



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

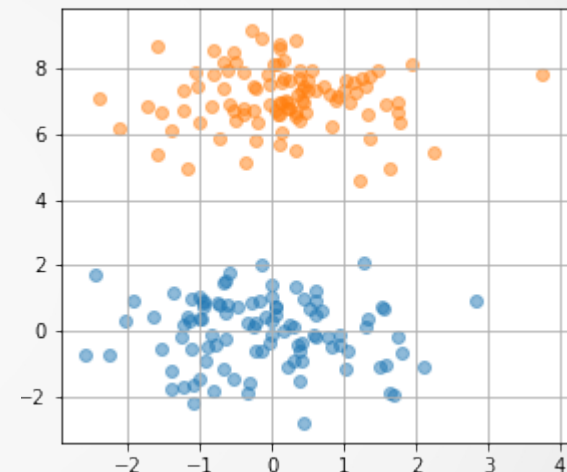
оценка результатов классификатора

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)

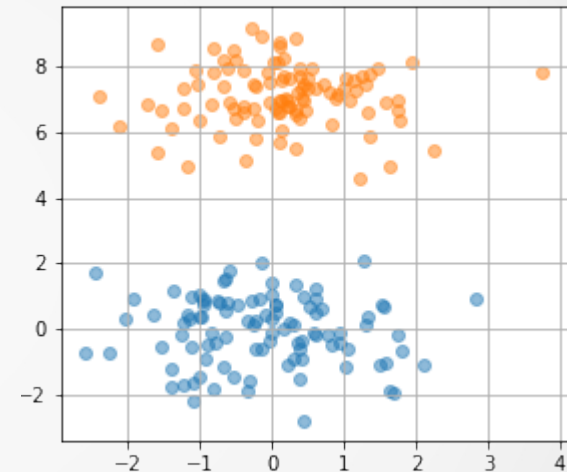
$X \subset \mathbb{R}^n$ - объекты

$Y \in \{0,1\}$ - 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

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

оценка результатов классификатора

погрешность (accuracy)

правильные ответы / всего примеров

Ассигасу это оценка 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

Ассурасу это оценка 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)

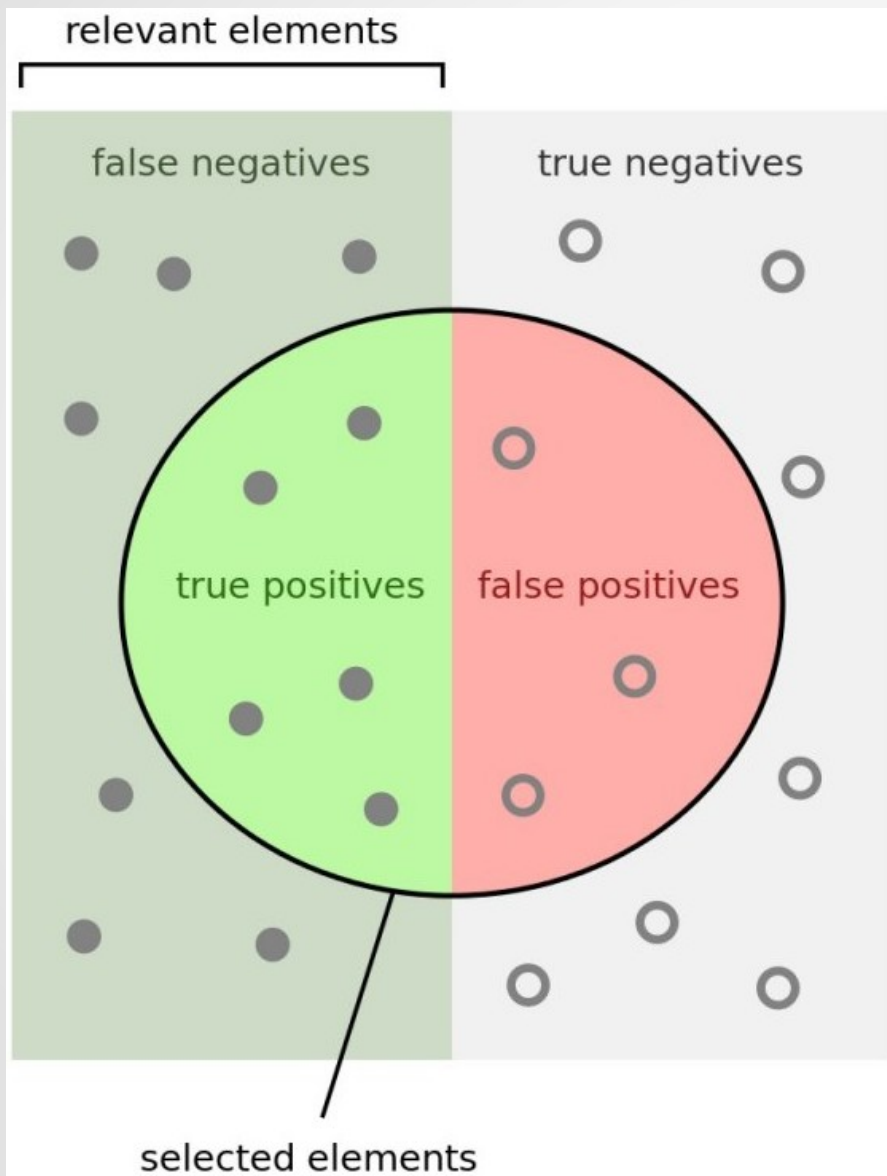
Confusion matrix

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

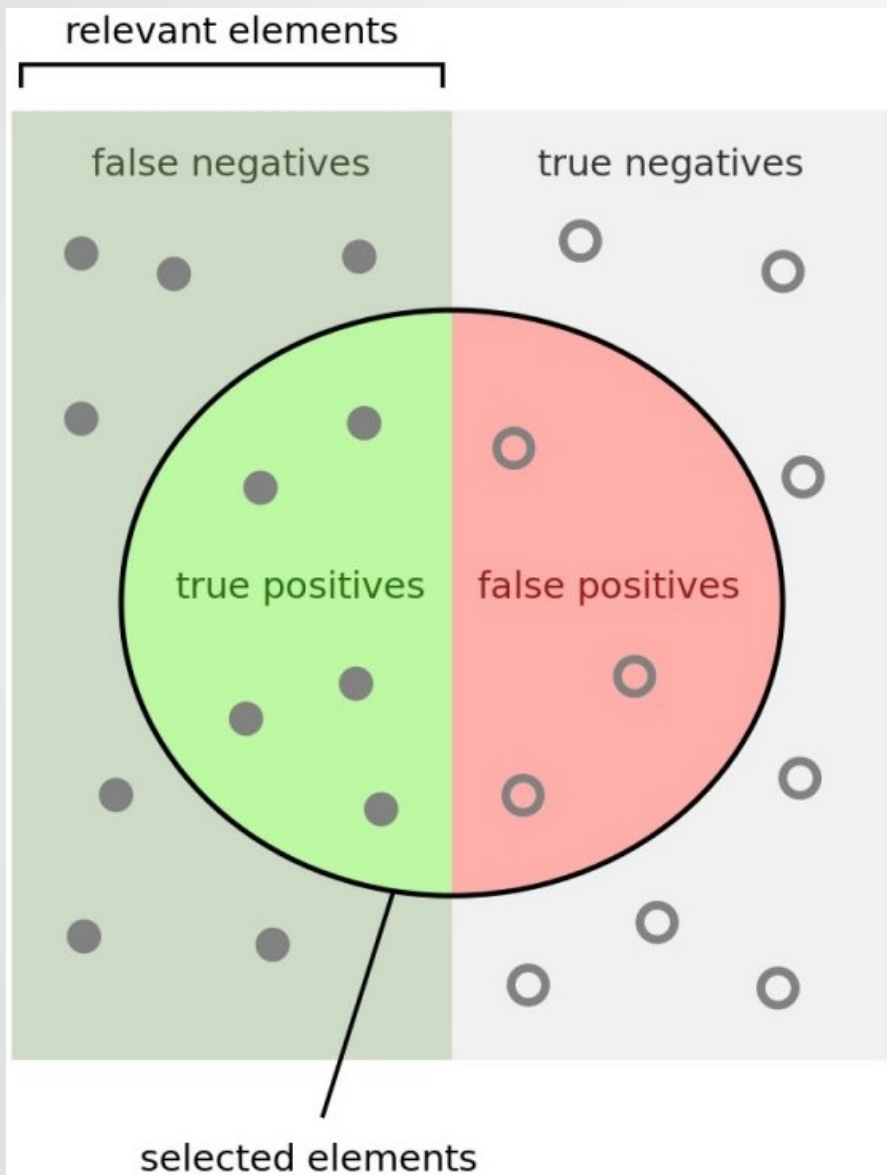
два класса — четыре группы

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

оценка результатов классификатора



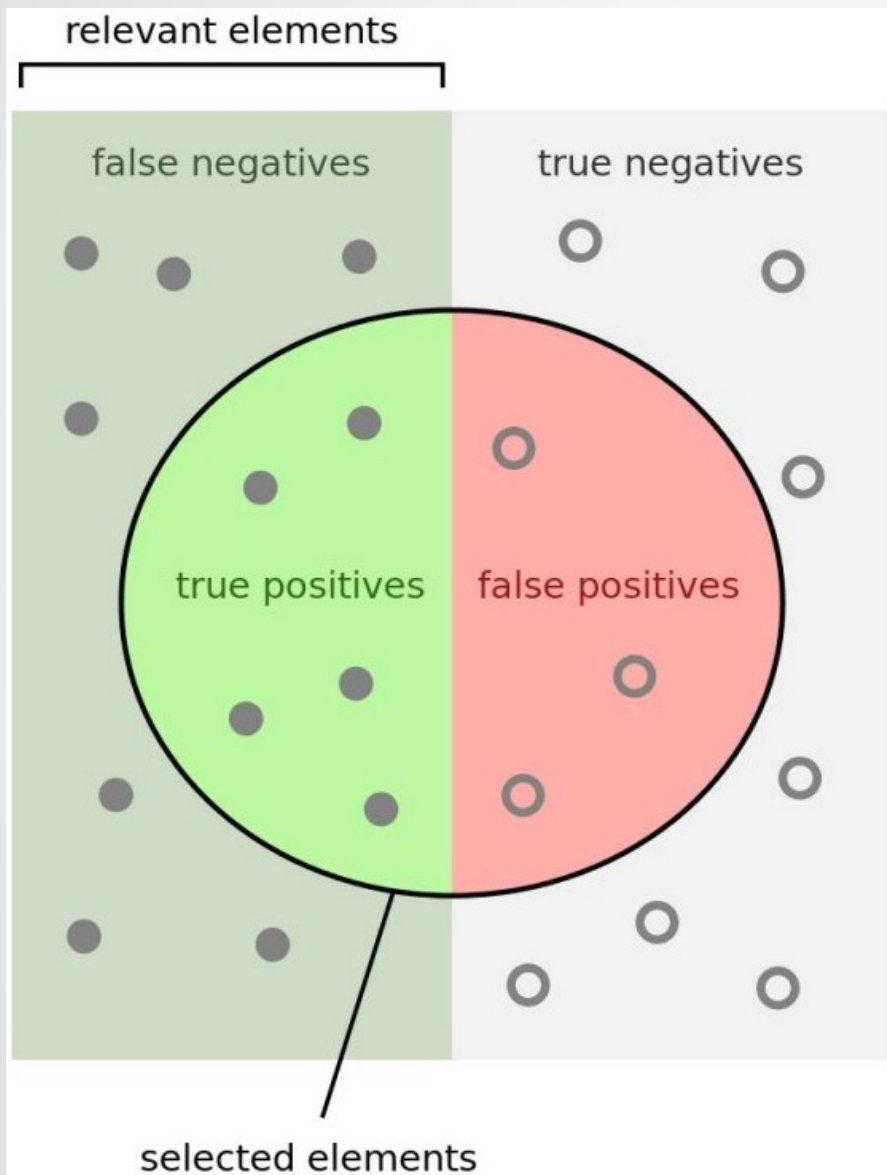
оценка результатов классификатора



$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

ТОЧНОСТЬ: доля позитивных объектов среди выделенных моделью

оценка результатов классификатора



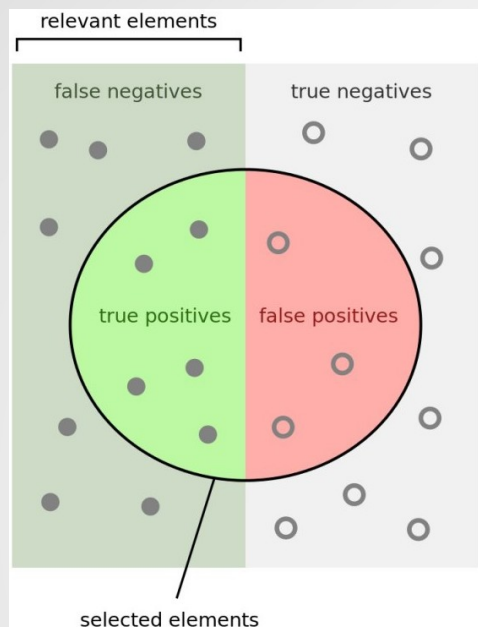
$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

ТОЧНОСТЬ: доля позитивных объектов среди выделенных моделью

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

ПОЛНОТА: доля найденных моделью объектов среди всех размеченных как позитивные

оценка результатов классификатора



accuracy (погрешность) - общая доля правильных ответов

precision (точность) - доля позитивных объектов среди выделенных моделью

recall (полнота) - доля найденных моделью объектов среди всех размеченных как позитивные

f1-score - усреднение точности и полноты

$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

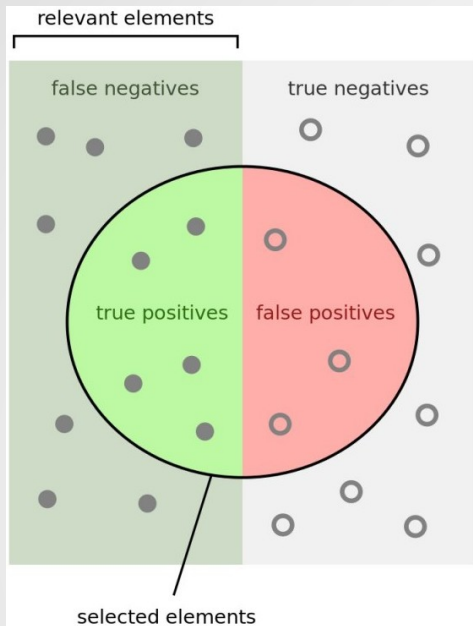
$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

оценка результатов классификатора



$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

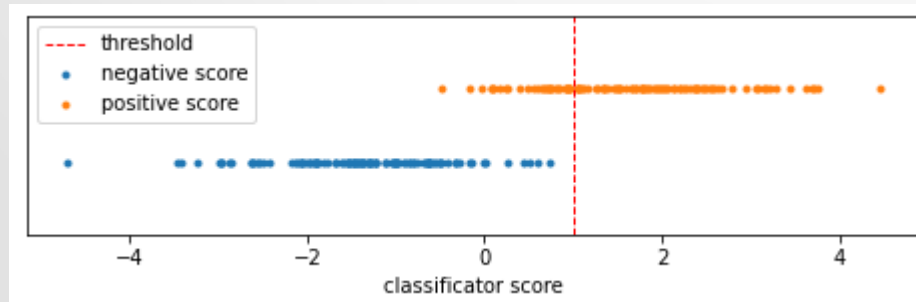
$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

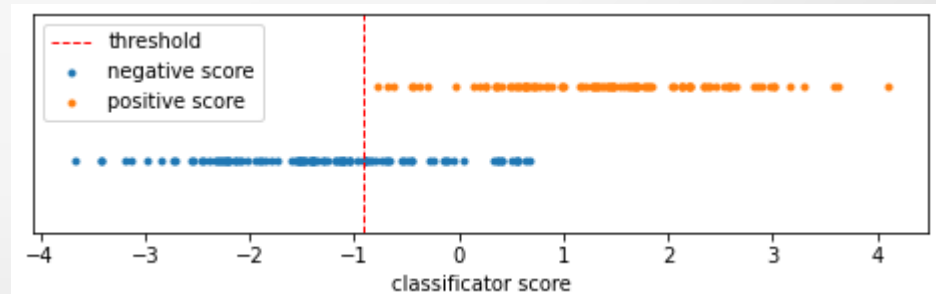
$$F1\text{-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

С ростом полноты точность может снижаться

высокая точность positive



большая полнота positive



оценка результатов классификатора

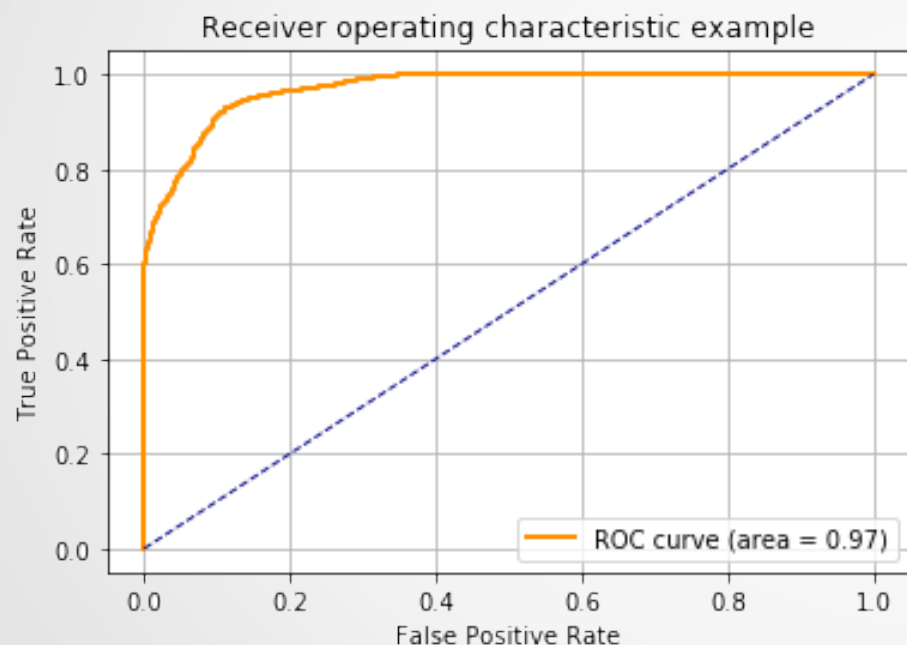
Пример *classification_report*

	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

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

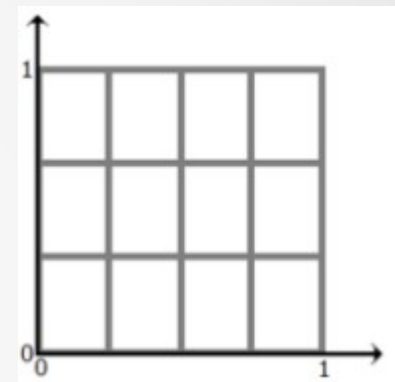
Табл. 2

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

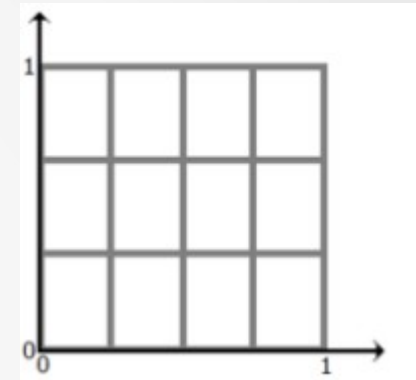
Табл. 2

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.



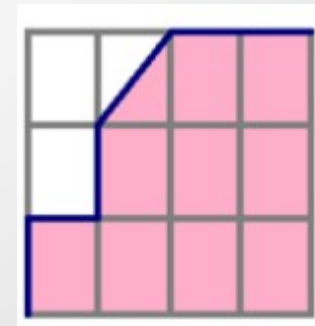
идем по строкам табл. 2

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.

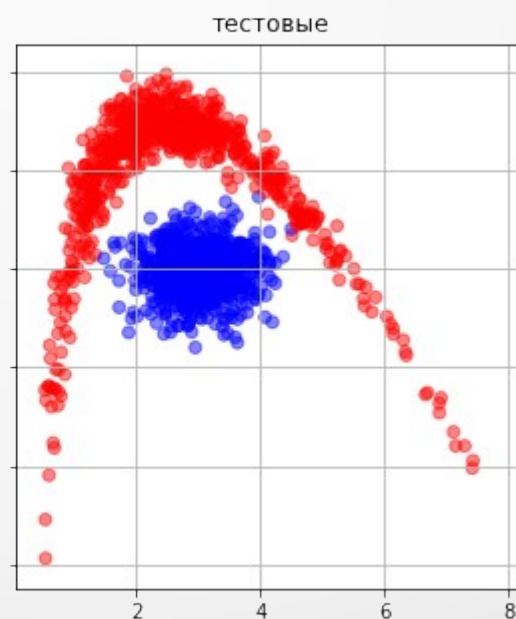
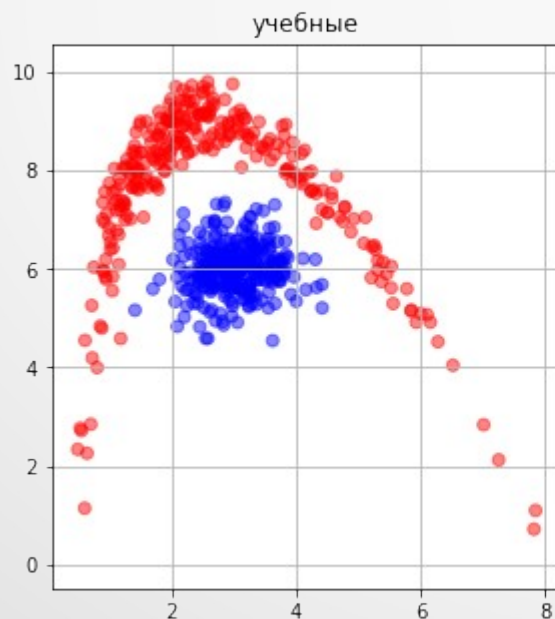
если оценки равны,
то мы делаем шаг в точку,
которая на a блоков выше и b блоков правее,
где a – число единиц в группе,
 b – число нулей в ней.



оценка результатов классификатора

разделяем набор данных

- учебный
- тестовый



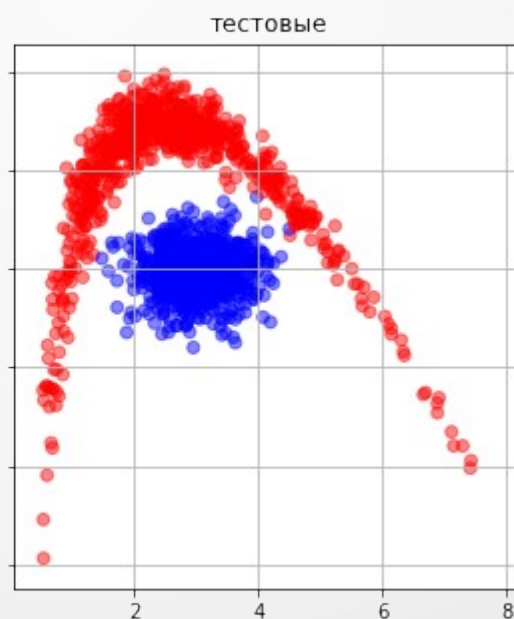
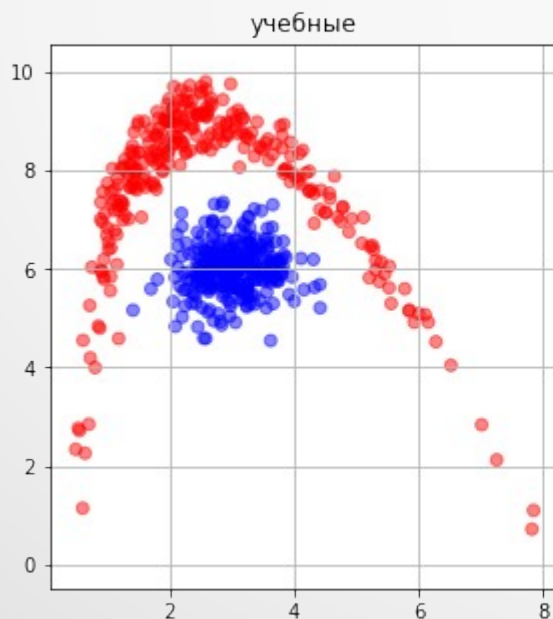
оценка результатов классификатора

разделяем набор данных

- учебный
- тестовый

недообучение (underfitting)
большая ошибка на учебном наборе

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

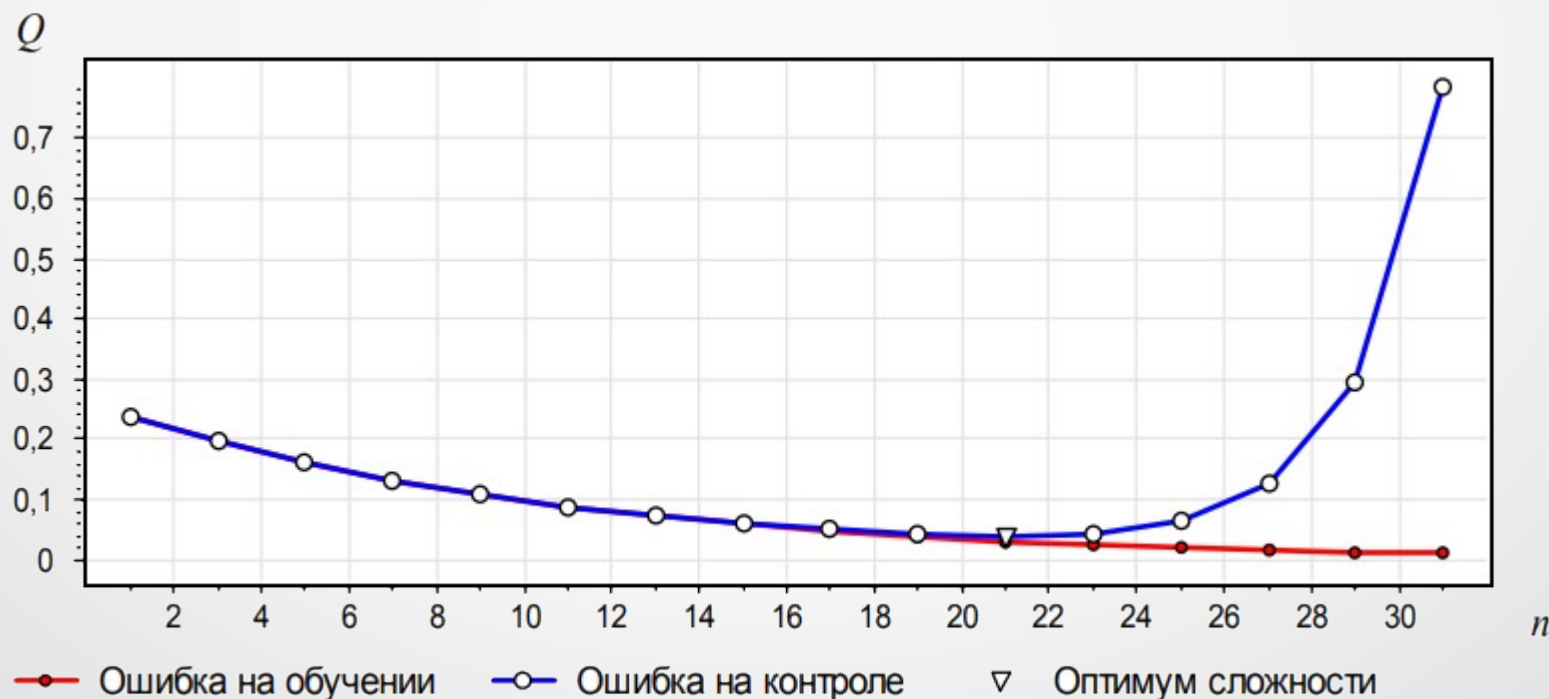


признаки и модели

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

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

Литература

Борисов Е.С. Методы машинного обучения. 2024
https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium_2024_I

Машинное обучение для людей
https://vas3k.ru/blog/machine_learning/

Константин Воронцов - Машинное обучение. ШАД Яндекс
https://www.youtube.com/playlist?list=PLJOzdkh8T5kp99tGTEFjH_b9zqEQiiBtC

Радослав Нейчев - Машинное обучение, ФПМИ, 2020
https://www.youtube.com/playlist?list=PL4_hYwCyhAvZyW6qS58x4uElZgAkMVUvj

Александр Дьяконов AUC ROC (площадь под кривой ошибок)
<https://alexanderdyakonov.wordpress.com/2017/07/28/auc-roc-площадь-под-кривой-ошибок/>

MachineLearning.ru: Кривая ошибок
<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=ROC-кривая>