Лекция 1.
Принятие решений на основе данных. Основы машинного обучения

—

Юрий Яровиков

Содержание лекции

- Как машинное обучение меняет мир
- Постановка задачи машинного обучения
- Примеры
- Метрики и функции потерь
- Фреймворк машинного обучения
- Методология CRISP-DM

Как машинное обучение меняет мир

“*Nations with the strongest presence in AI R&D will establish leading positions in the automatization of the future.*”

— отчёт Белого дома США, октябрь 2016

- цифровая и распределённая экономика
- автоматизация и сокращение издержек
- автономный транспорт и роботизация
- автоматизация банковских услуг
- персонализированная медицина
- и многое другое

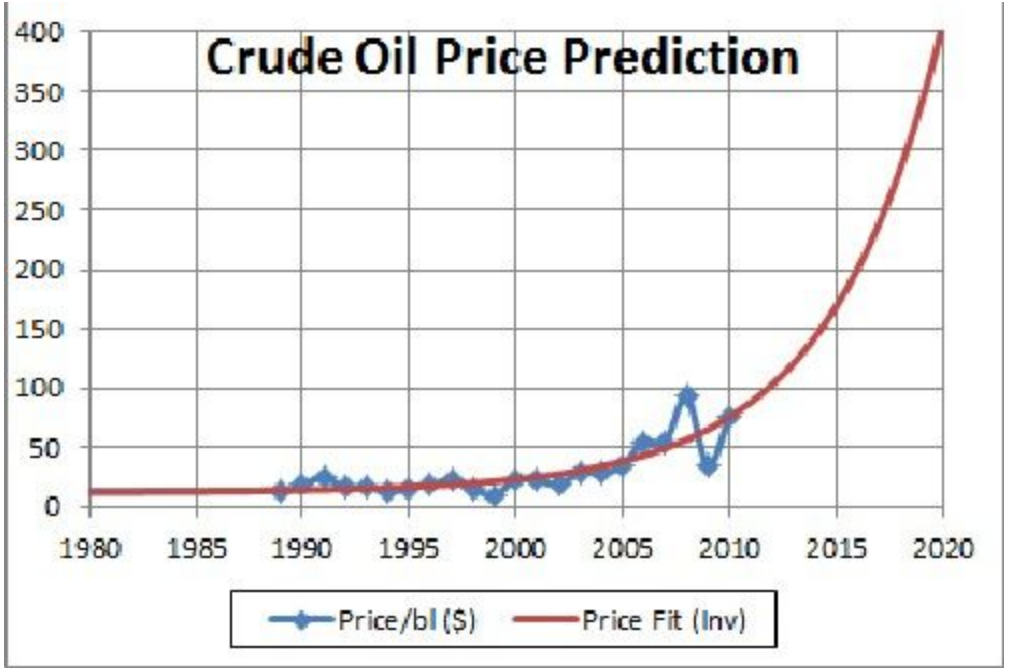
Data-driven decision making

"Highly data-driven organizations are three times more likely to report significant improvement in decision making. But only one in three executives say their organization is highly data-driven."

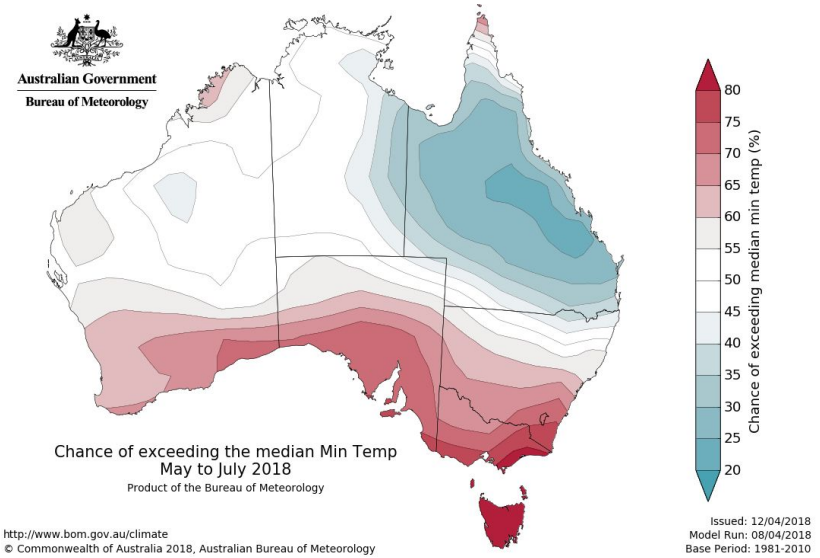
— Dan DiFilippo, Chief Analyst at PwC

What will you rely on most when making your next strategic decision?
Global base: 2,106 senior executives

источник: исследование PwC


Crude Oil Price Prediction
400
350
300
250
200
150
100
50
0
1980
1985
1990
1995
2000
2005
2010
2015
2020
Price/bl ($)
Price Fit (Inv)


Good Credit Score


Australian Government
Bureau of Meteorology
Chance of exceeding the median Min Temp
May to July 2018
Product of the Bureau of Meteorology
http://www.bom.gov.au/climate
© Commonwealth of Australia 2018, Australian Bureau of Meteorology
80
75
70
65
60
55
50
45
40
35
30
25
20
Chance of exceeding median min temp (%)
Issued: 12/04/2018
Model Run: 08/04/2018
Base Period: 1981-2010

Специально для Вас

Аффинаж, rsac, номер скрыт и другие

▶ СЛУШАТЬ ВСЕ

Google

где найти

- где найти
- где найти **работу**
- где найти **девушку**
- где найти **друзей**
- где найти **парня**
- где найти **мужа**
- где найти **деньги**
- где найти **ответы на огэ 2018**
- где найти **ответы на егэ 2018**
- где найти **алису**

Приглядитесь к этим предложениям

3 295 ₽ -50 %
6 590 ₽
Кеды VANS

7 030 ₽ -35 %
10 800 ₽
Внешняя звуковая

1 875 000 ₽
Виниловый проигрыватель Spira...

4 400 ₽ -30 %
6 290 ₽
Кеды VANS

11 790 ₽
Лонгборд GoldCoast Standard

беру! BETA

Сначала интересные

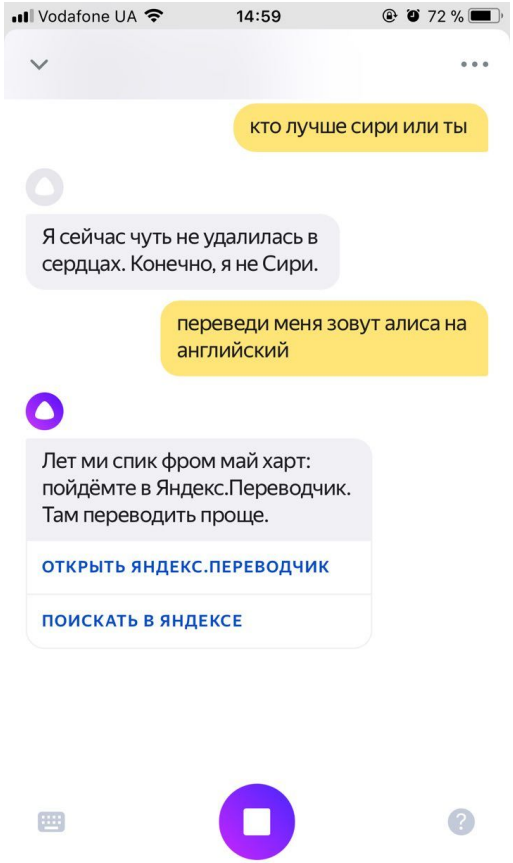
Страница

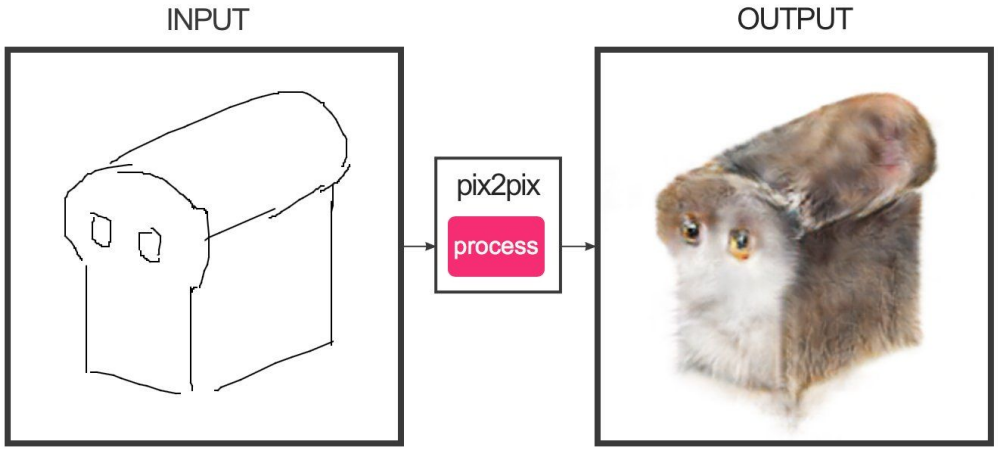
Свидание III в Москве
Событие

Линзы ACUVUE® в "Очкарик"!
ochkarik.ru
Удивительное предложение на контактные линзы ACUVUE OASYS® 1-Day!
Есть противопоказания. Требуется консультация специалиста.

Блог Разработчикам

5491_219500906


Vodafone UA
14:59
72 %
кто лучше сири или ты
Я сейчас чуть не удалилась в сердцах. Конечно, я не Сири.
переведи меня зовут алиса на английский
Лет ми спик фром май харт: пойдёмте в Яндекс.Переводчик. Там переводить проще.
ОТКРЫТЬ ЯНДЕКС.ПЕРЕВОДЧИК
ПОИСКАТЬ В ЯНДЕКСЕ


INPUT
OUTPUT
pix2pix
process

Пример: оцените стоимость ноутбука

	Кол-во ядер	RAM (Гб)	Объем жесткого диска (ГБ)	Диагональ/ разрешение	Работа от аккумулятора	Цена (руб.)
1 	2	4	500 (HDD)	15"/1920x1080 пикс.	до 5 часов	31 490
2 	4	8	256 (SSD)	14"/1920x1080 пикс.	до 12 часов	60 990
3 	4	16	1000 (HDD)	17"/1920x1080 пикс.	до 3 часов	65 990
4 	8	16	1000 (HDD) + 256 (SSD)	17"/1920x1080 пикс.	до 11 часов	109 990
5 	**4**	**16**	**1000 (HDD)+ 128 (SSD)**	**17"/1920x1080 пикс.**	**до 6 часов**	**?**

Пример: оцените стоимость ноутбука

	Кол-во ядер	RAM (Гб)	Объем жесткого диска (ГБ)	Диагональ/ разрешение	Работа от аккумулятора	Цена (руб.)
1 	2	4	500 (HDD)	15"/1920x1080 пикс.	до 5 часов	31 490
2 	4	8	256 (SSD)	14"/1920x1080 пикс.	до 12 часов	60 990
3 	4	16	1000 (HDD)	17"/1920x1080 пикс.	до 3 часов	65 990
4 	8	16	1000 (HDD) + 256 (SSD)	17"/1920x1080 пикс.	до 11 часов	109 990
5 	**4**	**16**	**1000 (HDD)+ 128 (SSD)**	**17"/1920x1080 пикс.**	**до 6 часов**	**86990**

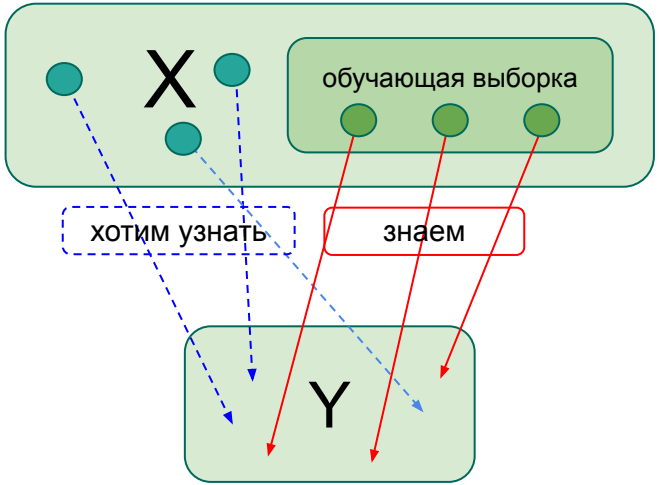
Постановка задачи машинного обучения

X — множество *объектов*

Y — множество *ответов* (например, два класса или произвольные числа)

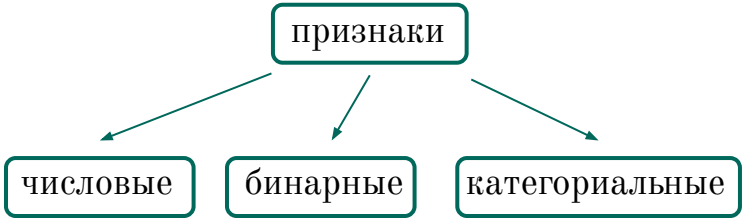
y: $X \to Y$ — неизвестная закономерность

Дано: *обучающая выборка*, $\{x_1, x_2, ..., x_n\}$ — подмножество множества X
Цель: подобрать *алгоритм* a: $X \to Y$, приближающий функцию $y(x)$ на всём X



Как задаются объекты. Признаковое описание

Объект x задаётся *признаковым описанием*



$f_1, f_2, ..., f_k$ — признаки (features) объекта x

$$\begin{bmatrix} f_1(x_1), & f_2(x_1), \dots, & f_k(x_1) \\ f_1(x_2), & f_2(x_2), \dots, & f_k(x_2) \\ & \dots & \\ f_1(x_n), & f_2(x_n), \dots, & f_k(x_n) \end{bmatrix}$$

— матрица “объекты-признаки”
объект, пригодный для применения
алгоритмов машинного обучения

Задачи машинного обучения

- Обучение с учителем
  - Задача классификации

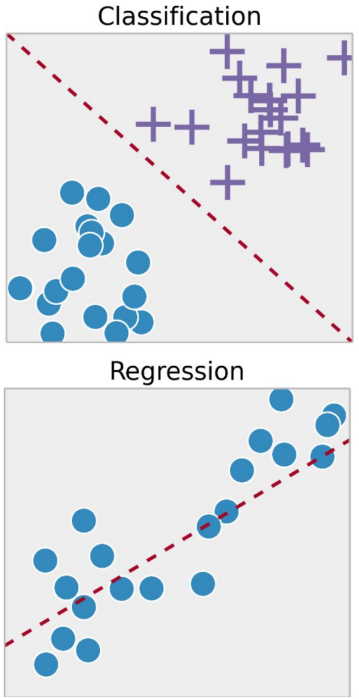
    Предсказываем класс объекта: $Y = \{\text{class}_1, \text{class}_2, ..., \text{class}_m\}$
  - Задача восстановления регресии

    Предсказываем число: Y — множество действительных чисел
  - Задача ранжирования

    Предсказываем, какие объекты наиболее релевантны запросу
- Обучение без учителя
  - Задача кластеризации

    Разбиваем объекты на группы похожих
  - Задача понижения размерности

    “сжимаем” данные, пытаясь потерять как можно меньше информации



Пример: медицинская диагностика

Объект — пациент в определённый момент времени

Классы — болен ли человек данной болезнью

Примеры признаков:

- бинарные: пол, головная боль, слабость, тошнота
- количественные: возраст, пульс, давление, результаты анализов, геном

Особенности задачи:

- пропуски в данных
- нужен интерпретируемый алгоритм
- нужна оценка вероятности исхода

Пример: открытие нового ресторана

Объект — место для открытия нового ресторана

Цель предсказания — ожидаемая прибыль через год

Примеры признаков:

- количественные: демография, цены на недвижимость в округе, удалённость существующих ресторанов
- категориальные: характеристики здания, окружающей местности, наличие

Особенности задачи:

- мало объектов, много признаков
- разнотипные признаки
- разнородные объекты, есть выбросы

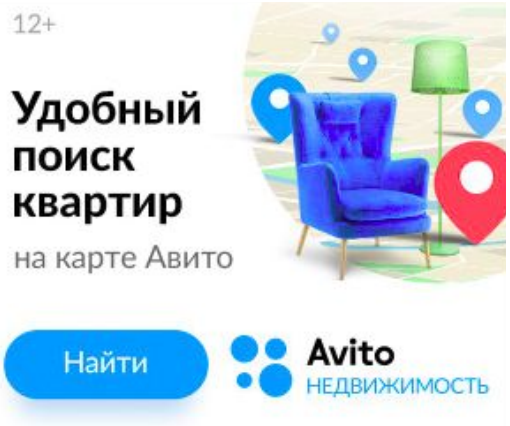
Пример: Avito Context Ad Clicking Prediction

Объект — тройка <пользователь, запрос, баннер>

Цель предсказания — кликнет ли пользователь по контекстной рекламе

Примеры признаков:

- действия пользователей на сайте
- профиль пользователя
- история показов и кликов другим пользователям



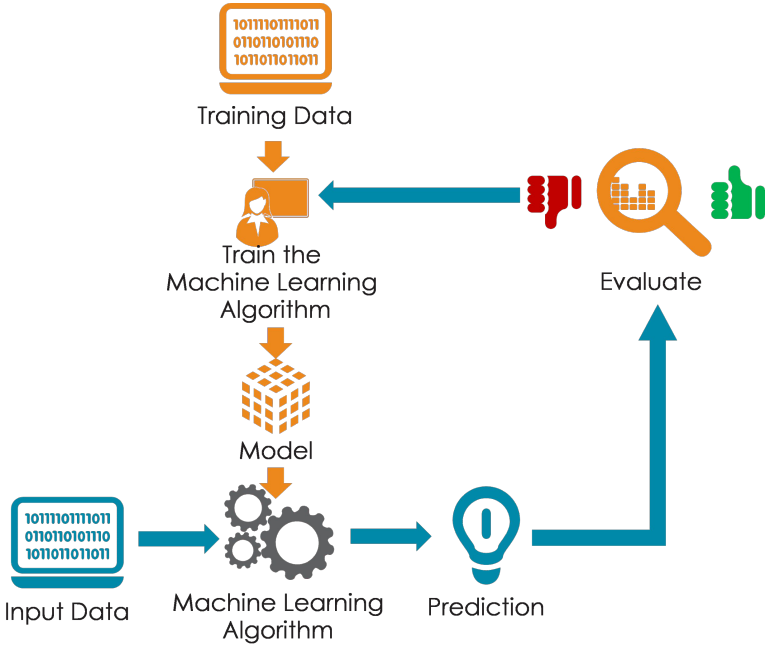
Особенности задачи:

- признаки надо придумывать
- данных много
- главный критерий качества — доход рекламной площадки

Фреймворк машинного обучения

- Формируем матрицу “объекты-признаки” по размеченным данным
- Разбиваем данные на train и test
- Настраиваем алгоритм $a : X \to Y$ так, чтобы a приближал y на train
- Тестируем, насколько хорошо a приближает y на test

Что значит “хорошо приближает”?



фреймворк машинного обучения: medium.com

Метрики и функции потерь

Метрика — функционал, оценивающий качество предсказания

- основная оценка качества модели
- легко интерпретируемая
- примеры: accuracy, precision, recall, F1, ROC-AUC, MAE, R^2

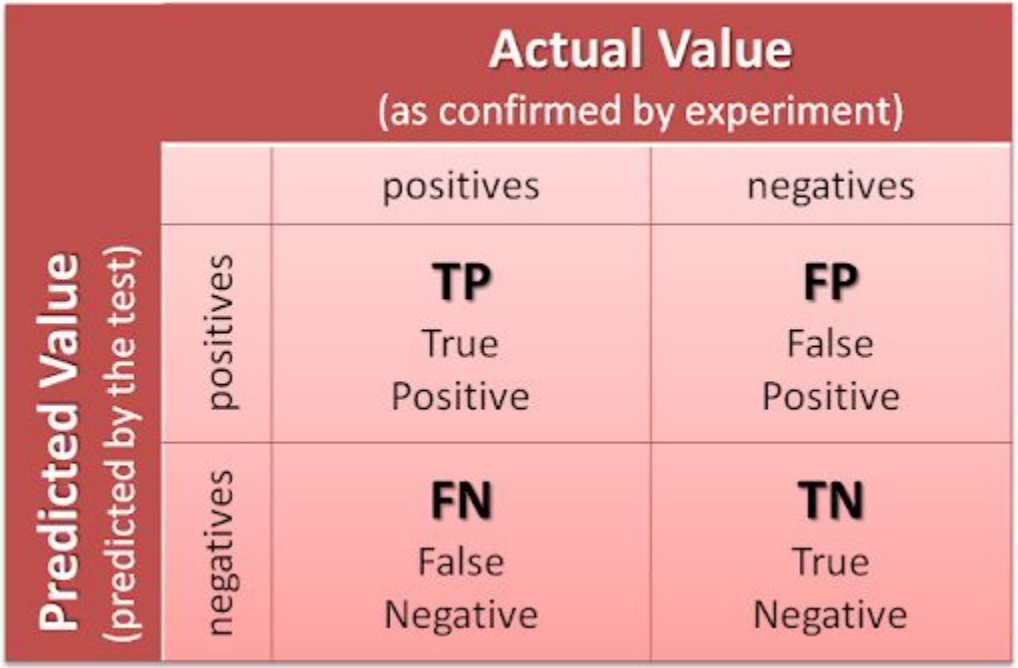
Функция потерь — функционал, который оптимизируется в процессе обучения

- легко оптимизируемая
- не обязательно интерпретируемая
- нужна для процесса обучения
- примеры: logloss, MSE

Метрики в задаче классификации

- accuracy (доля верно угаданных ответов)
  Метрика не подходит для случая, когда классы разбалансированы. Алгоритму выгодно относить все объекту наиболее частого класса
- precision (точность, доля верно идентифицированных объектов первого класса к общему количеству идентифицированных объектов)
  Алгоритму не выгодно относить объекты класса 0 к классу 1
- recall (полнота, доля верно идентифицированных объектов первого класса к общему количеству объектов первого класса)
  Алгоритму не выгодно оставлять объекты класса 1 в классе 0
- Другие метрики: ROC-AUC, F-мера, logloss

Confusion matrix



Accuracy

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- легко интерпретируема
- не подходит для несбалансированных классов

Пример: кредитный скоринг

- В банк пришло 90 надёжных и 10 ненадёжных заёмщиков
- Выдача кредита 10 ненадёжным заёмщикам принесёт большие убытки
- Алгоритм, который советует выдать кредит каждому заёмщику, будет иметь accuracy 90%!

Precision, Recall

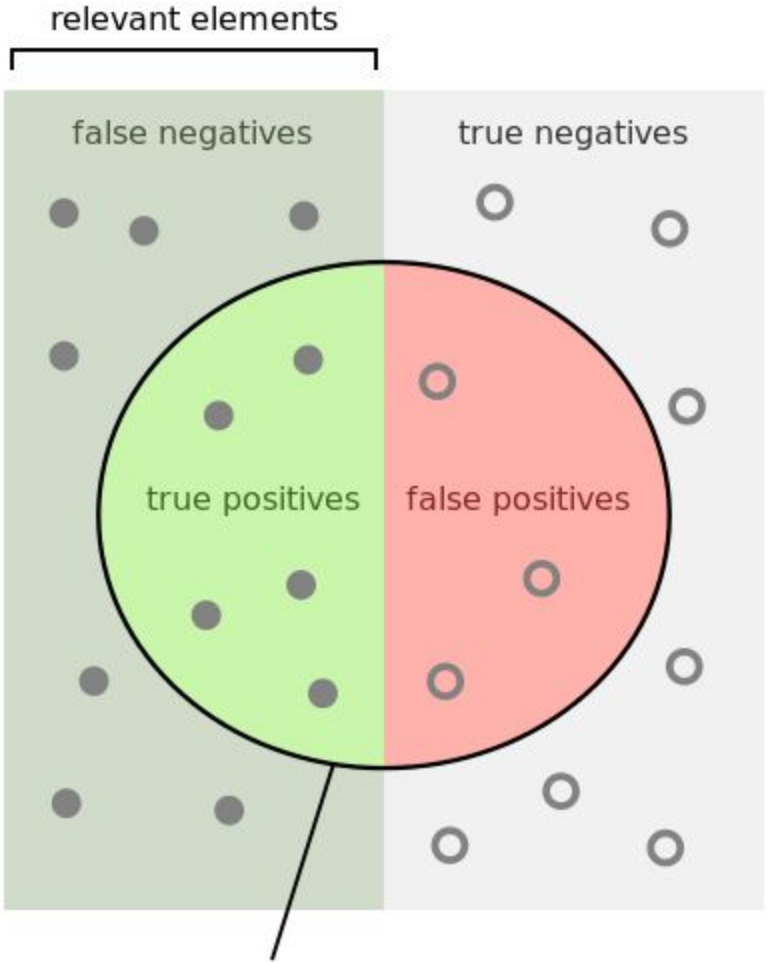
Для оценки качества работы алгоритма на каждом из классов по отдельности введем метрики precision (точность) и recall (полнота)

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Алгоритму не выгодно относить объекты класса 0 к классу 1

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Алгоритму не выгодно относить объекты класса 1 к классу 1



How many selected items are relevant?

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

How many relevant items are selected?

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

F-мера, ROC-AUC, индекс Джини

- F-мера — средне гармоническое precision и recall
- ROC-AUC — используется при предсказании вероятностей. Является вероятностью того, что два случайно выбранных объекта разных классов будут отранжированы в нужном порядке
- Индекс Джини — чаще всего используется в банковской сфере, связан с ROC-AUC
- Все три метрики учитывают возможный дисбаланс классов

Пример: ROC-AUC

объект	p	истинный класс
1	0.9	1
2	0.7	1
3	0.5	0
4	0.3	1
5	0.2	0

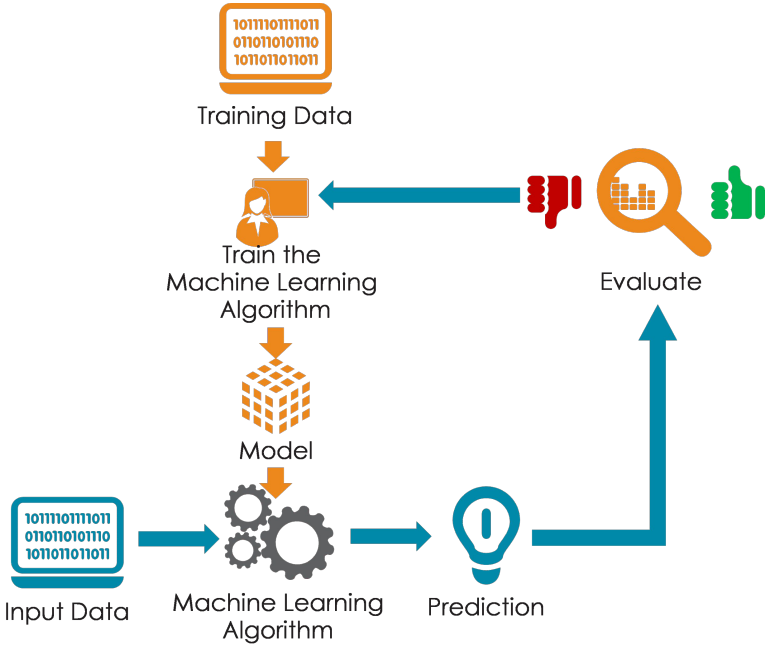
Метрики в задаче регрессии

- MSE (Mean Square Error): $\mathrm{MSE}(y_{\text{true}}, y_{\text{predicted}}) = \overline{(y_{\text{true}} - y_{\text{predicted}})^2}$
  Легко оптимизировать, сложнее интерпретировать
- MAE (Mean Absolute Error): $\mathrm{MAE}(y_{\text{true}}, y_{\text{predicted}}) = \overline{|y_{\text{true}} - y_{\text{predicted}}|}$
  Легко интерпретировать, но сложно оптимизировать
- R^2 — коэффициент детерминации: $R^2(y_{\text{true}}, y_{\text{predicted}}) = 1 - \mathrm{MSE} / \mathrm{D}y_{\text{true}}$
  У хороших моделей близок к 1, у не очень хороших близок к 0. Если $R^2 < 0$, то модель “очень плохая”.
- Несимметричные функции потерь
  За “недостачу” штрафуют сильнее, чем за “избыток”

Фреймворк машинного обучения

- Формируем матрицу “объекты-признаки” по размеченным данным
- Разбиваем данные на train и test
- Настраиваем алгоритм $a : X \to Y$ так, чтобы a приближал y на train
- Тестируем, насколько хорошо a приближает y на test

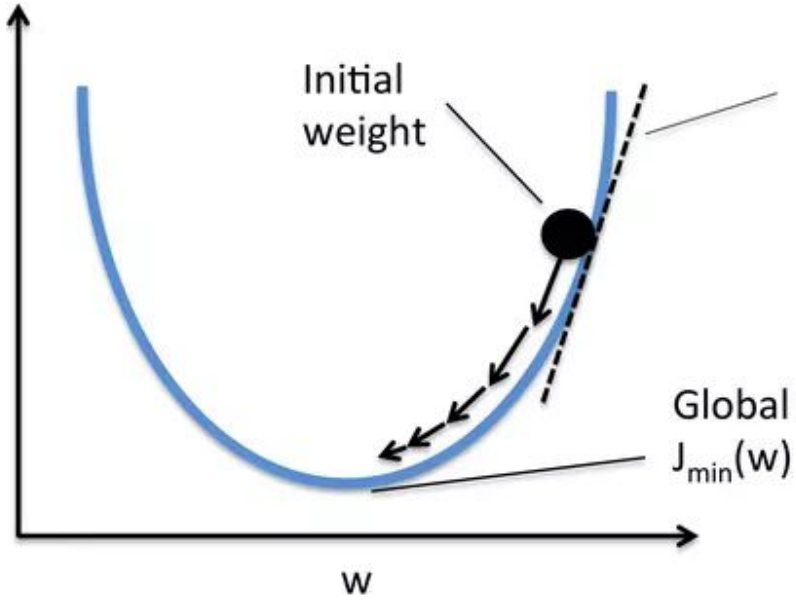
Как настраивать алгоритм?



фреймворк машинного обучения: medium.com

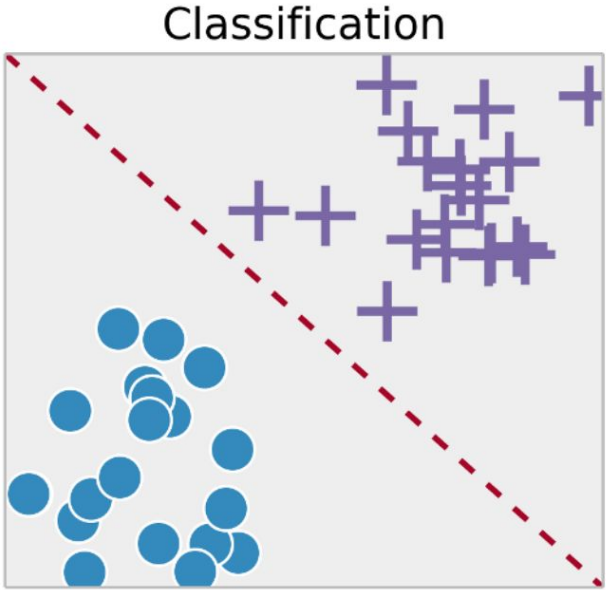
Оптимизация для настройки алгоритмов

- Ищем алгоритм a в семействе алгоритмов, параметризуемых вектором весов w
- Находим вектор w, минимизирующий заданную функцию потерь
- Поиск осуществляется градиентным спуском или любым другим алгоритмом оптимизации

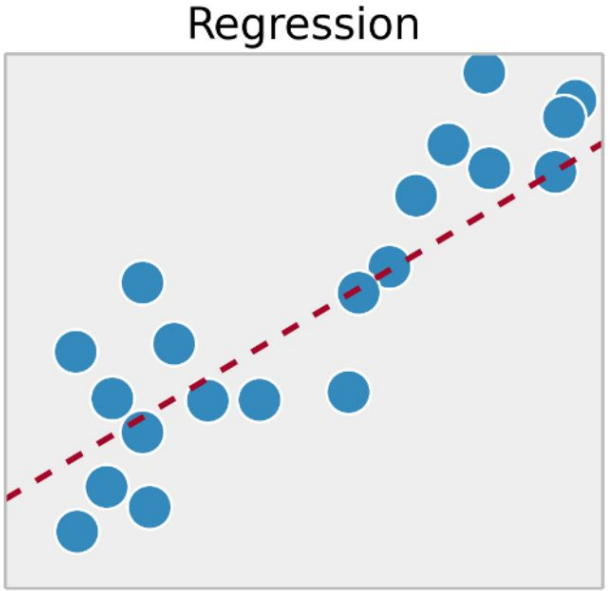


Линейные алгоритмы

$$y(x) = \text{sign}(<w, x> + b)$$

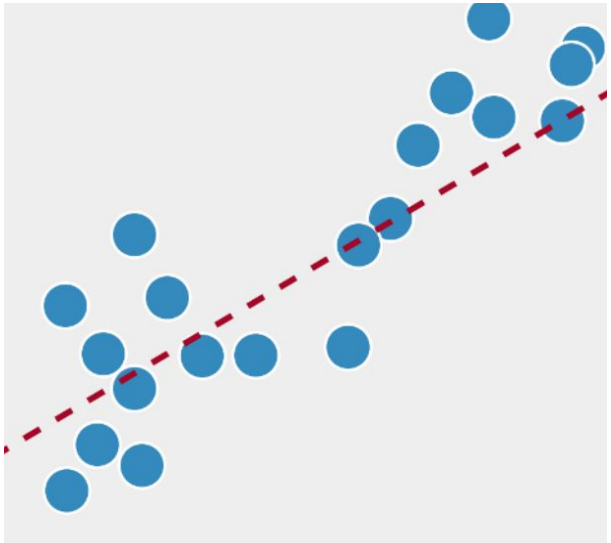


$$y(x) = <w, x> + b$$



Пример: линейная регрессия

- Ищем алгоритм a в классе линейных алгоритмов:
  $y_{\text{predicted}} = a(x) = \langle w, x \rangle - w_0$
- Настраиваем веса w, w_0 так, чтобы минимизировать MSE:
  $(y_{\text{predicted}} - y_{\text{true}})^2 \to \min$
- Итоговая задача оптимизации:
  $(\langle w, x \rangle - w_0 - y_{\text{true}})^2 \to \min$



Пример: логистическая регрессия

- Задача классификации, а не регрессии
- Предсказываем вероятности попадания в класс 1 против класса -1
- Минимизируем функцию потерь

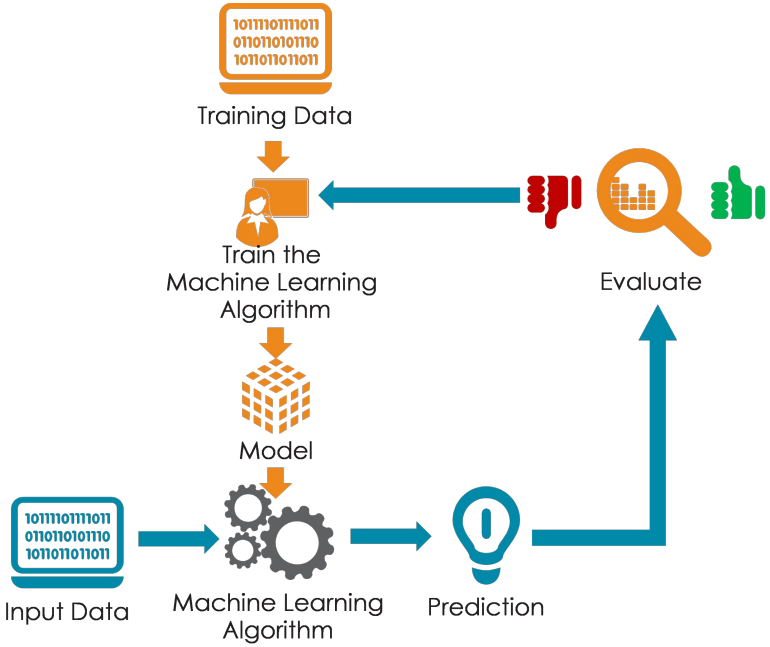
$$L(x, y_{true}) = \sum_{i=1}^{n} \ln(1 + e^{-y_{true} < w, x >}) \to \min_{w}$$

- Величина $\frac{1}{1 + e^{-<w,x>}}$ интерпретируется как вероятность попадания объекта x в класс 1
- Классификация проводится по формуле $y(x) = \text{sign}(< w, x >)$

Фреймворк машинного обучения

- Формируем матрицу “объекты-признаки” по размеченным данным
- Разбиваем данные на train и test
- Настраиваем алгоритм $a : X \to Y$ так, чтобы a приближал y на train
- Тестируем, насколько хорошо a приближает y на test

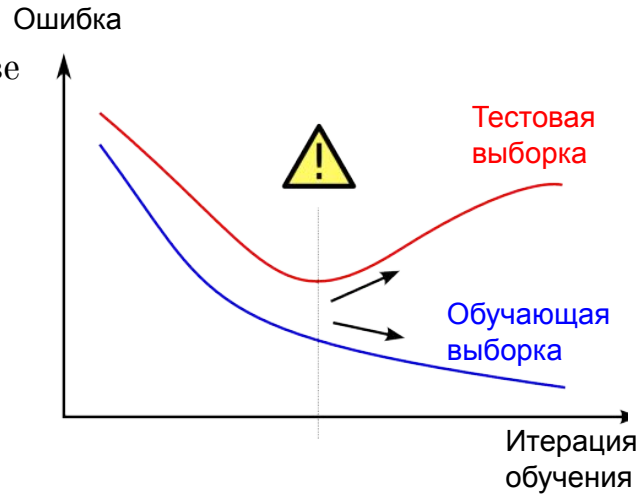
Почему train и test необходимо разделять?



фреймворк машинного обучения: medium.com

Переобучение

- Из-за чего возникает переобучение?
  - Переобучение есть всегда, когда выбор делается на основе заведомо неполной информации
  - Слишком сложная/гибкая модель может чрезмерно подстроиться под обучающую выборку и потерять способность находить нижележащие закономерности в новых данных
- Как обнаружить переобучение?
  - Разбивать данные на обучающую и тестовую выборки



Практика!