



# **Оценка результатов классификатора**

Евгений Борисов

# оценка результатов классификатора

0 задаче классификации

разделение данных на части (классы)

# оценка результатов классификатора

0 задаче классификации

разделение данных на части (классы)

Учебный набор: [ объект, ответ ]

Задача: классификатор

*объект → вектор-признак → результат*

# оценка результатов классификатора

0 задаче классификации

разделение данных на части (классы)

Учебный набор: [ объект, ответ ]

Задача: классификатор

*объект → вектор-признак → результат*

Обучение: минимизация ошибки

ошибка = результат - правильный ответ

Критерий остановки:

достигнут порог значения ошибки,  
и/или порог количества циклов

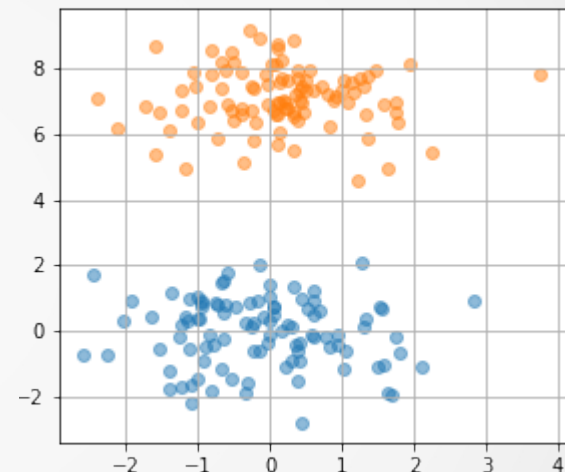
# оценка результатов классификатора

0 задаче классификации

разделения объектов на части (классы)

$X \subset \mathbb{R}^n$  - объекты

$Y \in \{0,1\}$  - метки классов



# оценка результатов классификатора

## 0 задаче классификации

разделения объектов на части (классы)

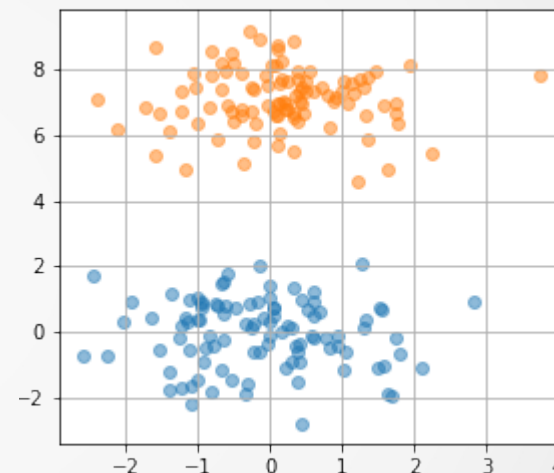
$X \subset \mathbb{R}^n$  - объекты

$Y \in \{0, 1\}$  - метки классов

$p \in [0, 1]$  - оценка

$a: X \rightarrow p$  - считаем оценку

$y = \begin{cases} 0, & p < b \\ 1, & p \geq b \end{cases}$  - если оценка выше порога  
то объект принадлежит «первому» классу



# оценка результатов классификатора

## метрики качества

- погрешность (accuracy)
- матрица ошибок ( confusion matrix )
- точность (precision)
- полнота (recall)
- F-мера
- ROC/AUC

# оценка результатов классификатора

**погрешность (accuracy)**

правильные ответы / всего примеров



# оценка результатов классификатора

## погрешность (accuracy)

правильные ответы / всего примеров

*Accuracy это оценка только для сбалансированного датасета, т.е. когда количество примеров в классах почти одинаковое*

# оценка результатов классификатора

## погрешность (accuracy)

правильные ответы / всего примеров

*Accuracy это оценка только для сбалансированного датасета, т.е. когда количество примеров в классах почти одинаковое*

**Пример:** имеем датасет из 203 объектов

### 1. сбалансированный

100 позитивных  
103 негативных

**90 правильно предсказанных позитивных**  
10 ложно-негативных предсказаний  
103 правильно предсказанных негативных

193 правильных ответов

$193/203 = .95$  accuracy

# оценка результатов классификатора

## погрешность (accuracy)

правильные ответы / всего примеров

*Accuracy это оценка только для сбалансированного датасета, т.е. когда количество примеров в классах почти одинаковое*

**Пример:** имеем датасет из 203 объектов

### 1. сбалансированный

100 позитивных  
103 негативных

**90 правильно предсказанных позитивных**  
10 ложно-негативных предсказаний  
103 правильно предсказанных негативных

193 правильных ответов

$193/203 = .95$  accuracy

### 2. несбалансированный

6 позитивных  
197 негативных

**0 правильно предсказанных позитивных**  
6 ложно-негативных предсказаний  
197 правильно предсказанных негативных

197 правильных ответов

$197/203 = .97$  accuracy

# оценка результатов классификатора

матрица ошибок ( confusion matrix )

Confusion matrix

True label	neg	pos
neg	2564	271
pos	283	2644
Predicted label		
		neg pos

два класса — четыре группы

- TP истинно положительные
- TN истинно отрицательные
- FP ложно положительные
- FN ложно отрицательные

# оценка результатов классификатора

## точность (precision)

$$TP / ( TP + FP )$$

доля истинно позитивных  
относительно всех объектов,  
которые классификатор определил  
как позитивные

# оценка результатов классификатора

## точность (precision)

$$TP / ( TP + FP )$$

доля истинно позитивных  
относительно всех объектов,  
которые классификатор определил  
как позитивные

## полнота (recall)

$$TP / ( TP + FN )$$

доля истинно позитивных,  
найденных классификатором,  
относительно всех истинно  
позитивных

# оценка результатов классификатора

## точность (precision)

$$TP / ( TP + FP )$$

доля истинно позитивных  
относительно всех объектов,  
которые классификатор определил  
как позитивные

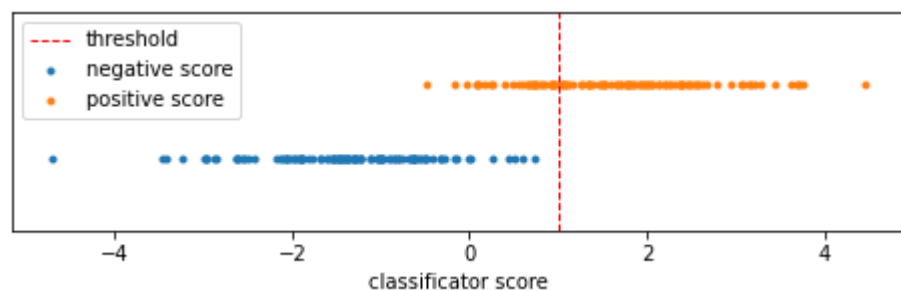
## полнота (recall)

$$TP / ( TP + FN )$$

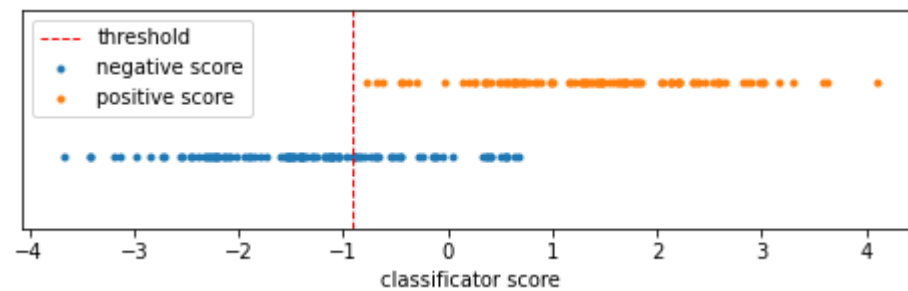
доля истинно позитивных,  
найденных классификатором,  
относительно всех истинно  
позитивных

*С ростом полноты точность может снижаться*

*высокая точность positive*



*большая полнота positive*



# оценка результатов классификатора

**Пример** *classification\_report*

	precision	recall	f1-score	support
0	0.90	0.90	0.90	2835
1	0.91	0.90	0.91	2927
avg / total	0.90	0.90	0.90	5762

## **F-мера**

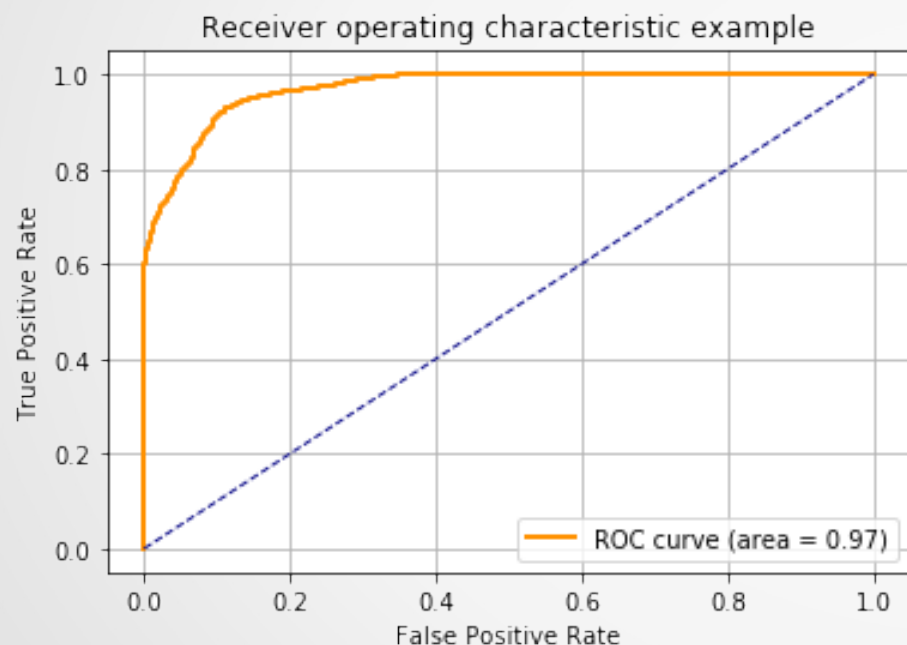
$( precision * recall ) / ( precision + recall )$   
усреднение точности и полноты



# оценка результатов классификатора

*ROC - receiver operating characteristic, рабочая характеристика приёмника*

ROC - зависимость полноты (TPR) от доли ложно-негативных (FPR)



$TPR = TP / (TP + FN)$  полнота (recall),  
доля позитивных, найденных классификатором,  
относительно всех позитивных

$FPR = FP / (FP + TN)$   
доля негативных предсказанных неверно

AUC - area under ROC curve, площадь под ROC-кривой  
характеристика качества классификации

# оценка результатов классификатора

## способ построения ROC

Таб.1 результаты классификатора

id	оценка	класс
1	0.5	0
2	0.1	0
3	0.2	0
4	0.6	1
5	0.2	1
6	0.3	1
7	0.0	0

Табл. 1

# оценка результатов классификатора

## способ построения ROC

Таб.1 результаты классификатора

id	оценка	класс
1	0.5	0
2	0.1	0
3	0.2	0
4	0.6	1
5	0.2	1
6	0.3	1
7	0.0	0

Табл. 1

упорядочим строки табл. 1  
по убыванию ответов алгоритма

id	оценка	класс
4	0.6	1
1	0.5	0
6	0.3	1
3	0.2	0
5	0.2	1
2	0.1	0
7	0.0	0

Табл. 2

# оценка результатов классификатора

## способ построения ROC

Таб.1 результаты классификатора

id	оценка	класс
1	0.5	0
2	0.1	0
3	0.2	0
4	0.6	1
5	0.2	1
6	0.3	1
7	0.0	0

Табл. 1

упорядочим строки табл. 1  
по убыванию ответов алгоритма

id	оценка	класс
4	0.6	1
1	0.5	0
6	0.3	1
3	0.2	0
5	0.2	1
2	0.1	0
7	0.0	0

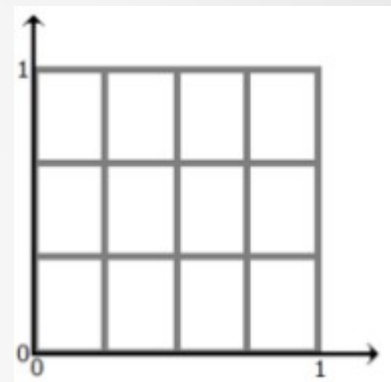
Табл. 2

единичный квадрат на координатной плоскости,

разбить на  $m$  равных частей горизонтальными линиями,  $m$  – число 1 ( $m=3$ ),

и на  $n$  – вертикальными,  $n$  – число нулей ( $n=4$ ).

получаем сетку на  $m \times n$  блоков.



# оценка результатов классификатора

## способ построения ROC

Таб.1 результаты классификатора

id	оценка	класс
1	0.5	0
2	0.1	0
3	0.2	0
4	0.6	1
5	0.2	1
6	0.3	1
7	0.0	0

Табл. 1

упорядочим строки табл. 1  
по убыванию ответов алгоритма

id	оценка	класс
4	0.6	1
1	0.5	0
6	0.3	1
3	0.2	0
5	0.2	1
2	0.1	0
7	0.0	0

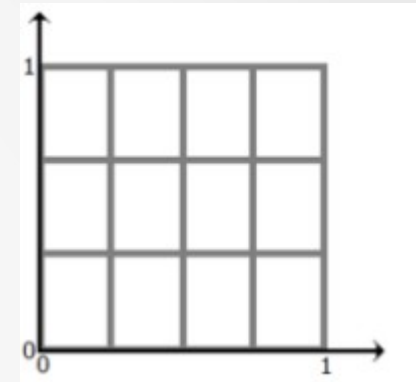
Табл. 2

единичный квадрат на координатной плоскости,

разбить на  $m$  равных частей горизонтальными линиями,  $m$  – число 1 ( $m=3$ ),

и на  $n$  – вертикальными,  $n$  – число нулей ( $n=4$ ).

получаем сетку на  $m \times n$  блоков.



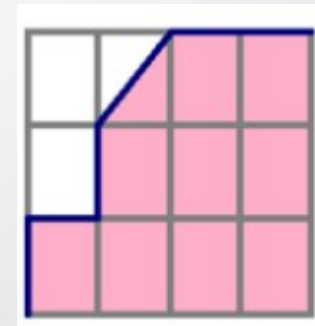
идем по строкам табл. 2

сверху вниз и прорисовывать на сетке линию из точки  $(0,0)$ .

если метка класса 1, то делаем шаг вверх;

если 0, то делаем шаг вправо.

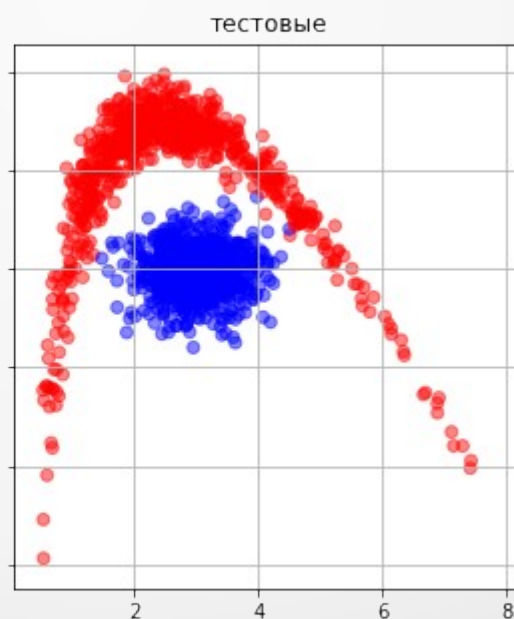
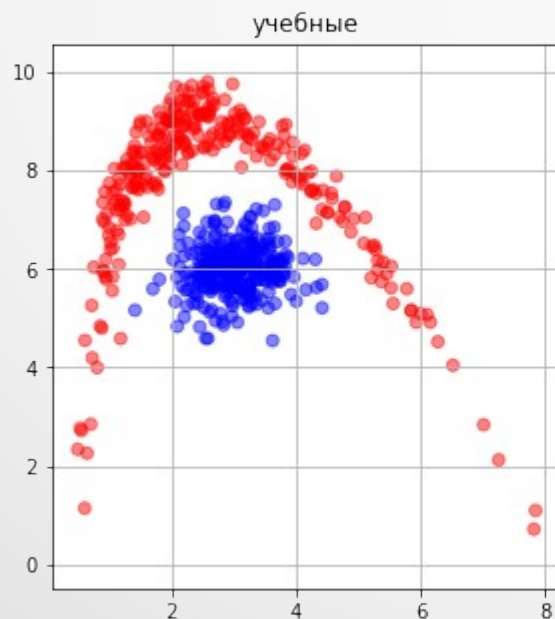
если оценки равны,  
то мы делаем шаг в точку,  
которая на  $a$  блоков выше и  $b$  блоков правее,  
где  $a$  – число единиц в группе,  
 $b$  – число нулей в ней.



# оценка результатов классификатора

разделяем набор данных

- учебный
- тестовый



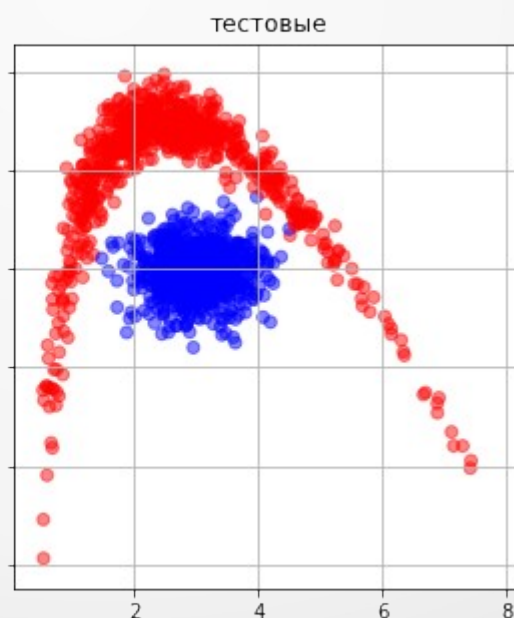
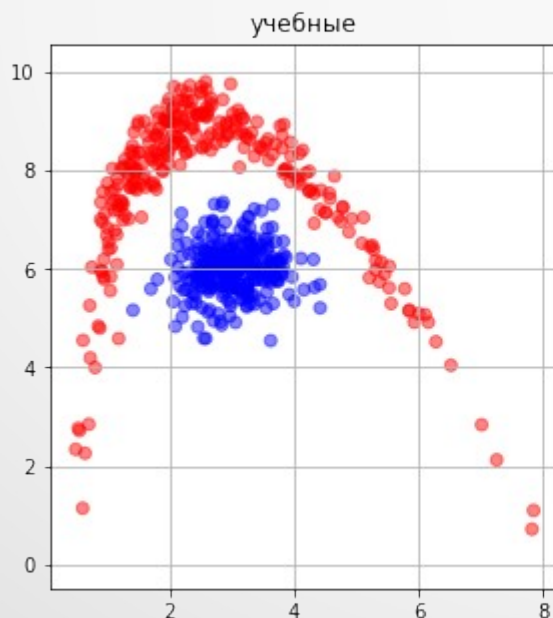
# оценка результатов классификатора

разделяем набор данных

- учебный
- тестовый

**недообучение (underfitting)**  
большая ошибка на учебном наборе

**переобучение (overfitting)**  
малая ошибка на учебном наборе  
большая ошибка на тестовом наборе

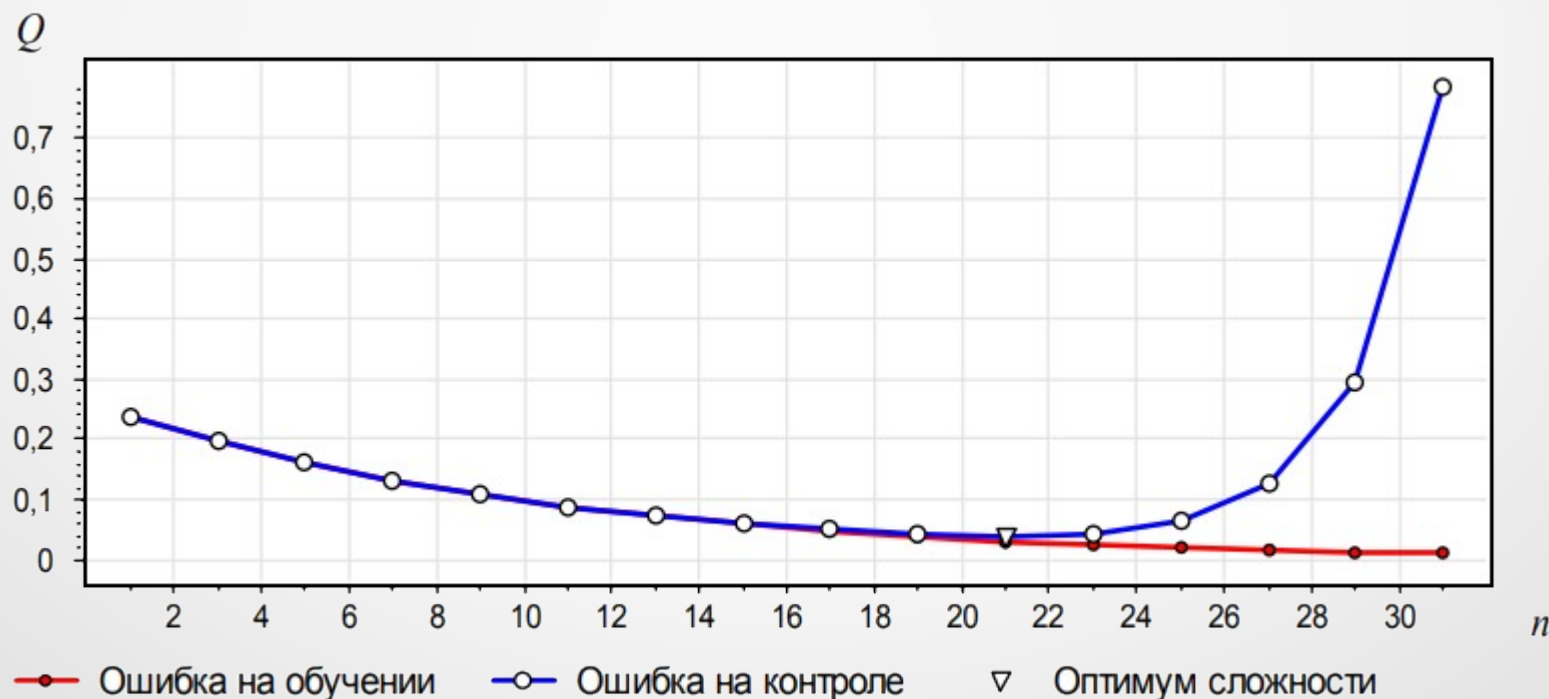


# признаки и модели

## оценка и выбор моделей

формируем 3 набора: учебный / контрольный / тестовый

обучаем на учебном  
проверяем на контрольном  
итоговый тест на тестовом





# признаки и модели

## оценка и выбор моделей

кроссвалидация (CV)

скользящий контроль - Leave One Out (LOO CV)

$$\text{LOO}(\mu, X^L) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L Q_{\mu}(X^L \setminus \{x_i\}, \{x_i\})$$

вынимаем пример из учебной выборки  
обучаем модель без него  
проверяем ошибку на этом примере

LOO CV это долго

повторяем для всех объектов выборки  
результат суммируем

# признаки и модели

## оценка и выбор моделей

кроссвалидация (CV)

q-fold CV

аналогично LOO, но будем вместо одного объекта использовать подмножество из q объектов

$$CV_q(\mu, X^L) = \frac{1}{q} \sum_{n=1}^q Q_{\mu}(X^L \setminus X_n^{\ell_n}, X_n^{\ell_n})$$

оценка зависит от разбиения  
на подмножества примеров

# признаки и модели

## оценка и выбор моделей

кроссвалидация (CV)

t x q-fold CV

t раз выполняем q-fold CV,  
учебный набор t раз случайно разбиваем на q блоков

$$CV_{t \times q}(\mu, X^L) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t \frac{1}{q} \sum_{n=1}^q Q_{\mu}(X^L \setminus X_{sn}^{\ell_n}, X_{sn}^{\ell_n}).$$

# оценка результатов классификатора

git clone [https://github.com/mechanoid5/ml\\_lectorium.git](https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium.git)

Александр Дьяконов AUC ROC (площадь под кривой ошибок)

Кривая ошибок <http://www.machinelearning.ru>