



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

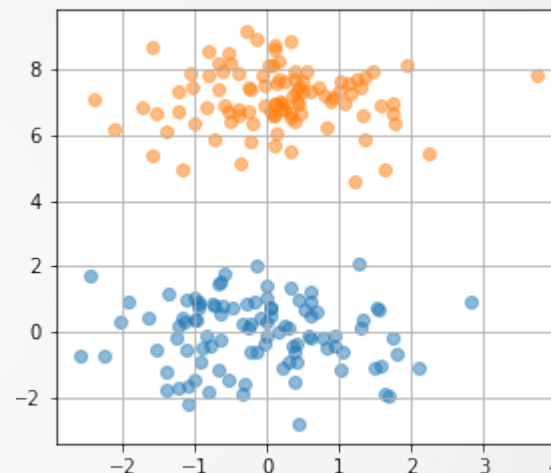
оценка результатов классификатора

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)

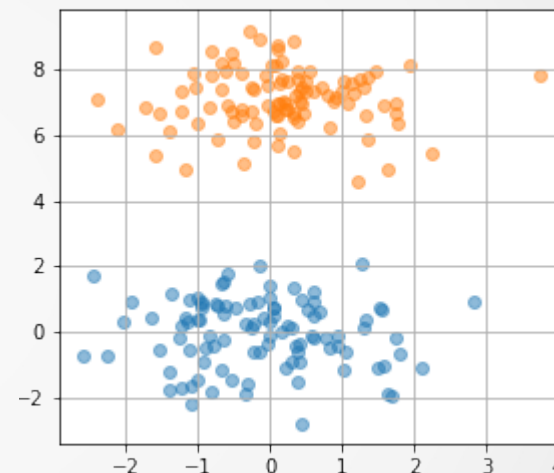
$X \subset \mathbb{R}^n$ - объекты

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

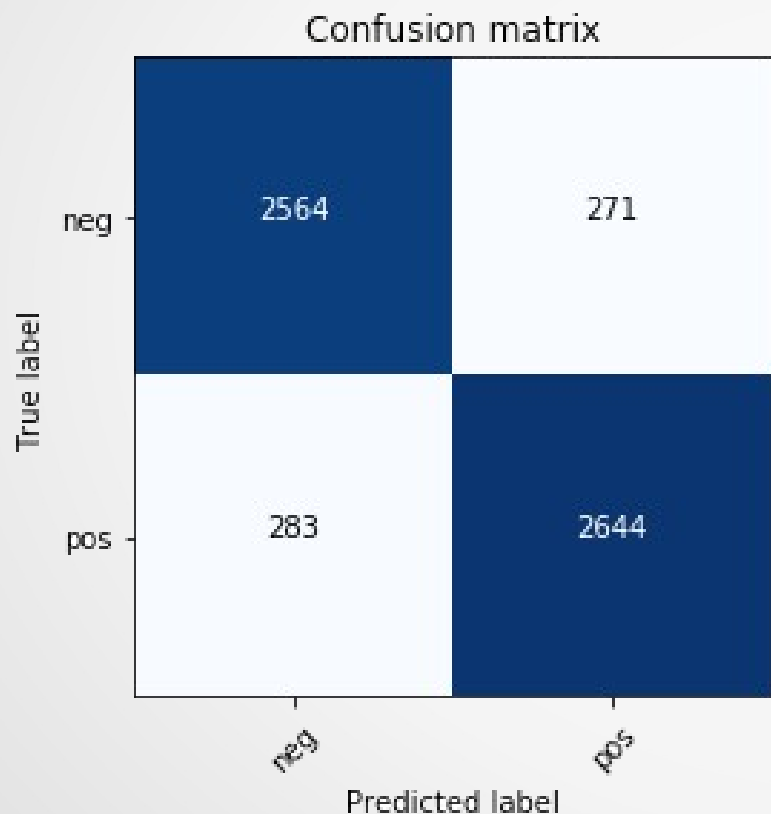
0 правильно предсказанных позитивных
6 ложно-негативных предсказаний
197 правильно предсказанных негативных

197 правильных ответов

$197/203 = .97$ accuracy

оценка результатов классификатора

матрица ошибок (confusion matrix)



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

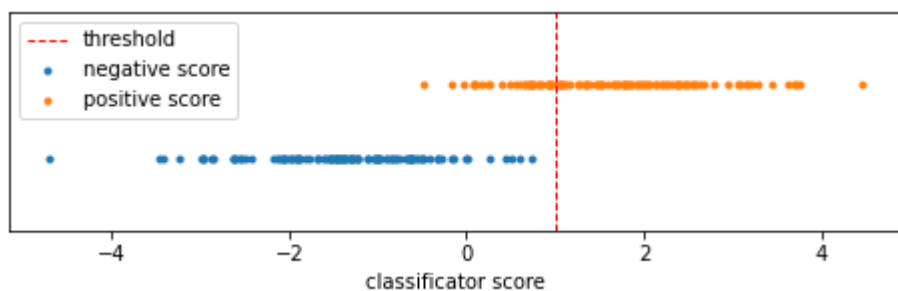
полнота (recall)

$$TP / (TP + FN)$$

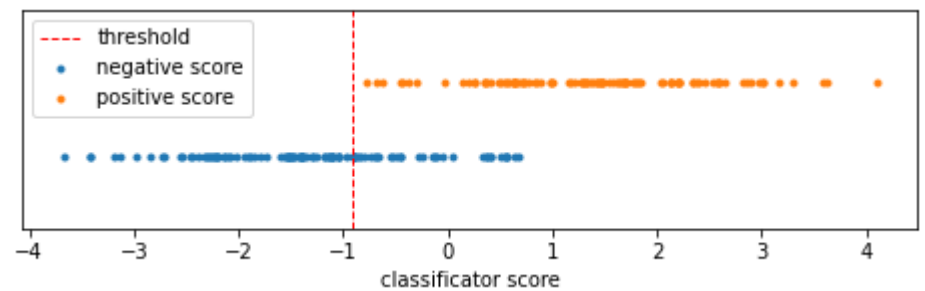
доля истинно позитивных,
найденных классификатором,
относительно всех истинно
позитивных

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

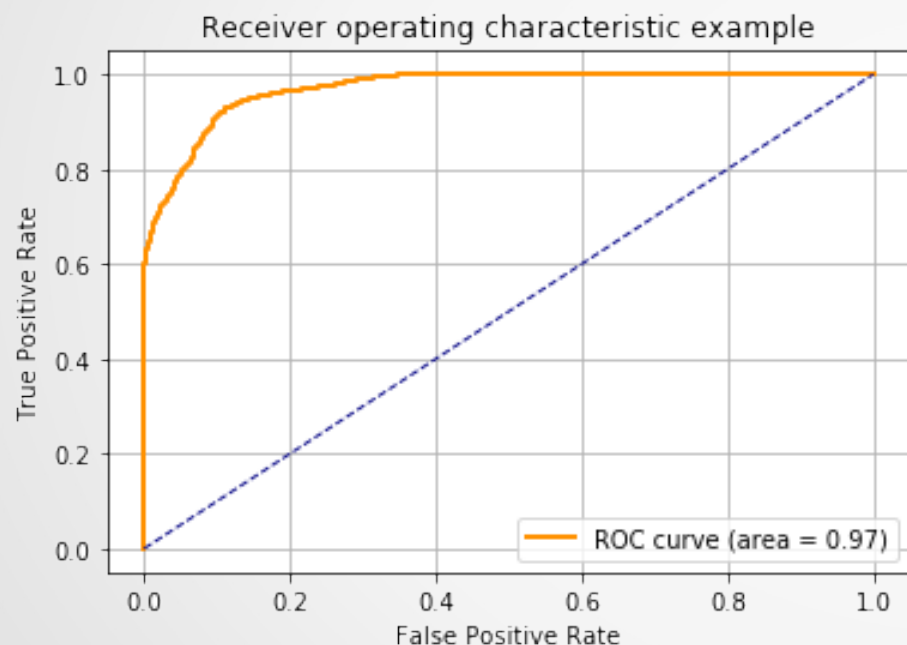
$(precision * recall) / (precision + recall)$

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 |

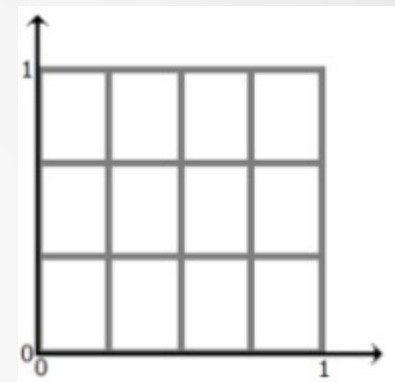
Табл. 2

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

Табл.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 |

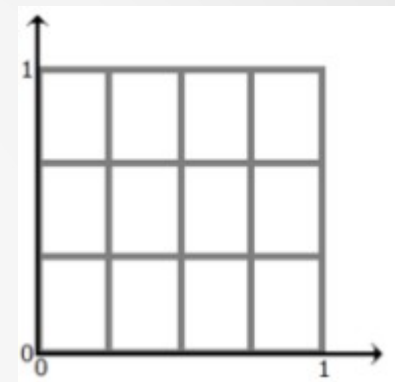
Табл. 2

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.



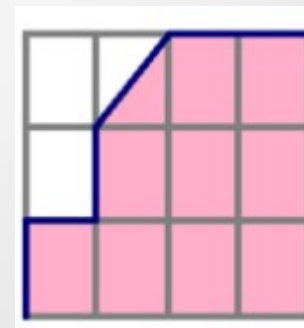
идем по строкам табл. 2

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.

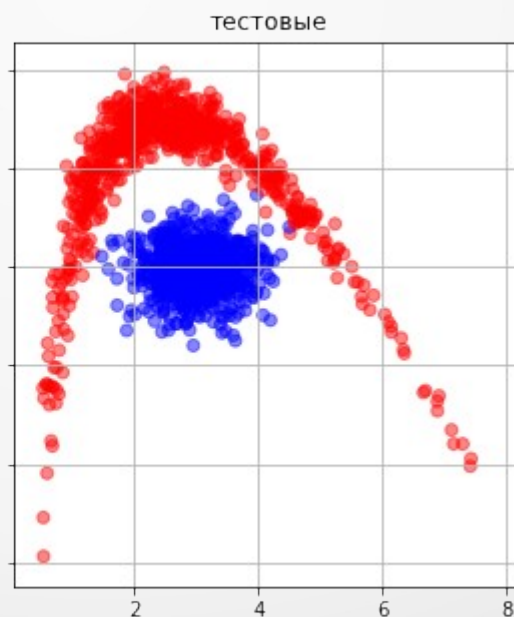
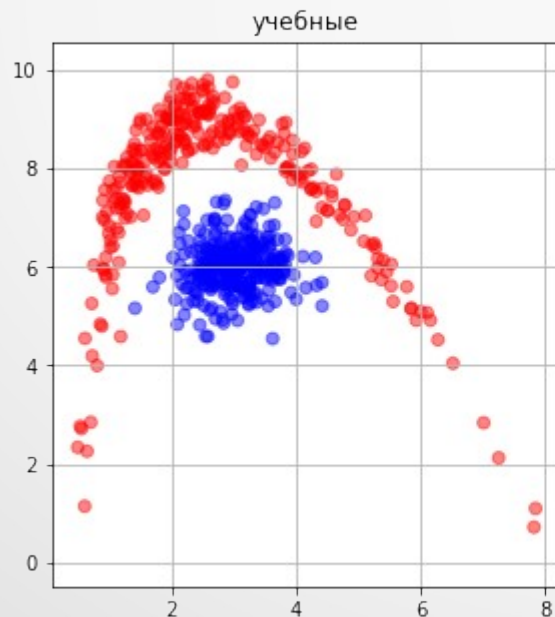
если оценки равны,
то мы делаем шаг в точку,
которая на a блоков выше и b блоков правее,
где a – число единиц в группе,
 b – число нулей в ней.



оценка результатов классификатора

разделяем набор данных

- учебный
- тестовый



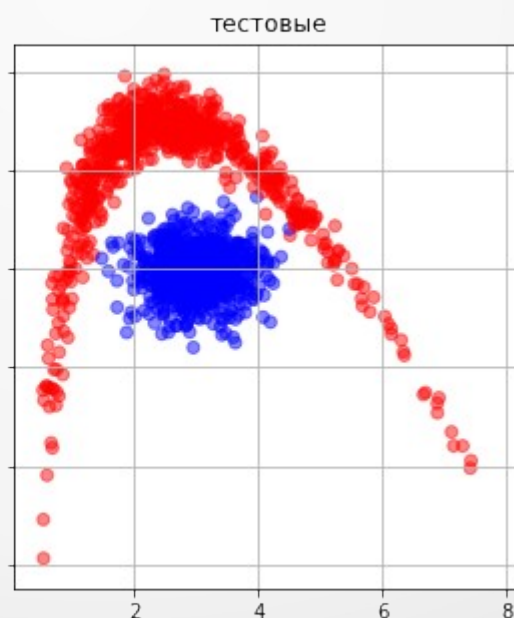
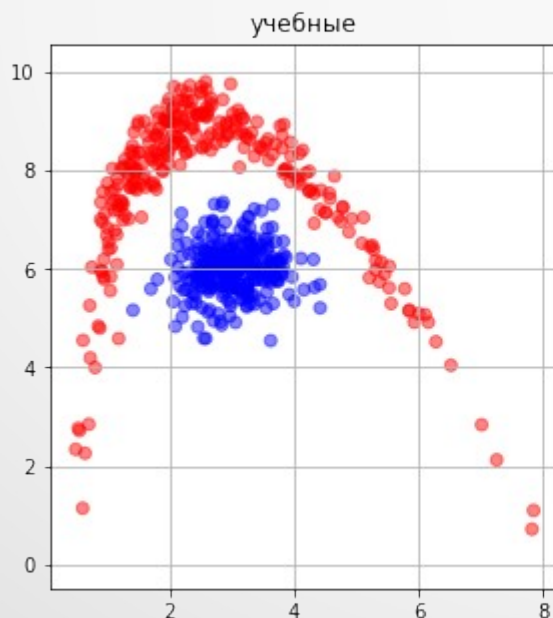
оценка результатов классификатора

разделяем набор данных

- учебный
- тестовый

недообучение (underfitting)
большая ошибка на учебном наборе

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

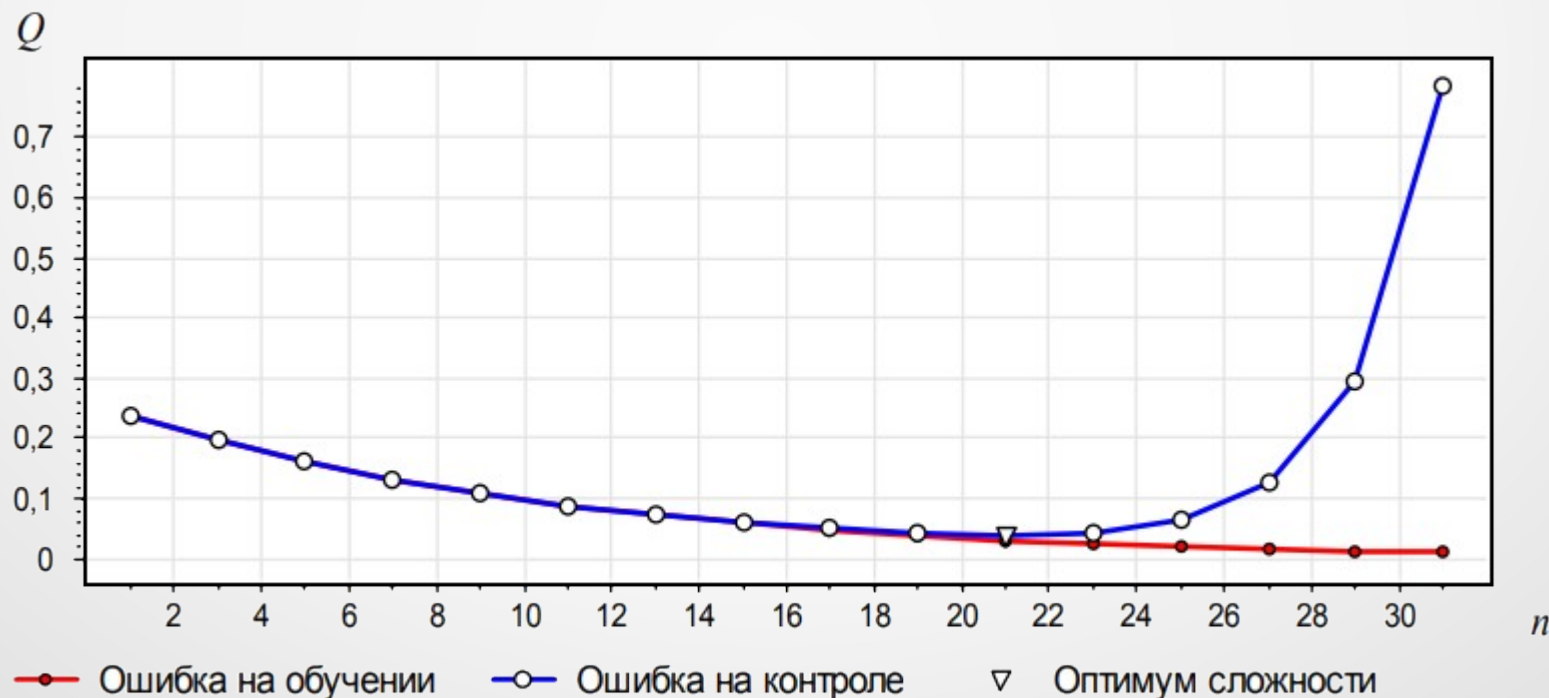


признаки и модели

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

Александр Дьяконов AUC ROC (площадь под кривой ошибок)

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