# Лекция 1. Введение в машинное обучение

**Как строится курс**

- Курс ознакомительный
- Ориентирован на практику

План:

- Введение. Обзор основных алгоритмов
- Задачи обработки изображений
- Задачи обработки текстов
- Практики по каждой лекции - важнейшая часть курса

**Как строится курс**

Лекции будут читать:

- Владимир Борисов
- Александр Кузнецов
- Илья Лось
- Борис Филиппов

В лекциях активно использовались материалы:

- Специализации яндекса по машинному обучению (https://www.coursera.org/learn/supervised-learning/)
- Курса К. Воронцова по машинному обучению (http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%9C%D0%B0%D1%88%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D0%B5_%D0%BE%D0%B1%D1%83%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5_%28%D0%BA%D1%83%D1%80%D1%81_%D0%BB%D0%B5%D0%BA%D1%86%D0%B8%D0%B9%2C_%D0%9A.%D0%92.%D0%92%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%BD%D1%86%D0%BE%D0%B2%29)

## О чём эта лекция

- Что такое машинное обучение
- Какие бывают виды задач
- Что такое переобучение
- Разбор реальной задачи

## Что такое машинное обучение

- У термина есть много определений
- Как правило, под ним понимают извлечение закономерностей из примеров
- Применяют в задачах где трудно запрограммировать явные правила:
    - Распознать человека на фотографии
    - Рекомендация фильма на сайте

## Что такое машинное обучение

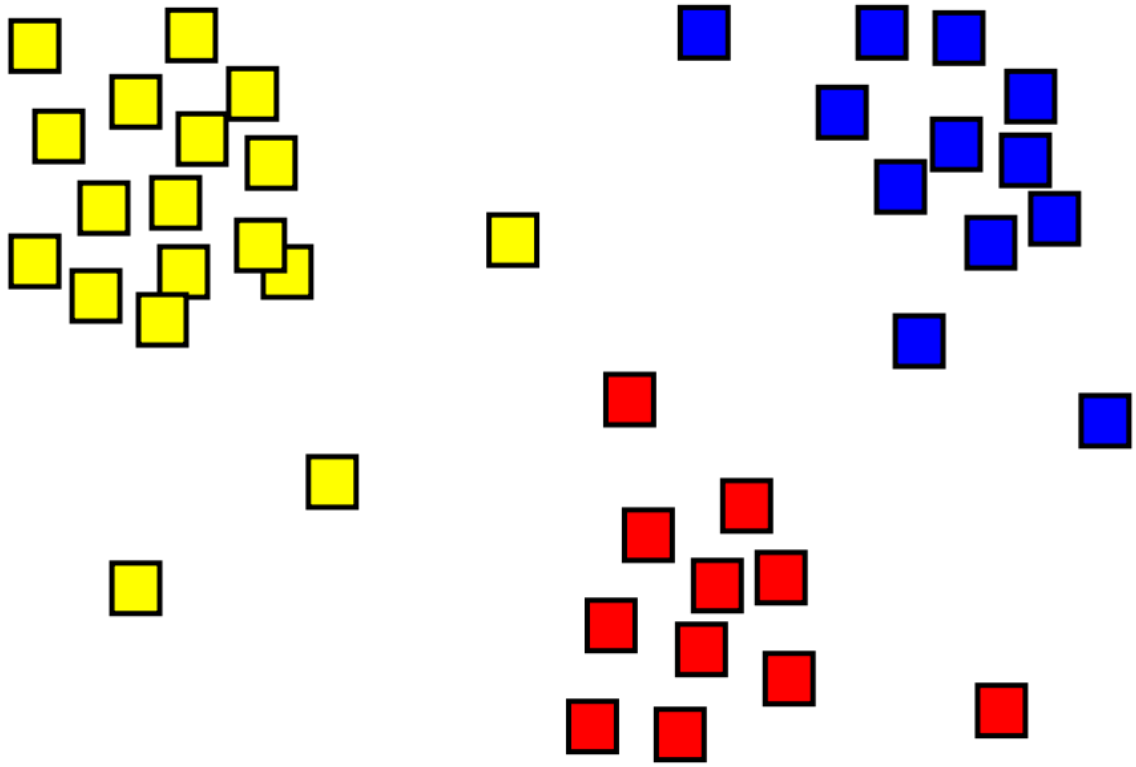
Существует много разных классов задач машинного обучения, часто упоминаемые:

- Обучение с учителем - по известным примерам и ответам (восстановление зависимости)
- Обучение без учителя - только по примерам (выделение закономерностей\структуры в данных)
- Обучение с подкреплением - когда алгоритм-агент обучается взаимодействуя с средой

Далее перечислим задачи обучения без учителя.

## Кластеризация

- Задача: найти группы похожих объектов.
- ... не зная правильных групп (ответов)



**Кластеризация**

Примеры:

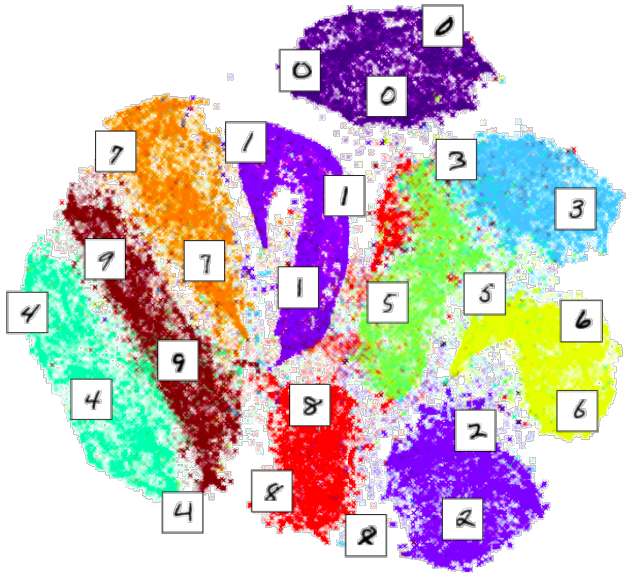
- Сегментация пользователей
- Поиск схожих пользователей

## Понижение размерности

- Задача:уменьшить количество признаков сохранив как можно больше информации.
- В случае размерности 2 или 3 получаем задачу визуализации

Пример:

- Из фотографии числа 30x30 (900 признаков) получить два числа (tSNE):



**Поиск аномалий**

- Задача: определить объект, который не похож на остальных.
- Особенность: аномалий мало или их вообще нет

Перейдем к задаче обучения с учителем.

**Формальная постановка задачи обучения с учителем**

$X$ - множество объектов

$Y$ - множество ответов

$f : X \to Y$ - неизвестная зависимость (целевая функция)

Дано:

$\{x_1, x_2, x_3, \ldots, x_l\} \subset X$ - обучающая выборка

$y_i = f(x_i), \;\; i = 1, \ldots l$ - известные ответы (может отсуствовать)

Найти:

$a : X \to Y$ - алгоритм (модель), решающую функцию, приближающую $f$ на всем множестве $X$.

**Признаки**

$x \in X$ - объект

$x = (x^1, x^2, \dots, x^d)$ - признаковое описание

$c_i \in M$ - конкретный признак, может быть разных типов

- $M = \{0, 1\}$ - бинарный
- $M$ - конечное множество - категориальный (номинальный)
- $M$ - конечное упорядоченное множество - порядковый
- $M = \mathbb{R}$ - количественный

Меняя множество ответов Y - получаем разные задачи. Рассмотрим их.

**Классификация**

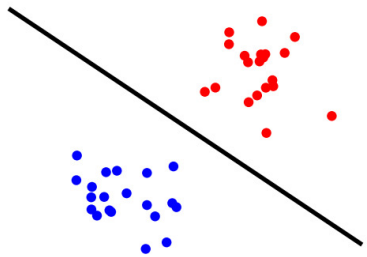
$Y = \{-1, +1\}$ - классификация на два класса (бинарная)

$Y = \{1, 2, \ldots, M\}$ - классификаци на M непересекающихся классов

$Y = \{0, 1\}^M$ - классификация на M пересекающихся классов

Примеры

- Что изображено на картинке: кошка или собака
- Какое слово из заранее известных записано в аудиофайле
- Какие теги (из заранее известного множества) сопоставить картинке



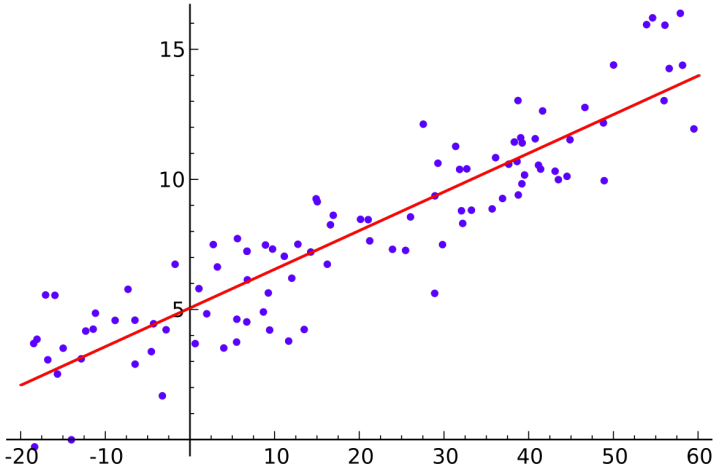
## Регрессия

$Y = \mathbb{R}$

$Y = \mathbb{R}^m$

Примеры

- Какую ставить цену продажи для квартиры
- Прогноз погоды: температура, ветер, давление
- Предсказание спроса на товар в магазине



**Ранжирование**

Y - конечное упорядоченное множество.

Целевая функция $f$ упорядочивает объекты из $X$.

Примеры:

- Как упорядочить поисковую выдачу?
- Какие фильмы рекомендовать посетителю?

**Вопрос**

Нужно определить является ли данный прибор бракованным по его характеристикам

- К какой из задач это можно свести?

**Модель**

Модель это семейство функций $A = \{g(x, \theta) \mid \theta \in \Theta\}$. $\theta$ называют параметрами модели. При конкретном $\theta$ получаем фиксированную функцию $g(x)$.

Построение фиксированной функции $g$ по заданной обучающей выборке - это обучающий алгоритм (метод обучения). Обычно обучающий алгоритм тоже имеет параметры (например, скорость обучения) - их называют гиперпараметрами.

Пример

- Линейная модель $a(x, w) = sign(w_0 + w_1 x^1 + w_2 x^2 + \ldots + w_d x^d)$
- w - параметры модели

**Виды моделей**

На практике используется большое количество разных типов моделей:

- линейные модели (линейная, логистическая регрессия)
- метрические (метод ближайших соседей)
- модели на основе решающих деревьев (случайный лес, бустинг)
- вероятностные модели
    - наивный байесовский классификатор
    - графические модели
    - марковские цепи
    - ...
- нейронные сети
- ...

Для разных задач хорошо себя показывают разные типы моделей (про это есть также теоретическй результат - no free lunch theorem).

**Эмпирический риск**

$L(x, a)$ - функция потерь: значение ошибки алгоритма $a \in A$ на примере $x \in X$.

Эмпирический риск: $Q(a, B)$ - ошибка алгоритма $a \in A$ на выборке $B \subset X$.

Синонимы: функционал ошибки, ошибка алгоритма на выборке.

$$Q(a, B) = \sum_{x \in B} L(x, a)$$

**Эмпирический риск**

Для классификации:

- доля неправильных ответов

Для регрессии:

- $Q(a, B) = \frac{1}{N} \sum\limits_{i=1}^{N} \mid a(x_i) - y_i \mid$ - средняя абсолютная ошибка (MAE)
- $Q(a, B) = \frac{1}{N} \sum\limits_{i=1}^{N} (a(x_i) - y_i)^2$ - средняя квадратичная ошибка (MSE)

**Метод минимизации эмпирического риска**

Метод (принцип) минимизации эмпирического риска - искать тот алгоритм, который дает минимум $Q(a, B)$ на данной выборке.

Это главный принцип, используемый в машинном обучении - он сводит задачу обучения к задаче оптимизации.

Пример: метод наименьших квадратов.

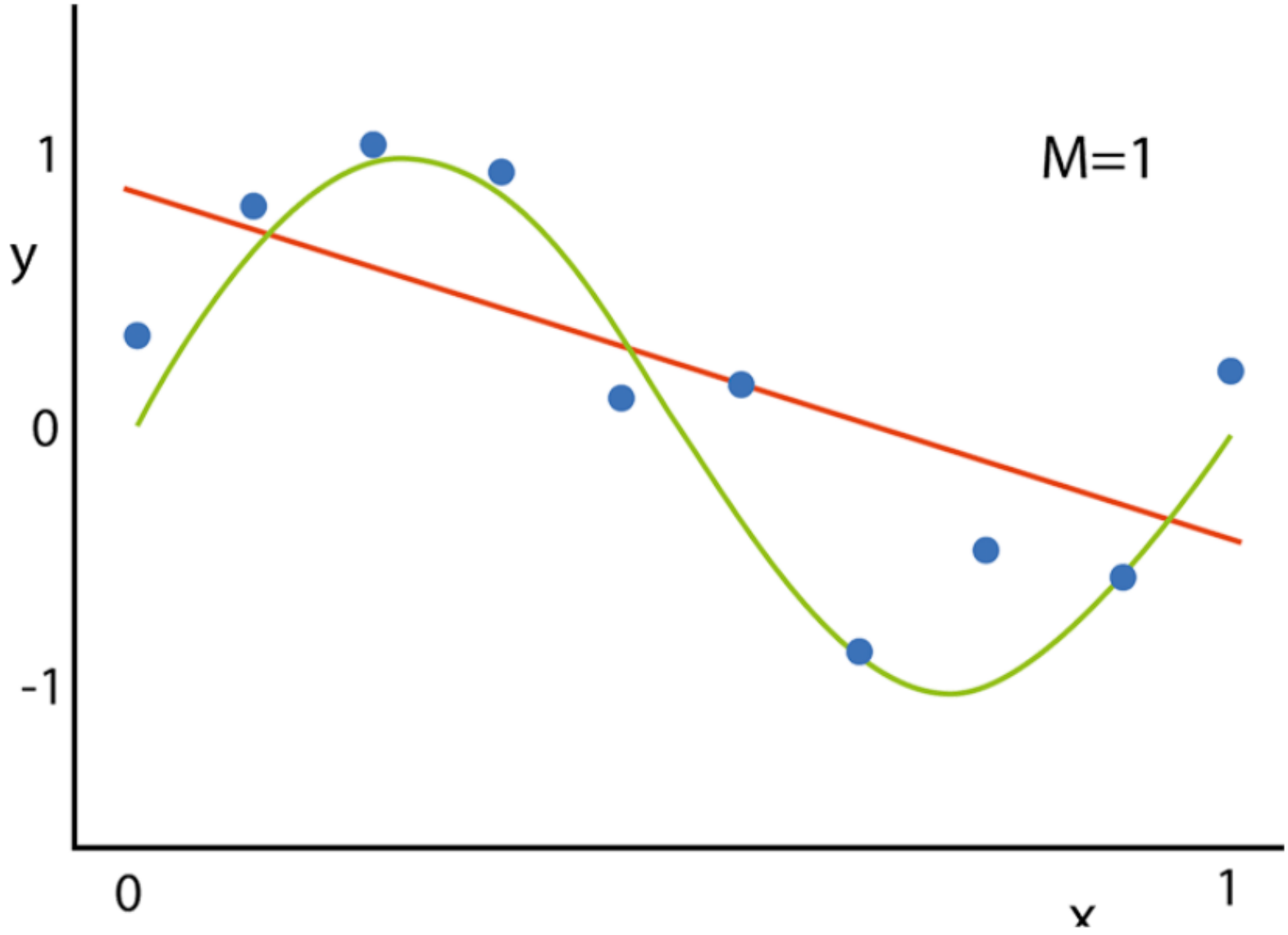
**Проблема обобщающей способности**

Будет-ли алгоритм с маленькой ошибкой на множестве $B$ давать маленькую ошибку на всем множестве $X$?

Приблизит-ли он реальную закономерность или просто переобучится на множество $B$?

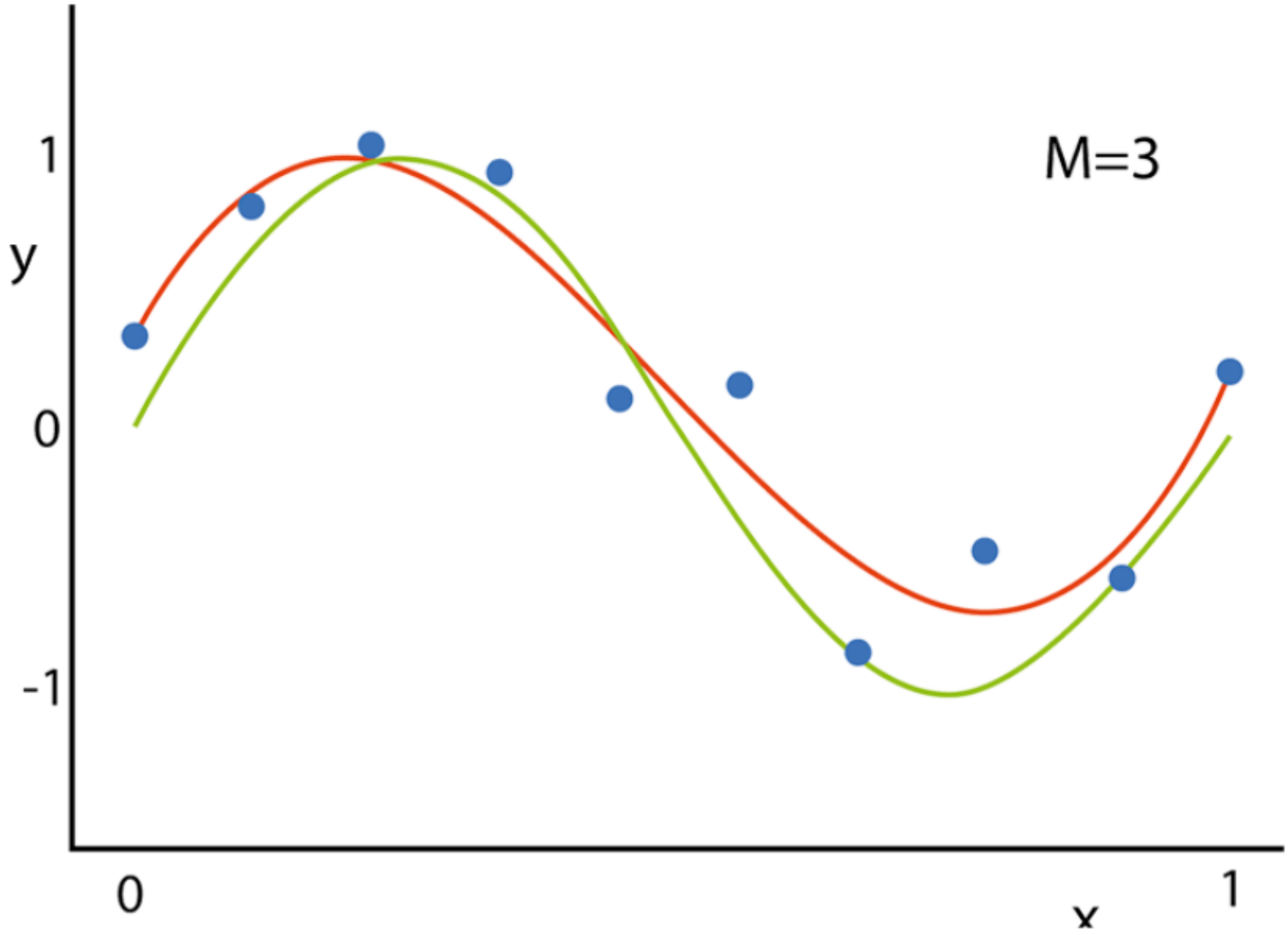
**Недообучение**

$g(x) = w_0 + w_1 x$



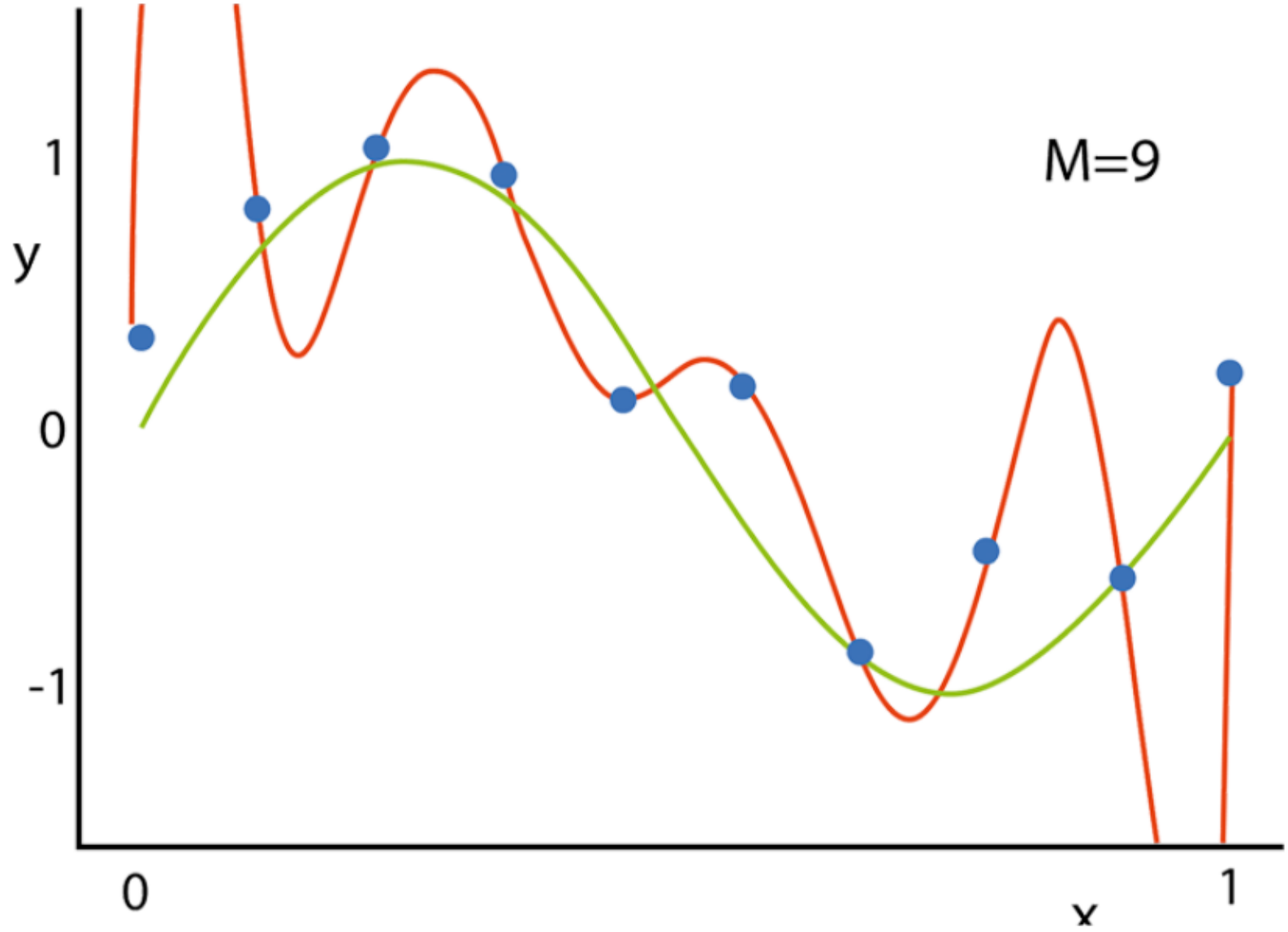
**Хороший результат**

$$g(x) = w_0 + w_1 x + w_2 x^2 + w_3 x^3$$



**Переобучение**

$$g(x) = w_0 + w_1 x + w_2 x^2 + \ldots + w_9 x^9$$



**Переобучение**

Переобучение есть всегда

- обучающая выборка конечна и не полна
- достоверно отличить случайные флуктуации от закономерностей на ней нельзя

*Но*, также:

- чрезмерная сложность модели (по количеству параметров, выразительной способности) поощряет подгонку под обучающее множество

**Вопрос**

Можно-ли оценить переобучение по работе модели на обучающей выборке?

### Как обнаружить переобучение

Чтобы оценить переобучение мало обучающей выборки - нужны дополнительные данные. Способы:

- Разбиение выборки на две - обучающую и тестовую (hold-out set)
- Кросс-валидация

## Обучающая, валидационная и тестовые выборки

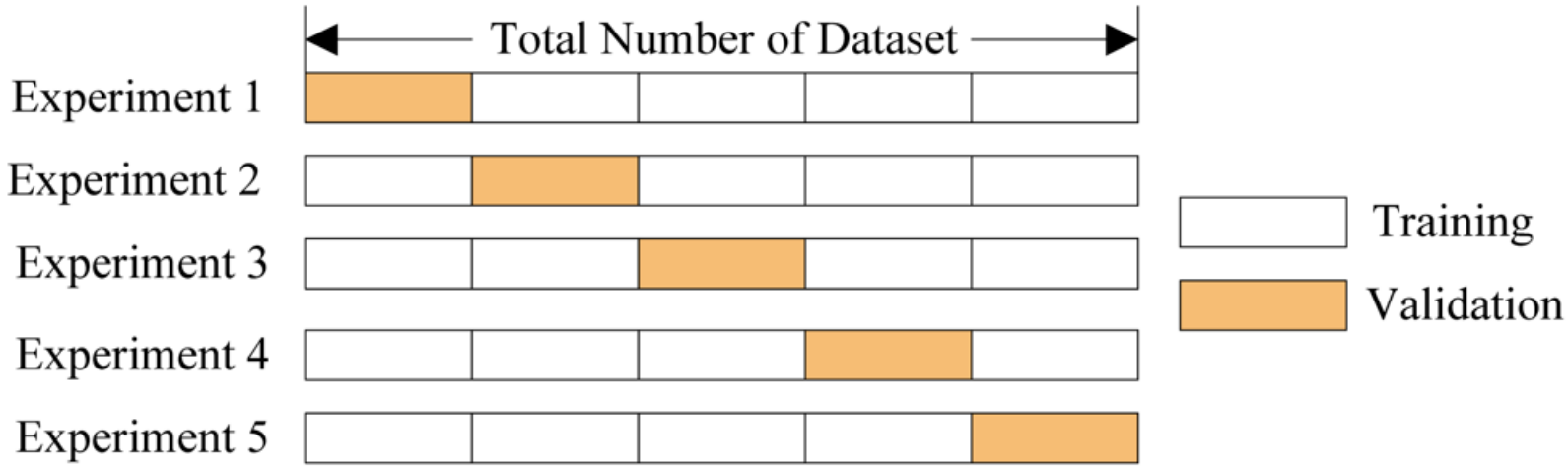
- На практике вместо разбиения на две, обычно разбивают на три выборки:
    - обучающая - используется чтобы обучить алгоритм
    - валидационная - для подбора гиперпараметров
    - тестовая - для итоговой оценки качества и обнаружения переобучения

  Часто встречающиеся разбиения: 60/20/20.

**Кросс-валидация**

Обучение набора моделей и их оценка на различных подмножествах обучающей выборки

Пример: K-fold кросс-валидация

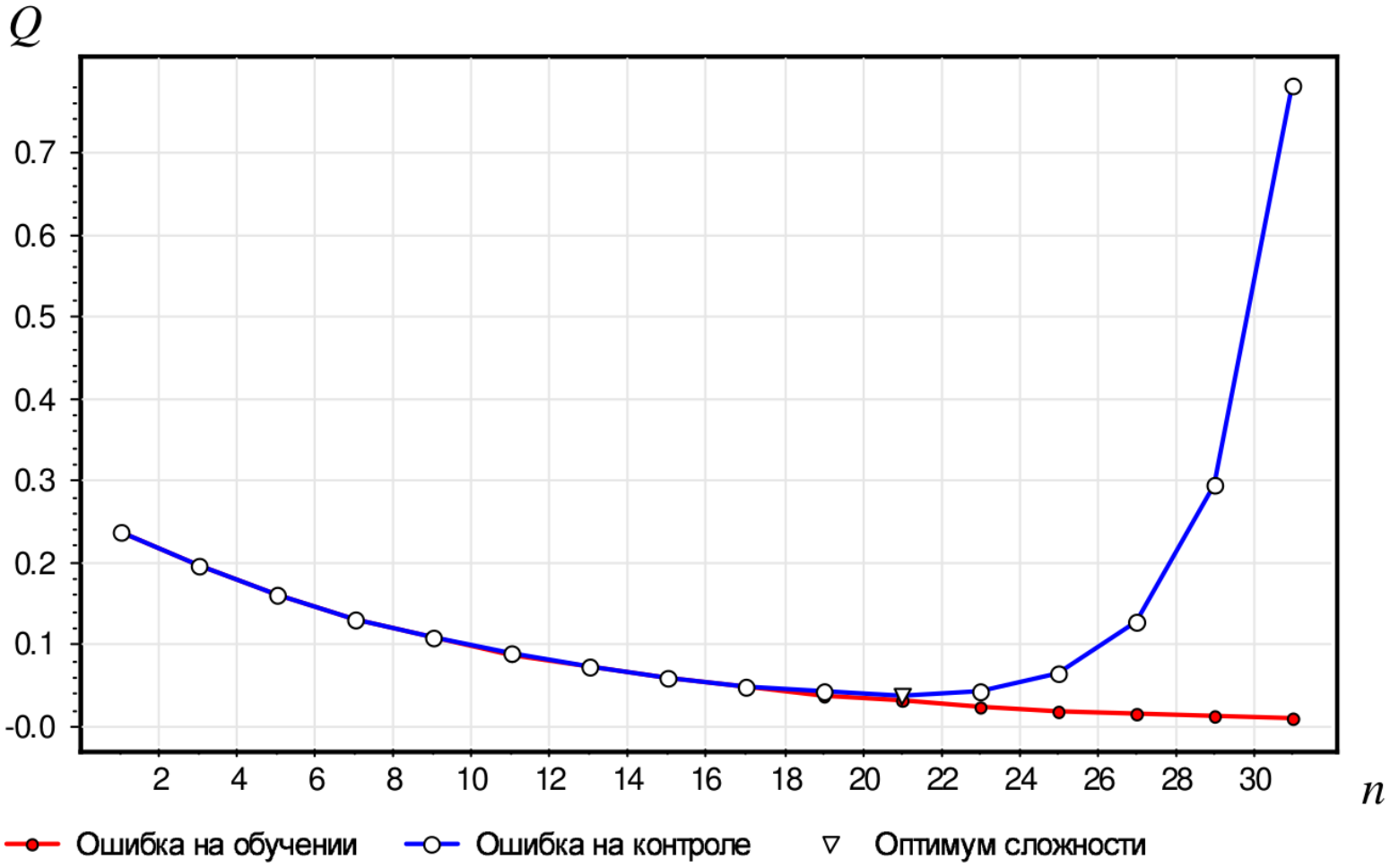


## Как бороться с переобучением

- Уменьшать мощность модели (как семейства функций $A = \{g|\theta \in \Theta\}$):
    - выбрать более простую модель (другими словами более простой класс функций)
    - Ограничить параметры модели - это называется регуляризацией
    - Использовать валидационное множество/кросс-валидацию для настройки параметров регуляризации и гиперпараметров
- Увеличить обучающую выборку
- Строить ансамбли алгоритмов

## Обучающая, валидационная и тестовые выборки

На практике часто используется т.н. early stopping - во время обучения смотрят на ошибку модели на валидационном множестве и останавливают его когда ошибка растет несколько итераций подряд



# Задача: Кошка или собака?

**Задача: Кошка или собака?**

Дано: 25 000 изображений собак и кошек (фото собак и кошек приблизительно равное число).

Найти: Для данной фотографии сказать - на ней кошка или собака.

Вопрос: Какая это задача?

Вопрос: каким образом будем разбивать выборку?

**Задача: Кошка или собака?**

Решаем задачу классификации.

Разобъем выборку в соотношении 60/20/20 на train, validation и test.

Классификатор: логистическая регрессия

Представление признаков:

1. Преобразуем изображения к черно-белому.
2. уменьшим изображения до размера 100x100 и возьмем вектор пикселей как вектор признаков.

Вопросы:

Как будем настраивать гиперпараметры классификатора?

Как оценим качество модели (её обобщающую способность)?

**Заключение**

Общий вид процесса (пайплайна) обучения модели

1. Подготовить данные
2. Разделить обучающую выборку на train, validation и test
3. Подобрать гиперпараметры тренируя модель на train и оценивая качество на validation.
4. Обучить модель на train и validation.
5. Оценить качество модели на test.

Вместо пары множеств train и validation можно использовать кросс-валидацию.

**Практика**

Есть 3 задачи на практику.

Есть ограниченное число (сейчас порядка 6) тем проектов.

Можно взять проект, если сдал всю практику. Проект - на два порядка сложнее чем практика.

Проект требует постоянной работы в течении семестра (и еженедельной консультации с преподавателем).

Пожалуйста не берите проект, если не планируете его закончить и консультироваться еженедельно по задачам.

Сданный проект == автомат.

Лекции (и задачи на практику) можно посмотреть тут: https://github.com/frenzykryger/ssu_ds_course (https://github.com/frenzykryger/ssu_ds_course)