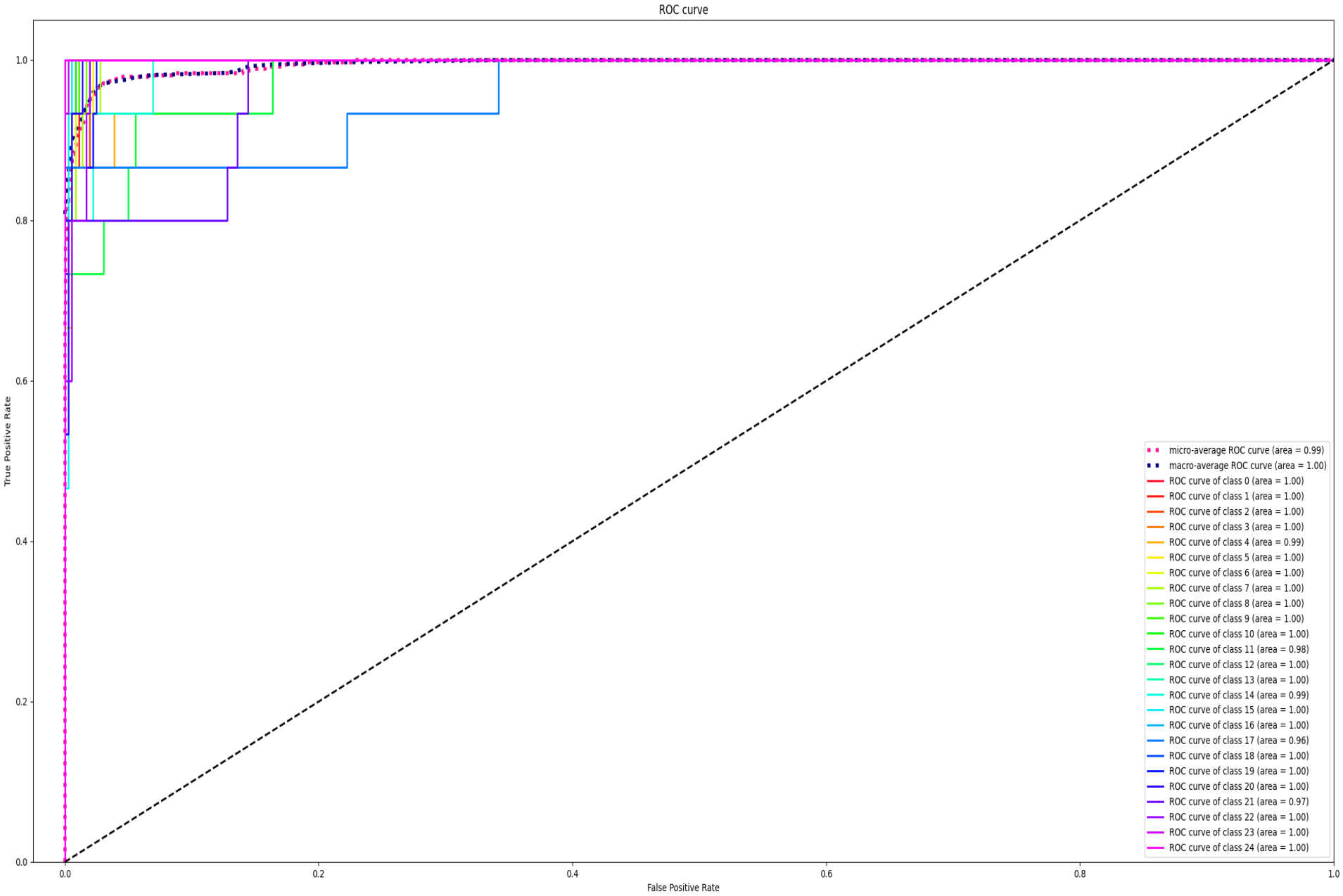
Общее описание решения

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, Market1501и 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 = 10)
   Обучение было остановлено посредством EarlyStopping(monitor='val_loss_epoch', patience = 15)
   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.


ROC curve
True Positive Rate
False Positive Rate
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
micro-average ROC curve (area = 0.99)
macro-average ROC curve (area = 1.00)
ROC curve of class 0 (area = 1.00)
ROC curve of class 1 (area = 1.00)
ROC curve of class 2 (area = 1.00)
ROC curve of class 3 (area = 1.00)
ROC curve of class 4 (area = 0.99)
ROC curve of class 5 (area = 1.00)
ROC curve of class 6 (area = 1.00)
ROC curve of class 7 (area = 1.00)
ROC curve of class 8 (area = 1.00)
ROC curve of class 9 (area = 1.00)
ROC curve of class 10 (area = 1.00)
ROC curve of class 11 (area = 0.98)
ROC curve of class 12 (area = 1.00)
ROC curve of class 13 (area = 1.00)
ROC curve of class 14 (area = 0.99)
ROC curve of class 15 (area = 1.00)
ROC curve of class 16 (area = 1.00)
ROC curve of class 17 (area = 0.96)
ROC curve of class 18 (area = 1.00)
ROC curve of class 19 (area = 1.00)
ROC curve of class 20 (area = 1.00)
ROC curve of class 21 (area = 0.97)
ROC curve of class 22 (area = 1.00)
ROC curve of class 23 (area = 1.00)
ROC curve of class 24 (area = 1.00)

SoccerNet 3

7. UPDATE

Были обучены три модели. Две из них, а именно те, что предсказывают ID игрока в белой или синей команде, аналогичны той, что была прежде обучена на предсказание всех 25-ти классов. Полученная система сначала предсказывает один из пяти классов: 0-синяя команда, 1 – белая, 2 – главный судья, 3 – боковой судья, 4 – остальные. Делает она это посредством обученной простой двух блоковой сверточной сети, идентичной тем, что используются для обработки головы-торса-ног.
Удаление одного из потоков несущественно ухудшает конечную точность. Так цельная сеть без дополнительных потоков имеет точность 0.92, а с использованием их – 0.94. Использование ResNet без пред обученных весов на данных для реидентификации требует в два раза больше времени на обучение.

Сравнение метрик для «цельной сети» и двухступенчатой:

Soccer-3

Accuracy: 0.9456800825593397

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	1.00	1.00	15
1	1.00	0.94	0.97	16
2	0.93	1.00	0.97	14
3	1.00	1.00	1.00	15
4	0.93	0.74	0.82	19
5	1.00	1.00	1.00	15
6	1.00	0.79	0.88	19
7	0.73	1.00	0.85	11
8	0.93	0.88	0.90	16
9	1.00	0.94	0.97	16
10	0.93	1.00	0.97	14
11	0.87	0.87	0.87	15
12	0.87	1.00	0.93	13
13	1.00	1.00	1.00	15
14	0.87	0.81	0.84	16
15	1.00	0.88	0.94	17
16	1.00	1.00	1.00	15
17	0.87	1.00	0.93	13
18	1.00	1.00	1.00	15
19	0.87	0.87	0.87	15
20	1.00	0.94	0.97	16
21	0.80	1.00	0.89	12
22	0.87	1.00	0.93	13
23	1.00	1.00	1.00	15
24	1.00	1.00	1.00	15
accuracy			0.94	375
macro avg	0.94	0.95	0.94	375
weighted avg	0.94	0.94	0.94	375

Soccer0+Soccer1_or_Soccer2

Accuracy: 0.936877482166956

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.94	0.97	16
1	0.93	1.00	0.97	14
2	1.00	0.94	0.97	16
3	1.00	0.94	0.97	16
4	0.93	1.00	0.97	14
5	0.80	0.92	0.86	13
6	0.87	0.81	0.84	16
7	0.87	0.81	0.84	16
8	0.93	0.93	0.93	15
9	1.00	0.79	0.88	19
10	1.00	1.00	1.00	15
11	0.80	0.86	0.83	14
12	0.87	1.00	0.93	13
13	1.00	0.94	0.97	16
14	0.93	1.00	0.97	14
15	0.93	0.88	0.90	16
16	1.00	1.00	1.00	15
17	0.87	1.00	0.93	13
18	1.00	1.00	1.00	15
19	0.93	0.88	0.90	16
20	0.93	0.93	0.93	15
21	0.80	0.92	0.86	13
22	0.93	1.00	0.97	14
23	1.00	1.00	1.00	15
24	1.00	0.94	0.97	16
accuracy			0.93	375
macro avg	0.93	0.94	0.93	375
weighted avg	0.94	0.93	0.93	375

SoccerNet 1-3