Лекция 1.
Принятие решений на основе данных

—

Юрий Яровиков

Содержание лекции

- Как машинное обучение меняет мир
- Постановка задачи машинного обучения
- Примеры
- 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
- персональная медина
- и многое другое

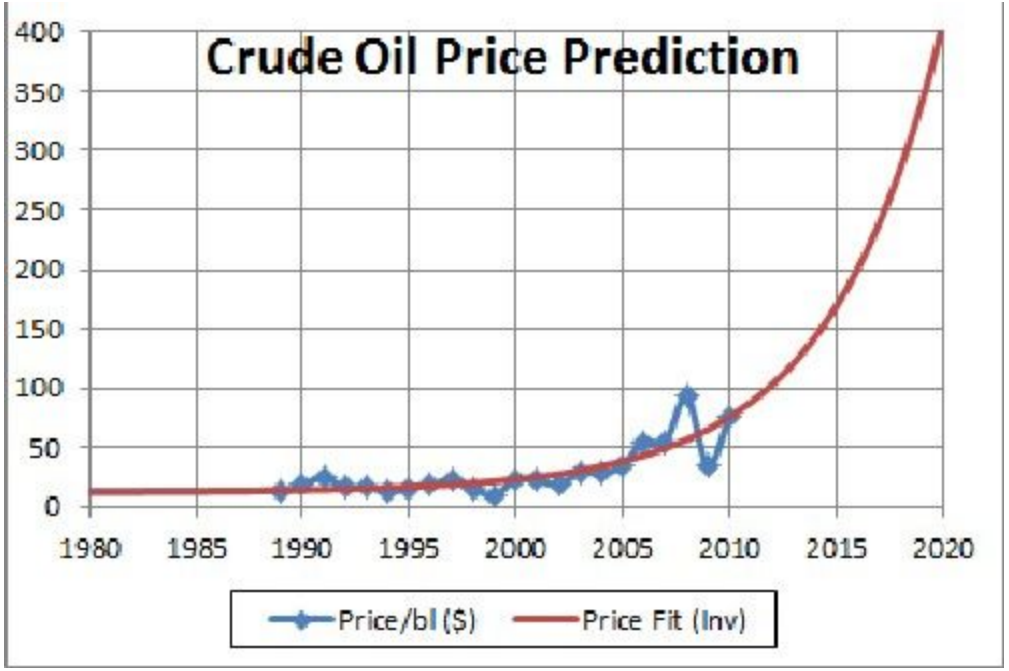
Data-driven decision making

"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."

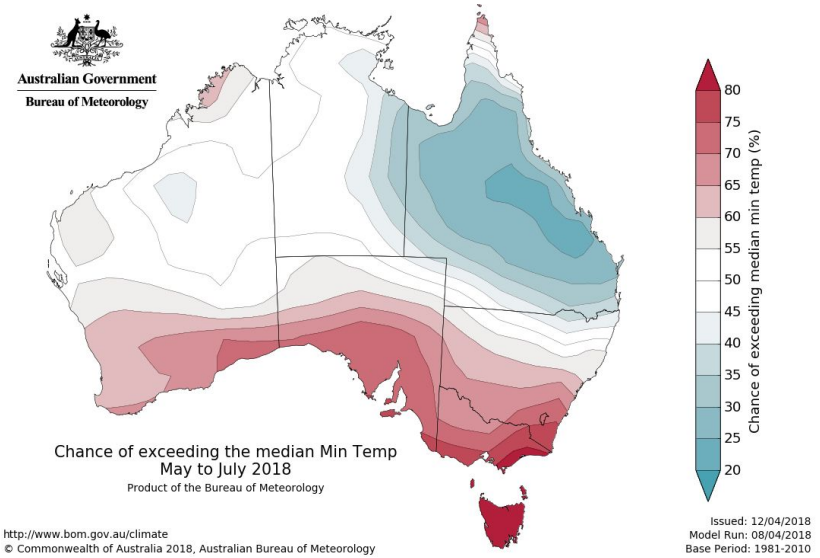
— Dan DiFilippo, Chief Analyst at PwC

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

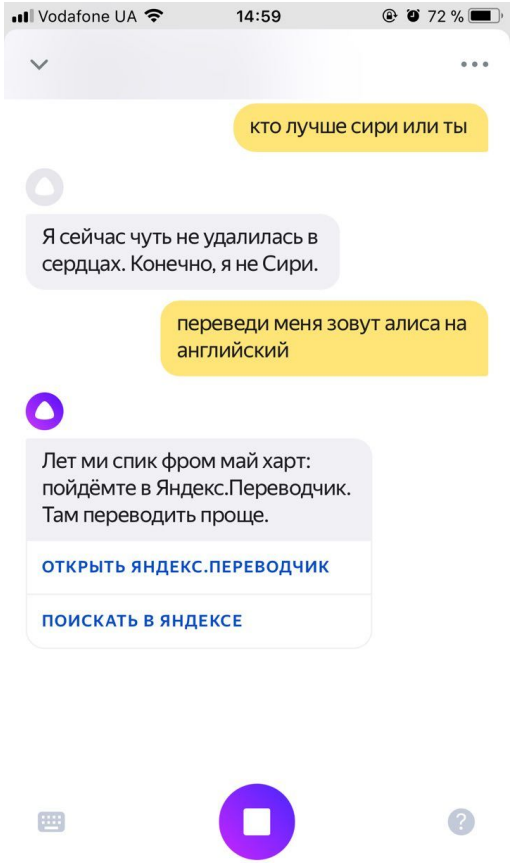
Страница

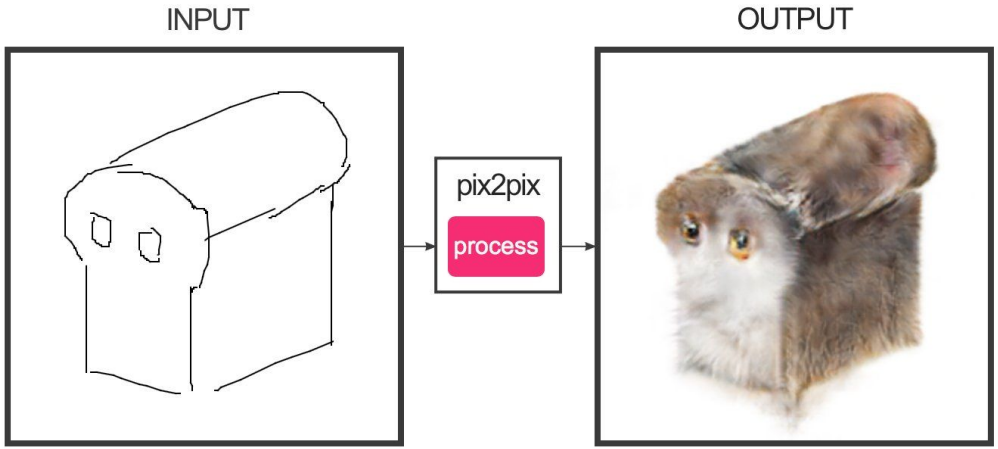
Свидание III в Москве
Событие

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**

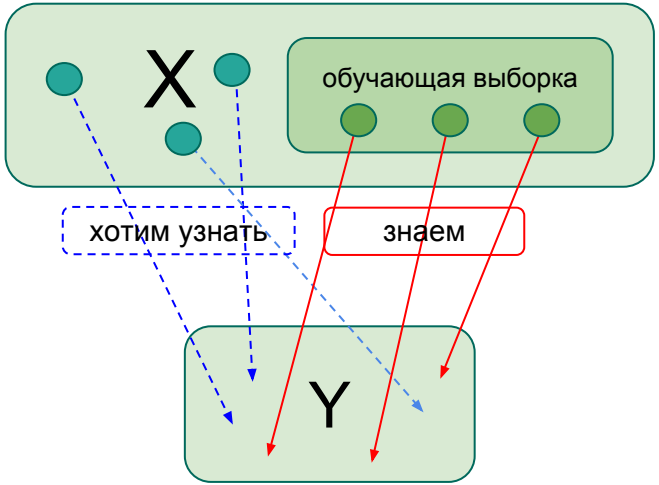
Постановка задачи машинного обучения

X — множество *объектов*

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

y: $X \to Y$ — неизвестная закономерность

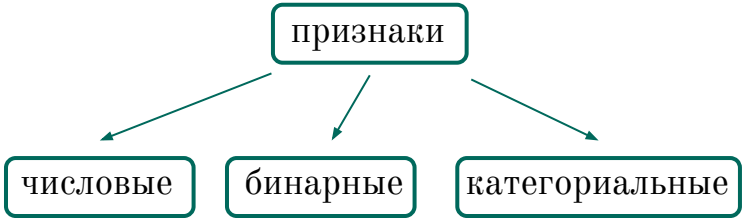
Дано: *обучающая выборка*, $\{x_1, x_2, ..., x_n\}$ — подмножество множества X
Цель: подобрать *алгоритм*, приближающий функцию $y(x)$.



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

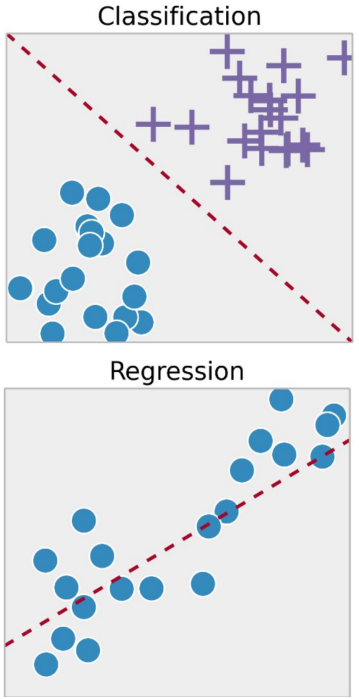
    Предсказываем класс объекта: $Y = \{\text{class}_1, \text{class}_2, ..., \text{class}_m\}$
  - Задача восстановления регресии

    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

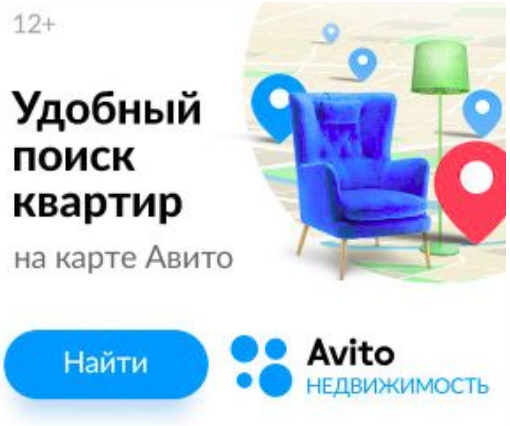
Пример: Avito Context Ad Clicking Prediction

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



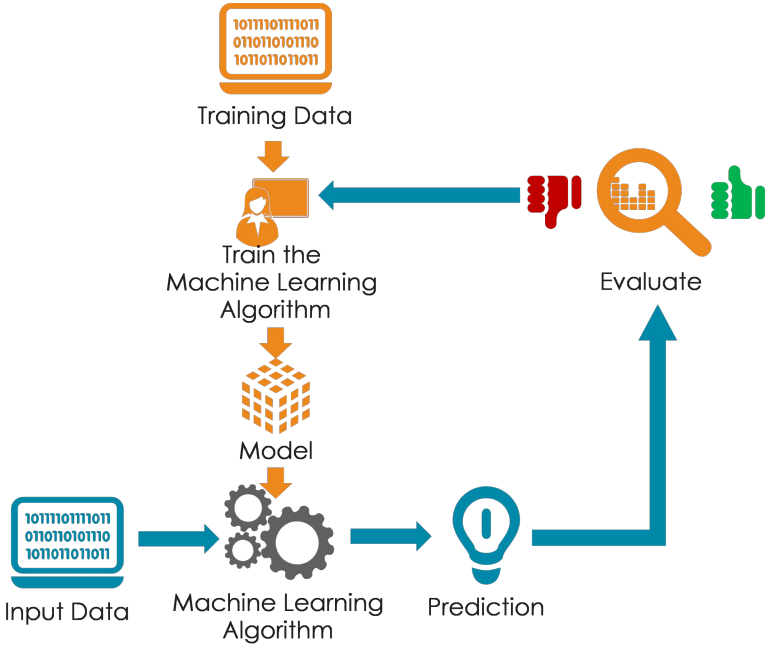
Особенности задачи:

- 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

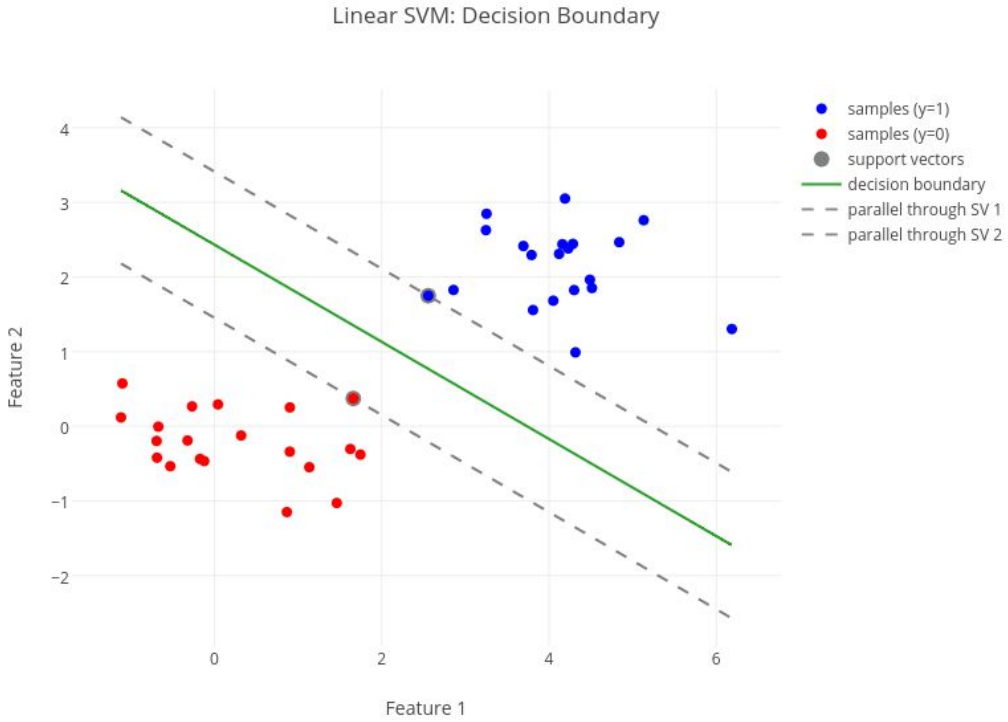
Метрики в задаче классификации

- 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 выгодно найти все объекты первого класса
- Другие метрики: ROC-AUC, logloss, F-мера

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
  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”

Пример: линейный SVM

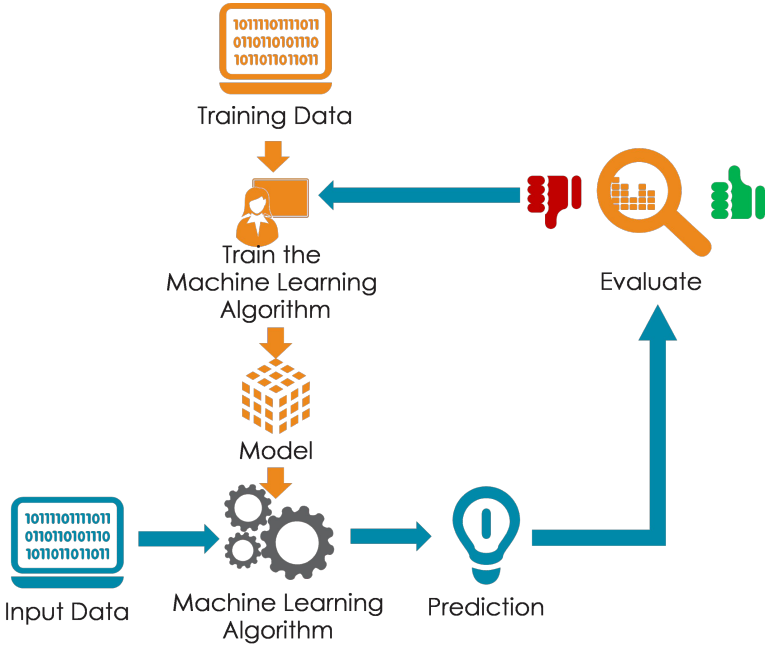


источник: florianh

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

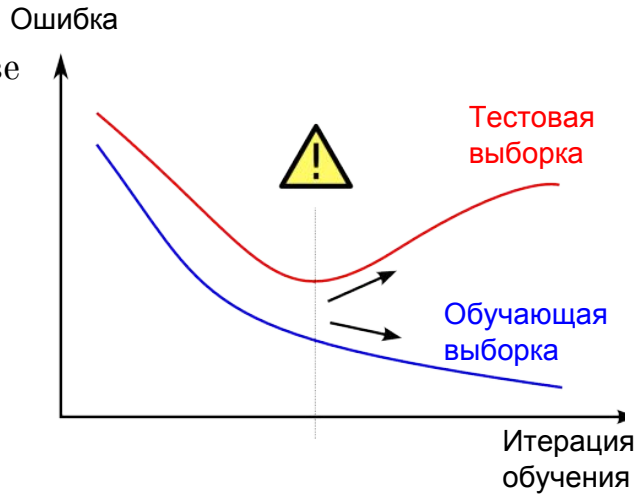
Почему train и test необходимо разделять?



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!

источник: vas3k.ru

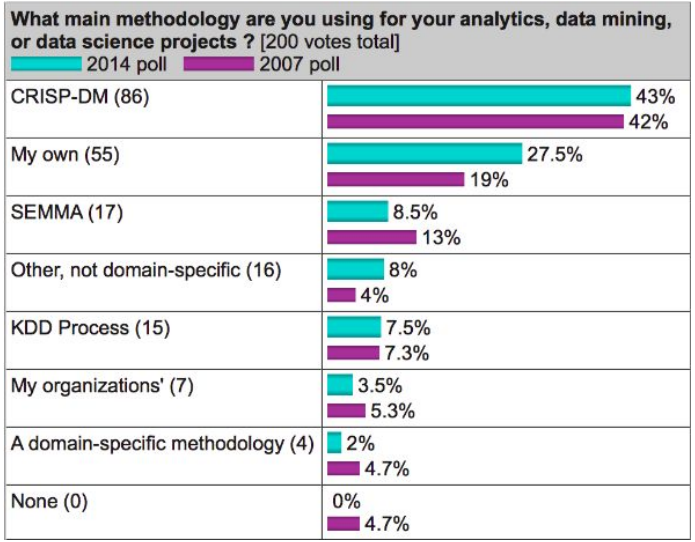
Что могут и что не могут машины

Машина может	Машина не может
Предсказывать	Создавать новое
Запоминать	Резко поумнеть
Воспроизводить	Выйти за рамки задачи
Выбирать лучшее	Убить всех людей

источник: vas3k.ru

Как автоматизировать Data Mining?

- “Хаотический” анализ данных хорош для стартапов и курсов машинного обучения
- Для достижения максимальной эффективности необходима методология работы с данными
- CRISP-DM — наиболее распространённая из них



Источник: knuggets.com

Фреймворк CRISP-DM

- CRoss Industry Standard Process for Data Mining
- Стандарт, описывающий общие процессы работы с данными
- Методология должна быть адаптирована к конкретному проекту

Фреймворк CRISP-DM: бизнес-анализ

- Определение бизнес-целей
  например: уменьшение оттока клиентов
- Оценка текущей ситуации
  ресурсы, риски, окупаемость
- Определение целей аналитики
  целевые метрики, критерии успеха
- Подготовка плана проекта
  оценка фаз проекта

Фреймворк CRISP-DM: анализ данных

- Сбор данных
  анализ источников, сбор недостающих данных
- Описание данных
  формирование БД, вычисление статистик
- Изучение данных
  исследование, выделение полезных атрибутов
- Проверка качества данных
  пропущенные значения, ошибки

Фреймворк CRISP-DM: подготовка данных

- Выборка данных
  выбор релевантных атрибутов
- Очистка данных
  восстановление значений, кодировка и пр.
- Генерация данных и признаков
  конструирование новых атрибутов
- Интеграция данных
  слияние данных нескольких источников
- Форматирование данных
  приведение к формату, пригодному для анализа

Фреймворк CRISP-DM: моделирование

- Выбор алгоритмов
  учёт специфики моделей к конкретной задаче
- Подготовка плана тестирования
  разбиение данных на train и test, CV и пр.
- Обучение моделей
  fit!
- Оценка качества моделей
  predict!

Фреймворк CRISP-DM: оценка решения

- Оценка результатов
  формулировка результата в бизнес-терминах
- Оценка процесса
  что было сделано хорошо, что можно улучшить
- Определение следующих шагов
  внедрять модель или улучшать её

Фреймворк CRISP-DM: внедрение

- План внедрения
  технический план, подготовка к эксплуатации
- Планирование мониторинга и поддержки
  отслеживание показателей, retrain
- Подготовка отчёта
  главный документ с информацией о проекте