# «Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Отчет по улучшению группового проекта «Классификация изображений, датасет на основе скриншотов/моделей видеоигры»

### Выполнили:

Баранова Дарья

Павлов Сергей

Петренко Денис

Озеров Максим

# Contents

Эписание датасета	3
Тромежуточные результаты полученные на первом этапе работы	
Результаты рецензирования	
Тервоначальный план улучшения	4
Троведенные работы по улучшению решения	5
<b>Дальнейшие шаги по улучшению</b>	6
Тог метрики качества	7
Јимиожение. Изоризжения кизссифилирлемих молечей	7

#### Описание датасета

В качестве изображений для классификации были выбраны статические рейнджеры оборудования в космическом корабле игрока из игры «Космические рейнджеры 2: Доминаторы».

Сбор данных был произведён вручную с помощью созданной фанатами утилиты [1], предназначенной для извлечения графических элементов из дистрибутива игры. Такая возможность позволила не пользоваться внутриигровыми скриншотами, которые содержали бы в себе лишние элементы фона и, возможно, были бы хуже исходников по качеству.

В исходниках игры каждое изображение оборудования представляет собой циклический анимированный ряд из  $\sim 100$  кадров. Поскольку для задачи необходимы статические изображения, для каждой модели оборудования был вручную выбран наиболее репрезентативный (на глаз) кадр.

В итоге каждое исходное изображение обладает следующими характеристиками:

формат: PNG

– размер: 75 \* 75 pixel– фон: прозрачный

Исходная выборка содержит 102 изображения, которые относятся к различным 9 классам оборудования со следующим распределением:

Наименование класса	Количество уникальных изображений
Оружие (WEAPON)	15
Генератор защитного поля (DEFGENERATOR)	11
Двигатель (ENGINE)	11
Топливный бак (FUELTANKS)	11
Радар (RADAR)	11
Ремонтный дроид (REPAIRROBOT)	11
Сканер (SCANER)	11
Корпус (HULL)	11
Захват (CARGOHOOK)	10

Каждый класс представляет собой множество элементов, внешне сильно различающихся между собой. Например, класс «Оружие» состоит из 15 различных видов орудийный инструментов различной формы, размера и цвета. Однако все эти орудийные инструменты принадлежат категории «Оружие», а значит должны быть отнесены к одному классу несмотря на их внешнее сильное различие. Изображения элементов классов представлены в приложении.

Чтобы увеличить объем обучающей выборки исходные изображения были аугментированы разными искажениями до получения 3000 изображений со следующим распределением:

Наименование класса	Количество уникальных изображений
Оружие (WEAPON)	480
Генератор защитного поля (DEFGENERATOR)	325
Двигатель (ENGINE)	345
Топливный бак (FUELTANKS)	322
Радар (RADAR)	317
Ремонтный дроид (REPAIRROBOT)	312
Сканер (SCANER)	312
Корпус (HULL)	310
Захват (CARGOHOOK)	277

Аугментация проводилась с помощью пайплайна из случайных изменений:

- Поворот (rotate) от -8 до +8 градусов с вероятностью 0.5;
- Изменение масштаба (*zoom*) с коэффициентом от 0.8 до 1.01 с вероятностью 0.5;
- Отражение по горизонтали (*flip left right*) с вероятностью 0.5;
- Случайное искажение (random\_distortion) с вероятностью 0.7

## Промежуточные результаты полученные на первом этапе работы

В рамках работы первого этапа были получены следующие результаты:

- Собраны и изучены данные
- Разработано baseline решение задачи. В качестве baseline модели исползовалась SVM. Для изображений проводились различные аугментации. Для извлечения признаков использовалось масштабно-инвариантное преобразование функций SIFT (Scale Invariant Feature Transform). Затем проводилось выделение ключевых точек с помощью кластеризации (K-Means)
- Получены значения метрики качества на тестовой выборке на уровне ∼0.88

### Результаты рецензирования

По результатам рецензирования стало понятно, что при разработке пайплайна обучения и проверки модели была допущена утечка данных: в тестовый набор данных попадали аугментированные изображения из трейна. Таким образом достигалась высокое качество метрики, поскольку фактически модель училась на тех же данных, на которых производилась итоговая проверка.

## Первоначальный план улучшения

Первоначальный план улучшений включал следующее шаги:

- Провести подбор гиперпараметров модели;
- Применить другую модель. Например, градиентный бустинг;

- Подобрать на кроссвалидации параметры для модели кластеризации;
- Применить другой подход к кластеризации: dbscan, иерархическую кластеризацию;
- Применить другой алгоритм для извлечения признаков из изображения. Это могут быть следующие алгоритмы:
  - a. ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)
  - b. SURF (Speeded Up Robust Features)

### Проведенные работы по улучшению решения

Необходимо отметить, что из-за обнаруженной на этапе рецензирования утечки данных, первоочередной задачей стало её устранение. Устранение утечки данных привело к кардинальному ухудшению метрики качества. Метрика качества baseline решения существенно деградировала. Первоначально оценивалась на уровне  $\sim 0.88$ , а после устранения утечки данных достигала значения порядка  $\sim 0.17$ .

На текущий момент проведены следующее шаги:

- 1) Применить другую модель. В частности, была применена модель градиентного бустинга в реализации xgboost. Применение модели градиентного бустинга с параметрами по умолчанию дает метрику качества несколько хуже чем метрика откалиброванной модели SVM. Однако факт того, что разница между ними относительно невелика позволил сделать вывод о перспективности дальнейшей более тонкой настройки модели градиентного бустинга.
- 2) Провести подбор гиперпараметров модели. Для нахождения параметров модели градиентного бустинга был проведен поиск на сетке параметров из max\_depth, n\_estimators, min\_child\_weights по 5 фолдам. Сетка была построена следующим образом:

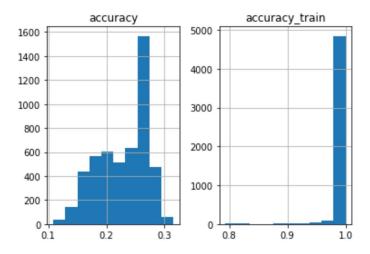
```
max_depth = range(2, 37, 2)
n_estimator = [ 8, 16, 24, 32, 40, 48, 56]
min child weight = [2, 4, 8, 16, 32, 48, 64, 80]
```

По результатам поиска была найдена оптимальная модель со следующими параметрами:

```
max_depth = 4
n_estimators = 16
min child weight = 1- (значение по умолчанию)
```

Полученные значения параметров позволили увеличить значение метрики до 0.22, что значимо лучше значений baseline решения.

Так же во время анализа результатов поиска параметров было обнаружено, что значения метрик качества на тренировочном наборе данных и на тестовом существенно отличаются (см. рисунок ниже, где приведены гистограммы точности). Одной из причин может быть тот факт, что объекты разных классов могут быть очень сильно похожи между собой.



Пример похожих объектов разных классов:

Изображение слева относится к классу «DEFGENERATOR», в то время как все остальные представленные изображения относятся к классу «FUELTANKS»



3) Также, для модели xgboost была проведена калибровка вероятностей. К сожалению, данная мера не привела к какому-то улучшению метрики качества

### Дальнейшие шаги по улучшению

В первую очередь видится необходимым разобраться со следующими вопросами:

- сильное переобучения модели на тренировочных данных
- похожие объекты, принадлежащие разным классам. Возможно, что решение этого вопроса окажет сильное влияние на пункт выше.

После разрешения указанных выше вопросов должно кажется разумным вернуться к потенциальным улучшениям обозначенным на прошлом этапе работы. А именно:

- Подобрать на кроссвалидации параметры для модели кластеризации;
- Применить другой подход к кластеризации: dbscan, иерархическую кластеризацию;
- Применить другой алгоритм для извлечения признаков из изображения. Это могут быть следующие алгоритмы:
  - ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)
  - SURF (Speeded Up Robust Features)

### Лог метрики качества

model	test accuracy	changes
baseline(svm)	0,889333	
baseline(calibrated svm)	0,934666	
baseline(svm)	0,178137	data leak fixed
baseline(calibrated svm)	0,187584	data leak fixed
xgb	0,183535	default params
xgb	0,226720	model params with grid search

# Приложение: Изображения классифицируемых моделей

Изображения классифицируемых моделей класса «CARGOHOOK»



Изображения классифицируемых моделей класса «DEFGENERATOR»



Изображения классифицируемых моделей класса «ENGINE»



# Изображения классифицируемых моделей класса «FUELTANKS»



Изображения классифицируемых моделей класса «HULL»



Изображения классифицируемых моделей класса «RADAR»



Изображения классифицируемых моделей класса «REPAIRROBOT»



## Изображения классифицируемых моделей класса «SCANER»



Изображения классифицируемых моделей класса «WEAPON»

