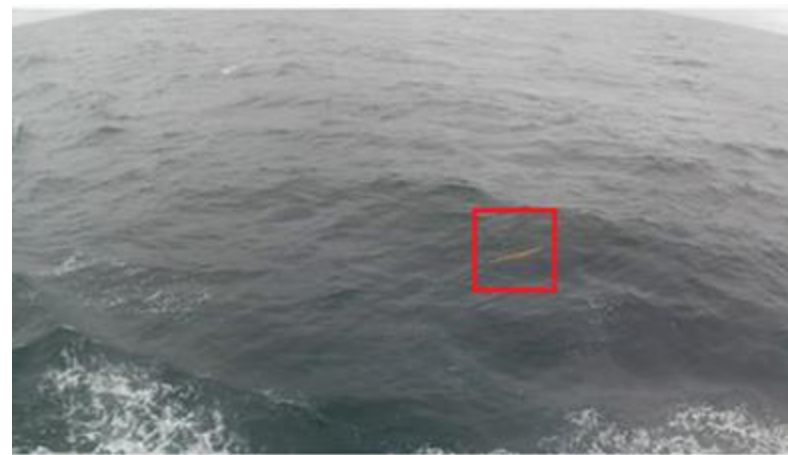
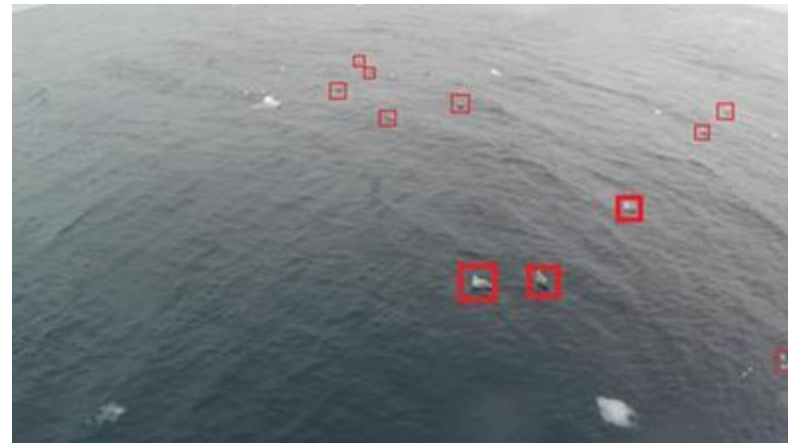
Место крепления камеры



Ручная разметка данных

- Приложение Label Studio
- Из полного набора в 500 тысяч изображений было отобрано каждое 50-е, таким образом, всего было размечено 10 тысяч изображений.

Тип объектов	Кол-во объектов	Кол-во фото
Птицы	2716	559
Морской мусор	56	54
Блики	1737	969
Капли	18400	3709



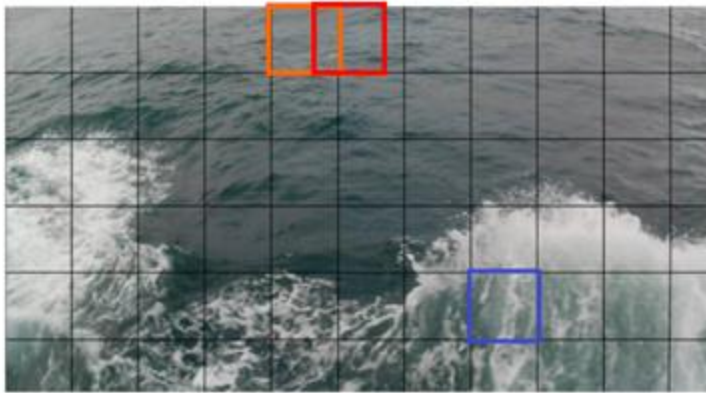
Примеры изображений, содержащих аномалии типа «Птицы»
и «Морской мусор»



Подход №2: Свёрточная сеть + классификатор CatBoost

Сеть ResNet50 в подходе MoCo обучалась на фрагментах изображений (576 квадратов размером 120x120 пикселей)

- Положительные пары: два фрагмента из одного кадра, расположенные на расстоянии 0,2–1,0 длины фрагмента друг от друга.
- Отрицательные пары: любая неположительная пара



Пример положительные пары



Пример отрицательной пары

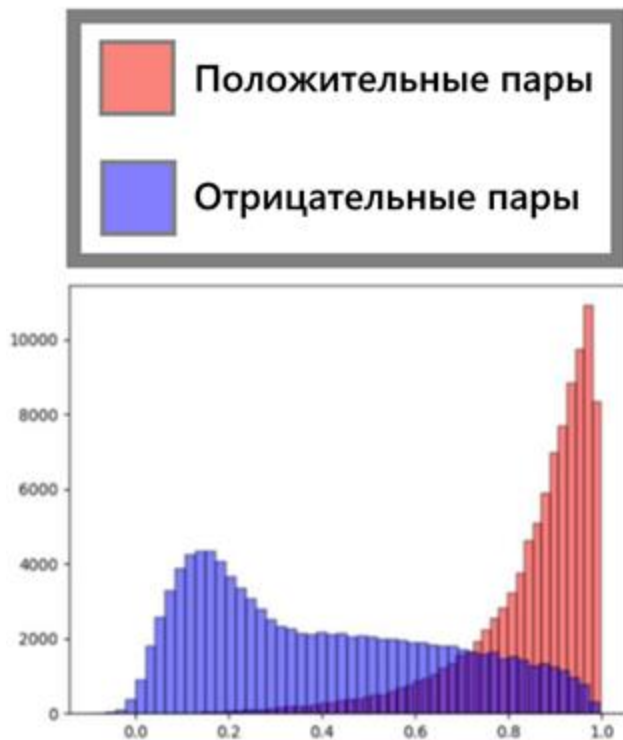
Принцип контрастного обучения



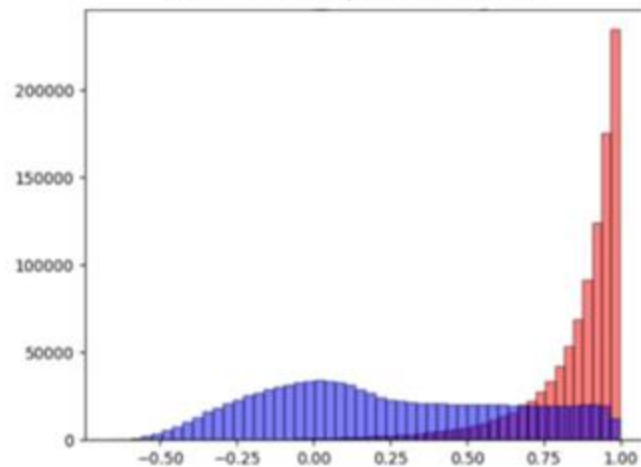
При контрастном обучении положительные пары притягиваются друг к другу, а отрицательные отталкиваются друг от друга.

Косинусная мера сходства

- Проведен анализ различий векторов скрытых представлений для фрагментов из положительных и отрицательных пар.
- После каждой эпохи обучения с 0-й по 9-ю рассчитывались косинусные расстояния.

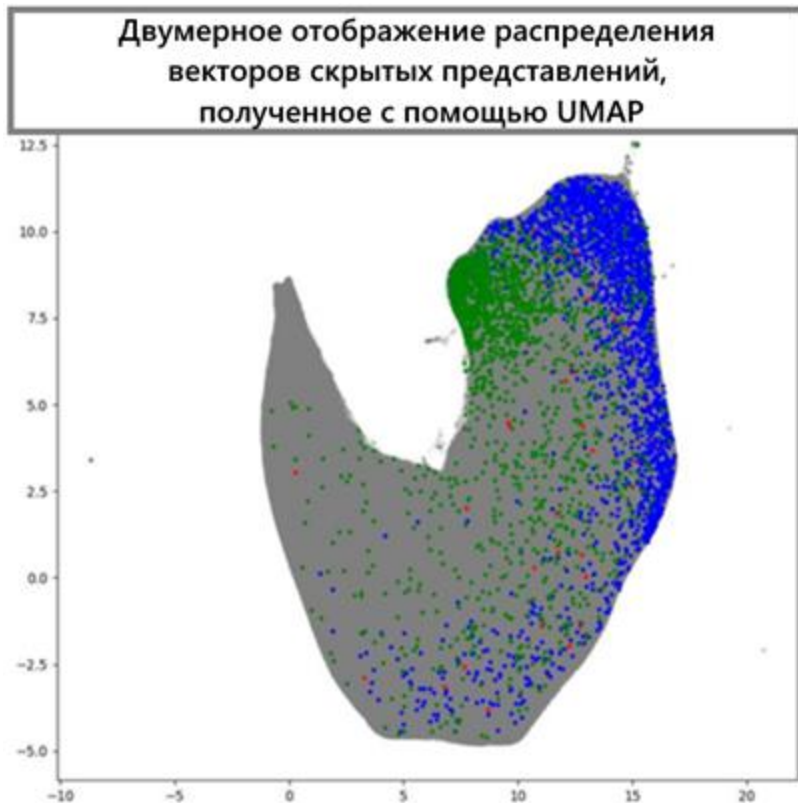


Распределение
косинусных мер сходства
для векторов скрытых
представлений
после 0-й (слева)
и 9-й (справа) эпох

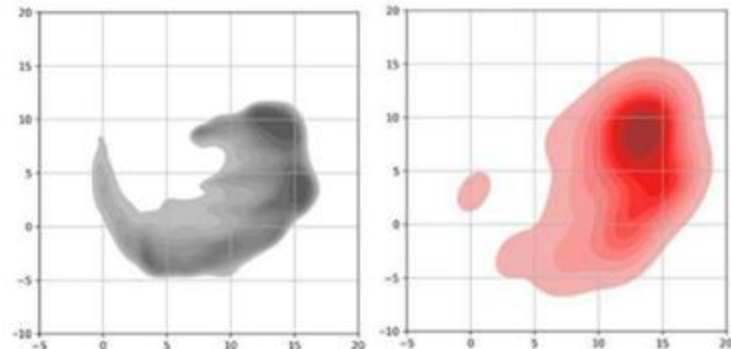


Визуализация

Метод снижения размерности UMAP используется для визуализации 256-мерных векторов признаков.

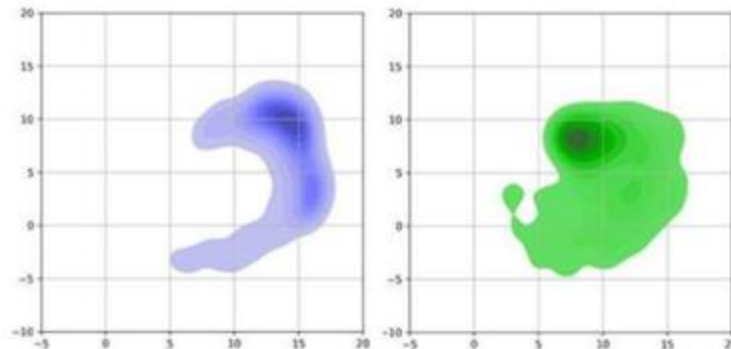


Двумерное отображение векторов скрытых представлений, полученное с помощью UMAP, в разрезе по 4 классам объектов



ДРУГОЕ + КАПЛИ

МОРСКОЙ МУСОР



ПТИЦЫ

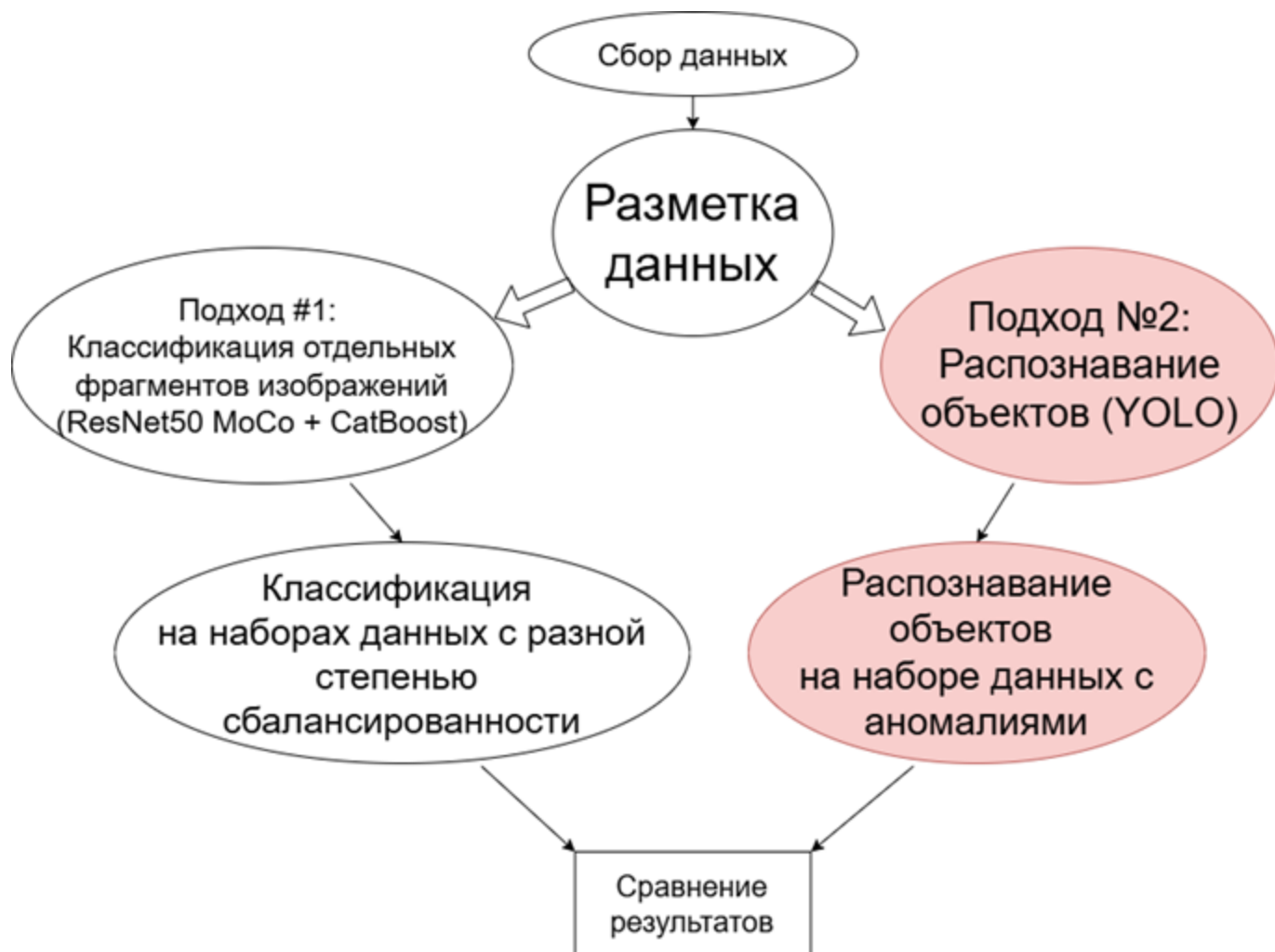
БЛИКИ



Классификатор CatBoost и 5 различных наборов данных

- Набор данных №1: исходный несбалансированный набор данных (1 аномалия на ~1400 неаномалий)
- Наборы данных № 2–5: сбалансированные наборы данных с различным соотношением аномалий и неаномалий:
 - №2: 1 к 140
 - №3: 1 к 14
 - №4: 1 к 1.4

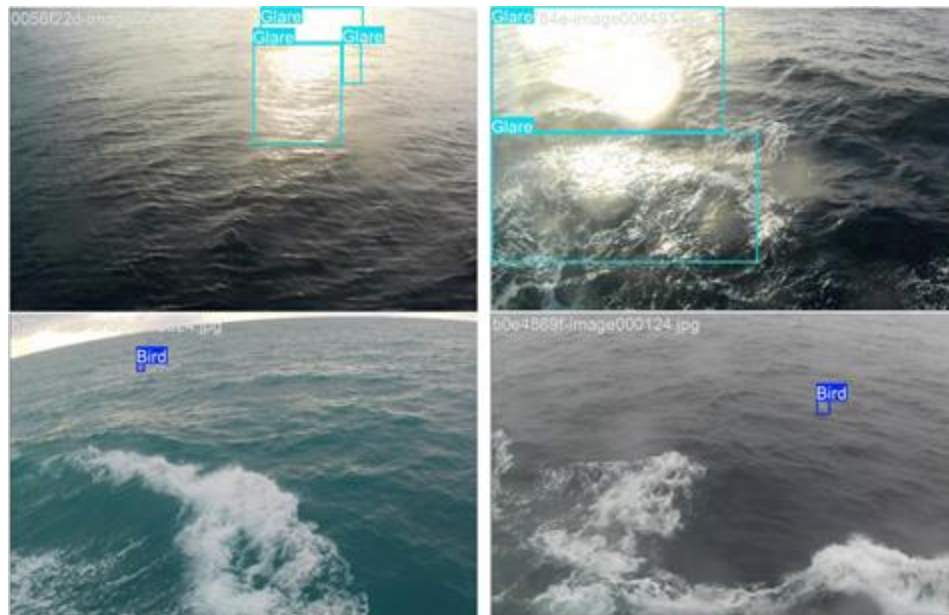
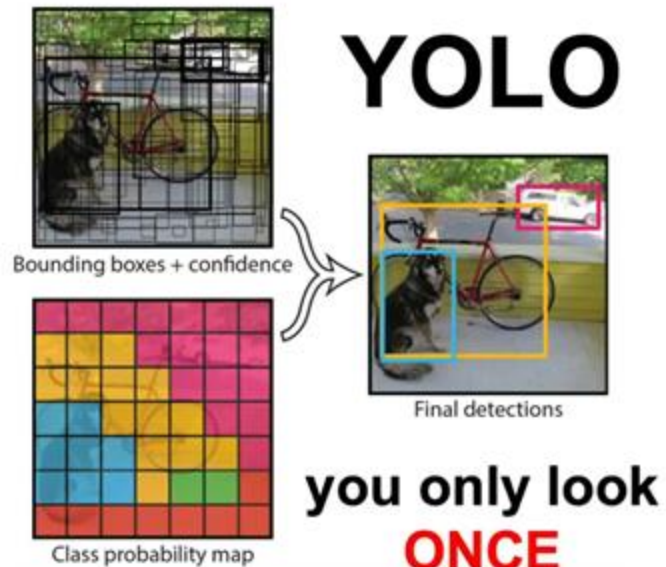




Подход №2: Обнаружение объектов на целых снимках (YOLO)

На этом слайде показаны примеры прямоугольников объектов, предсказанных моделью YOLO.

При лучшем запуске показатель F1-score достигал 0,66 для класса «птица» и 0,17 для класса «морской мусор».



Прямоугольники объектов, предсказанные моделью YOLO

Подход №2: Обнаружение объектов на целых снимках (YOLO)

Сценарий 1: Обучение на исходных размеченных данных («как есть»): всего 10017 фотографий.

Сценарий 2: Обучение только на изображениях, содержащих «аномалии» (объекты из разметки LabelStudio): всего 4218 фотографий.

Использовалась модель YOLOv11 с классификацией по трем классам: птицы, блики, морской мусор.

Метрика/ Классы	Precision (Точность)	Recall (Полнота)	F1-Score
Птицы	0.5707	0.5633	0.5670
Блики	0.1394	0.1493	0.1442
Морской мусор	1	0	0
Среднее	0.57	0.238	0.237

Метрики качества модели (точность, полнота, F1) при условии, что модель YOLO обучена на всех изображениях.

Метрика/ Классы	Precision (Точность)	Recall (Полнота)	F1-Score
Птицы	0.7670	0.5888	0.6662
Блики	0.077	0.0718	0.0745
Морской мусор	0.2489	0.1250	0.1664
Среднее	0.3643	0.262	0.3024

Метрики качества модели (точность, полнота, F1) при условии, что модель YOLO обучена только на изображениях с аномалиями



Сравнение результатов обоих подходов

- Подход с использованием классификатора (MoCo + CatBoost) показывает лучшие результаты для класса “Птицы”:
 - Оценка F1: 75% для подхода №1 против 66% для YOLO (подход №2)
 - Лучше по средним показателям по всем классам
- Однако YOLO (подход №1) лучше обнаруживает морской мусор
- Учитывая приоритетность задачи выявления морского мусора, подход №2 (YOLO) предпочтительнее, но подход со сверточной сетью также требует доработки.

Метрика/ Классы	Precision (Точность)	Recall (Полнота)	F1-Score
Птицы	0.69	0.82	0.75
Блики	0.73	0.69	0.71
Морской мусор	0.00	0.00	0.00
Среднее	0.47	0.50	0.49

Лучшие показатели метрик качества в подходе 1
(ResNet50 in MoCo + CatBoost)

Метрика/ Классы	Precision (Точность)	Recall (Полнота)	F1-Score
Птицы	0.7670	0.5888	0.6662
Блики	0.077	0.0718	0.0745
Морской мусор	0.2489	0.1250	0.1664
Среднее	0.3643	0.262	0.3024

Лучшие показатели метрик качества в подходе 2
(YOLO v11)

Заключение и перспективы

- Мы собрали 136 часов видео*
- Выполнили разметку данных
- Настроили собственный алгоритм контрастного обучения для выявления аномалий
- Другой алгоритм нейронной сети обнаруживает аномалии на целых изображениях
- Контрастное обучение показывает наилучшие общие результаты, тогда как YOLO более эффективна при выявлении плавающего морских мусора.

В дальнейшей работе мы намерены применить иную фрагментацию изображений для нейронной сети с контрастным обучением и попробовать использовать другие методы машинного обучения в этой задаче.