

# Метрики качества классификации

Данное задание основано на материалах лекций по метрикам качества классификации.

## Вы научитесь:

- вычислять различные меры качества классификации: долю правильных ответов, точность, полноту, AUC-ROC и т.д.
- сравнивать алгоритмы классификации при наличии ограничений на точность или полноту

## Введение

В задачах классификации может быть много особенностей, влияющих на подсчет качества: различные цены ошибок, несбалансированность классов и т.д. Из-за этого существует большое количество метрик качества — каждая из них рассчитана на определенное сочетание свойств задачи и требований к ее решению.

Меры качества классификации можно разбить на две большие группы: предназначенные для алгоритмов, выдающих номера классов, и для алгоритмов, выдающих оценки принадлежности к классам. К первой группе относятся доля правильных ответов, точность, полнота, F-мера. Ко второй — площади под ROC- или PR-кривой.

## Реализация в sklearn

Различные метрики качества реализованы в пакете `sklearn.metrics`. Конкретные функции указаны в инструкции по выполнению задания.

# Материалы

Подробнее о метриках качества: [https://github.com/esokolov/ml-course-msu/blob/master/ML15/lecture-notes/Sem05\\_metrics.pdf](https://github.com/esokolov/ml-course-msu/blob/master/ML15/lecture-notes/Sem05_metrics.pdf)

## Инструкция по выполнению

1. Загрузите файл `classification.csv`. В нем записаны истинные классы объектов выборки (колонок `true`) и ответы некоторого классификатора (колонок `predicted`).
2. Заполните таблицу ошибок классификации:

	Actual Positive	Actual Negative
Predicted Positive	TP	FP
Predicted Negative	FN	TN

Для этого подсчитайте величины TP, FP, FN и TN согласно их определениям. Например, FP — это количество объектов, имеющих класс 0, но отнесенных алгоритмом к классу 1. Ответ в данном вопросе — четыре числа через пробел.

3. Посчитайте основные метрики качества классификатора:
  - Accuracy (доля верно угаданных) — `sklearn.metrics.accuracy`
  - Precision (точность) — `sklearn.metrics.accuracy.precision_score`
  - Recall (полнота) — `sklearn.metrics.recall_score`
  - F-мера — `sklearn.metrics.f1_score`
4. Имеется четыре обученных классификатора. В файле `scores.csv` записаны истинные классы и значения степени принадлежности положительному классу для каждого классификатора на некоторой выборке:
  - для логистической регрессии — вероятность положительного класса (колонок `score_logreg`),
  - для SVM — отступ от разделяющей поверхности (колонок `score_svm`),

- для метрического алгоритма — взвешенная сумма классов соседей (колонка `score_knn`),
- для решающего дерева — доля положительных объектов в листе (колонка `score_tree`).

Загрузите этот файл.

5. Посчитайте площадь под ROC-кривой для каждого классификатора. Какой классификатор имеет наибольшее значение метрики AUC-ROC (укажите название столбца с ответами этого классификатора)? Воспользуйтесь функцией `sklearn.metrics.roc_auc_score`.
6. Какой классификатор достигает наибольшей точности (Precision) при полноте (Recall) не менее 70% (укажите название столбца с ответами этого классификатора)? Какое значение точности при этом получается?

Чтобы получить ответ на этот вопрос, найдите все точки `precision-recall`-кривой с помощью функции `sklearn.metrics.precision_recall_curve`. Она возвращает три массива: `precision`, `recall`, `thresholds`. В них записаны точность и полнота при определенных порогах, указанных в массиве `thresholds`. Найдите максимальное значение точности среди тех записей, для которых полнота не меньше, чем 0.7.

При необходимости округляйте ответ до двух знаков после запятой.

Ответ на каждое задание — текстовый файл, содержащий ответ в первой строке. Обратите внимание, что отправляемые файлы не должны содержать пустую строку в конце. Данный нюанс является ограничением платформы Coursera. Мы работаем над тем, чтобы убрать это ограничение.