# Московский авиационный институт

## (Национальный исследовательский университет)

Институт: «Информационные технологии и прикладная математика»

Кафедра: 806 «Вычислительная математика и программирование»

Дисциплина: «Искусственный интеллект»

Студент: Перцев Д. М.

Группа: 301

Преподаватель:

Дата: 2.10.22

Оценка:

# Мягкое и жесткое голосование Мягкое голосование

Применим мягкое голосование для обученных моделей на обучающих данных.

```
accuracy_score на обучающей выборки = 0.8569321533923304
recall_score на обучающей выборки = 0.09902912621359224
precision_score на обучающей выборки = 0.70833333333333334
roc_auc_score на обучающей выборки = 0.5458623891937527
confusion_matrix на обучающей выборки =
[[2854 21]
[ 464 51]]
```

Применим мягкое голосование для обученных моделей на тестовых данных.

```
accuracy_score на тестовой выборки = 0.8525943396226415
recall_score на тестовой выборки = 0.06976744186046512
precision_score на тестовой выборки = 0.6428571428571429
roc_auc_score на тестовой выборки = 0.5314066694698709
confusion_matrix на тестовой выборки =
[[714 5]
[120 9]]
```

### Жесткое голосование

Применим жесткое голосование для обученных моделей на обучающих данных.

```
accuracy_score на обучающей выборки = 0.8563421828908555
recall_score на обучающей выборки = 0.06990291262135923
precision_score на обучающей выборки = 0.8181818181818182
roc_auc_score на обучающей выборки = 0.5335601519628536
confusion_matrix на обучающей выборки =
[[2867 8]
[ 479 36]]
```

Применим жесткое голосование для обученных моделей на тестовых данных

```
accuracy_score на тестовой выборки = 0.847877358490566
recall_score на тестовой выборки = 0.046511627906976744
precision_score на тестовой выборки = 0.5
roc_auc_score на тестовой выборки = 0.5190833522010545
confusion_matrix на тестовой выборки =
[[713 6]
[123 6]]
```

### Выводы

• Мягкое голосование показало себя лучше

#### Дерево решений

Обучим собственную модель и модель из sklearn. Посчитаем метрики и сделаем выводы.

Собственная модель

```
accuracy score на обучающей выборки = 0.868141592920354
recall score на обучающей выборки = 0.1650485436893204
precision score на обучающей выборки = 0.8333333333333334
roc auc score на обучающей выборки = 0.5795677501055297
confusion matrix на обучающей выборки =
         17]
 [[2858
        85]]
 [ 430
accuracy_score на тестовой выборки = 0.8254716981132075
recall score на тестовой выборки = 0.023255813953488372
precision score на тестовой выборки = 0.12
roc auc score на тестовой выборки = 0.4963288805511531
confusion matrix на тестовой выборки =
 [[697 22]
 [126 3]]
```

### Модель из sklearn

```
ассигасу_score на обучающей выборки = 1.0
recall_score на обучающей выборки = 1.0
precision_score на обучающей выборки = 1.0
roc_auc_score на обучающей выборки = 1.0
confusion_matrix на обучающей выборки =
[[2875 0]
[ 0 515]]
ассигасу_score на тестовой выборки = 0.7747641509433962
recall_score на тестовой выборки = 0.24806201550387597
precision_score на тестовой выборки = 0.25396825396825395
roc_auc_score на тестовой выборки = 0.5586624402971396
confusion_matrix на тестовой выборки =
[[625 94]
[ 97 32]]
```

#### Выводы

- Моя модель показала себя хуже на обучающей выборке, но лучше на тестовой
- Обе модели могут хорошо применяться в задачах бинарной классификации, где слабо представлен один из классов

# Случайный лес

Обучим собственную модель и модель из sklearn. Посчитаем метрики и сделаем выводы.

Собственная модель

```
accuracy score на обучающей выборки = 0.8489675516224189
recall score на обучающей выборки = 0.005825242718446602
precision score на обучающей выборки = 1.0
roc_auc_score на обучающей выборки = 0.5029126213592233
confusion matrix на обучающей выборки =
 [[2875
          01
 [ 512
         3]]
accuracy score на тестовой выборки = 0.847877358490566
recall_score на тестовой выборки = 0.0
precision_score на тестовой выборки = 0.0
roc auc score на тестовой выборки = 0.5
confusion matrix на тестовой выборки =
       0]
 [[719
 [129
       011
```

#### Модель из sklearn

```
accuracy score на обучающей выборки = 1.0
recall score на обучающей выборки = 1.0
precision score на обучающей выборки = 1.0
roc auc score на обучающей выборки = 1.0
confusion_matrix на обучающей выборки =
 [[2875
          0]
    0 515]]
accuracy score на тестовой выборки = 0.8443396226415094
recall_score на тестовой выборки = 0.03875968992248062
precision score на тестовой выборки = 0.38461538461538464
roc_auc_score на тестовой выборки = 0.5138165626246618
confusion_matrix на тестовой выборки =
 [[711
       8]
 Γ124
       5]]
```

#### Выводы

• Обе модели не могут хорошо применяться в задачах бинарной классификации, где слабо представлен один из классов

# GradientBoostingClassifier

Обучим GradientBoostingClassifier и выведем метрике на тестовой и обучающей выборки

```
accuracy_score на обучающей выборки = 0.879646017699115
recall score на обучающей выборки = 0.21553398058252426
precision_score на обучающей выборки = 0.9652173913043478
roc_auc_score на обучающей выборки = 0.607071338117349
confusion matrix на обучающей выборки =
 [[2871
          4]
 [ 404 111]]
accuracy score на тестовой выборки = 0.839622641509434
recall score на тестовой выборки = 0.06976744186046512
precision score на тестовой выборки = 0.36
roc auc score на тестовой выборки = 0.5237571562570753
confusion matrix на тестовой выборки =
 [[703 16]
 [120
      9]]
```