

## Общее описание решения

1. Предобработка изображений
  - 1.1. Данные очищены от образцов с неверными лейблами
  - 1.2. Данные вручную были размечены на классы, описывающие направление движения торса игрока: 1 – влево, 2 – лицом, 3 – вправо, 5 – спиной
  - 1.3. Данные разделены на training, validation и test в соотношении 80:10:10
  - 1.4. Training сет был сбалансирован согласно классам, отвечающим за направление, посредством аугментации изображений. Так, например, «влево» переходит в «вправо» посредством отражения вокруг вертикальной оси и добавления случайного поворота в пределах от -10 до 10 градусов. Количество изображений, на которых игрок движется в направлении какого-либо из классов сбалансировано, чтобы быть не меньше 65.
2. Архитектура предложенной модели изображена ниже.
  - 2.1. Разрешение входного изображения повышается в 4 раза посредством пред обученной FSRCNN\_x4 (реализовано в OpenCV).
  - 2.2. Полученное изображение используется 4 раза:
    - 2.2.1. Полное изображение используется в качестве входного для сети ResNet50, которая была пред обучена на дата сетах, используемых для задач реидентификации людей, таких как MSMT17, Market1501 и DukeMTMC-reID
    - 2.2.2. Верхняя треть изображения, содержащая голову, используется в качестве входного для двухслойной CNN. Подобным образом обрабатывается и средняя треть и нижняя с торсом и ногами соответственно.
  - 2.3. Выходные данные с 4 сетей соединяются в один вектор длиной 1768 и посредством трех линейных слоёв обрабатываются до вектора длиной 25. Функция активации между слоями – ReLU.
3. Обучение сети производилось с помощью фреймворка Pytorch-Lightning. Использованная функция ошибки – Cross Entropy Loss. Использованный оптимизатор – Adam  
Начальный learning rate 0.001 в ходе обучения был понижен до  $10^{-5}$  с использованием ReduceLROnPlateau(patience = 5)  
Обучение было остановлено посредством EarlyStopping(monitor='val\_loss\_epoch', patience = 9)  
Минимальный validation loss был достигнут на 37 эпохе и составил 0.16.  
Проверка на тестовом разбиении показала, что balanced accuracy классификации составляет 0.94. График с ROC curves представлен ниже.
4. Inference сети осуществлен посредством FastAPI. Запуск API описан в Readme.
5. Проблемные места решения. Уже на конечном этапе я обнаружил, что задача решена неверно в том контексте, что прежде необходимо было бы определить команду, а затем игрока. То есть всего необходимо было обучить 3 модели. Первая определяет команду. А две остальные определяют соответственно конкретного игрока. Я же создал систему, способную работать только для одного матча между двумя конкретными командами. Осознание этого пришло уже в самом конце при написании отчета, из условий, к сожалению, я это сразу не понял. Другой недостаток – тяжелая модель.
6. TODO: переделать решение - заново обучить три классификатора: классификатор команды, классификатор игроков в команде 1 и классификатор игроков в команде 2. Проверить как на результат влияет удаление одного из потоков данных в сети. Так, интересно было бы проверить, какой результат будет при отсутствии какого-либо из «потоков» данных в тело-голова-торс-ноги.





