

Основные понятия машинного обучения

Елена Кантонистова

План лекции



- Основные понятия машинного обучения
- Типы задач
- Обучение модели
- Оценка качества модели
- Полный цикл проекта по анализу данных
- Введение в NLP
- Классические модели классификации и регрессии

1. Основные понятия машинного обучения

Пример: задача скоринга

- Пусть по характеристикам клиента (пол, возраст, средний доход, рейтинг кредитной истории и так далее) мы хотим предсказать, **вернёт клиент кредит или не вернёт**.



Пример: задача скоринга



- **Целевая переменная (target)**, то есть величина, которую хотим предсказать - это число (например, 1 - если человек вернет кредит, и 0 иначе).
- Характеристики клиента, а именно, его пол, возраст, доход и так далее, называются **признаками (features)**.
- Сами же клиенты - сущности, с которыми мы работаем в этой задаче - называются **объектами (objects)**.

Обучение алгоритма



- На **этапе обучения** происходит анализ большого количества данных, для которых у нас имеются правильные ответы (например, клиенты, про которых мы знаем – вернули они кредит или нет; пациенты и их анализы, где про каждого пациента мы знаем, болен он или здоров и так далее).

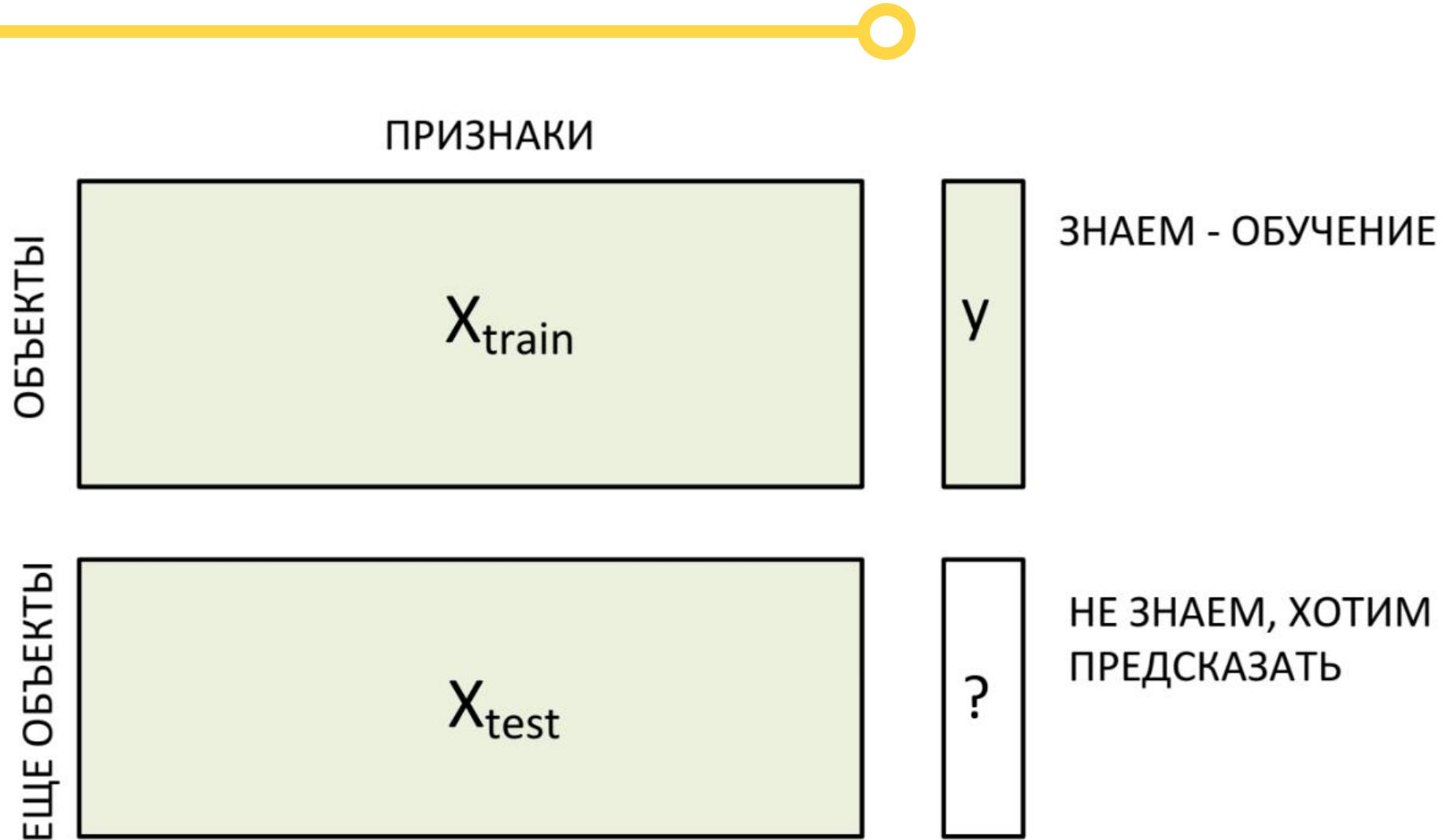


- Модель машинного обучения изучает эти данные и старается научиться делать предсказания таким образом, чтобы для каждого объекта предсказывать как можно более точный ответ. Все данные с известными ответами называются **обучающей выборкой**.

Применение алгоритма

- **На этапе применения** готовая (уже обученная) модель применяется для того, чтобы получить ответ на новых данных. Например, у нас есть подробная информация о клиентах, и мы применяем модель, чтобы она предсказала, кто из них вернет кредит, а кто нет.

Этапы машинного обучения



2. Типы задач в ML



Типы задач в ML



Что такое задача классификации?

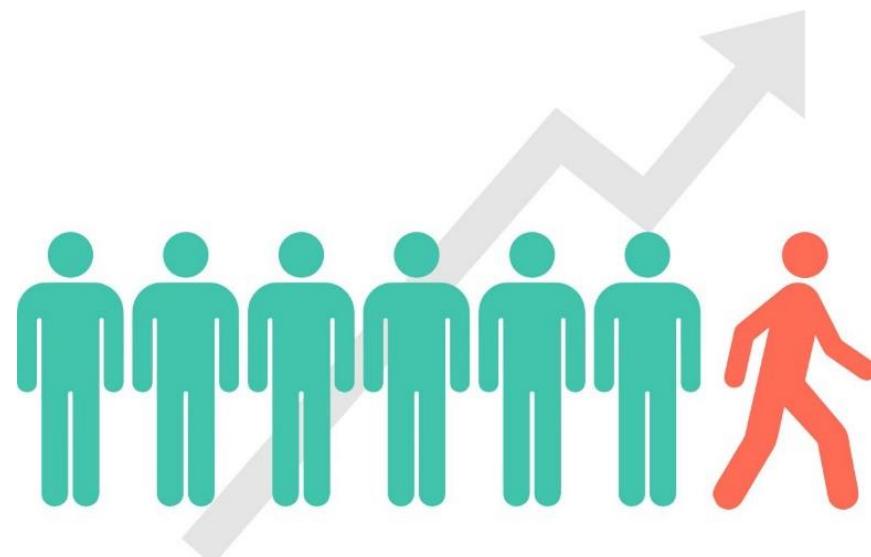
Что такое задача регрессии?

Типы задач в ML: Классификация

- В задачах **классификации** целевая переменная - это класс объекта. То есть в задачах классификации ответ может быть одним из конечного числа классов.

Примеры:

- пол клиента (мужчина или женщина)
- уйдет клиент из компании или нет
- вернет человек кредит или нет
- болен пациент или здоров и т. д.



Примеры задач классификации



- Задачи медицинской диагностики (пациент здоров или болен)
- Задачи кредитного scoringа (выдаст банк кредит данному клиенту или нет)
- Задача предсказания оттока клиентов (уйдет клиент в следующем месяце или нет)
- Предсказание поведения пользователя (кликнет пользователь по данному баннеру или нет)
- Классификация изображений (на изображении кошка или собака)

Типы задач в ML: Регрессия

В задачах **регрессии** целевая переменная может принимать бесконечно много значений. Например, прибыль фирмы может быть любым числом (как очень большим, так и очень маленьким) - даже отрицательным или нецелым.



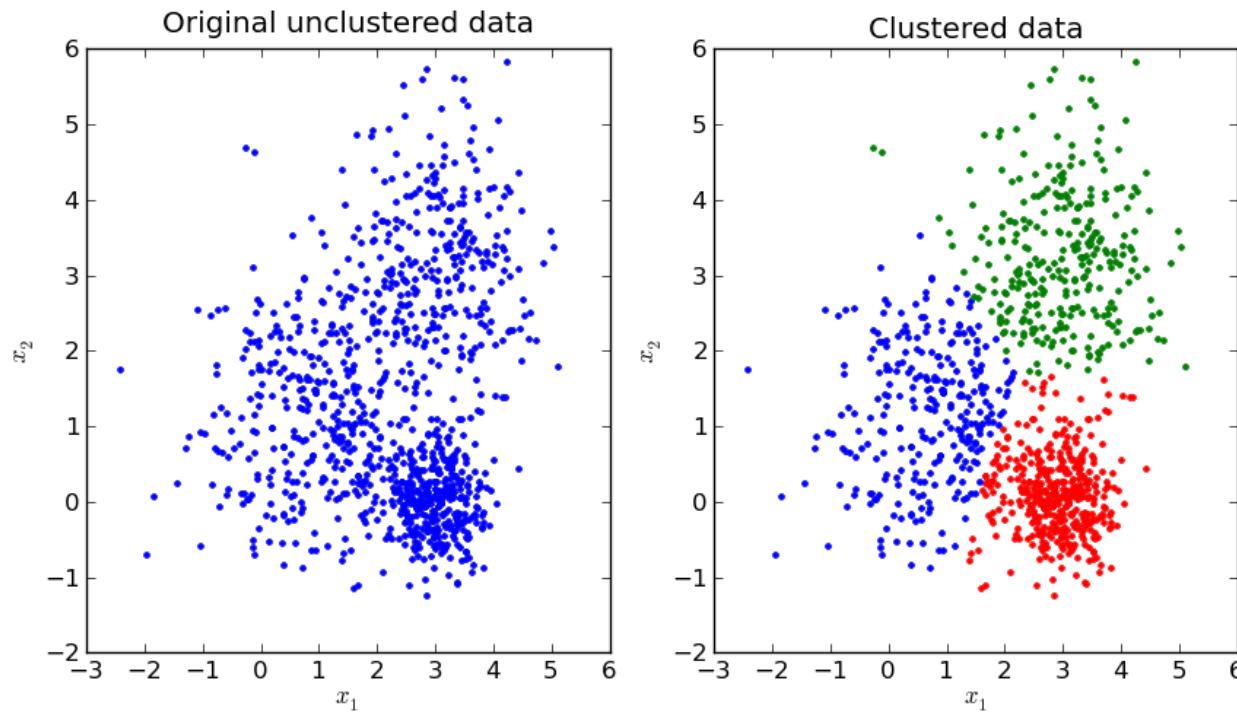
Примеры задач регрессии

- Предсказание стоимости недвижимости (стоимость квартиры в Москве)
- Предсказание прибыли ресторана
- Предсказание поведения временного ряда в будущем (стоимость акций)
- Предсказание зарплаты выпускника вуза по его оценкам

Типы задач в ML: кластеризация



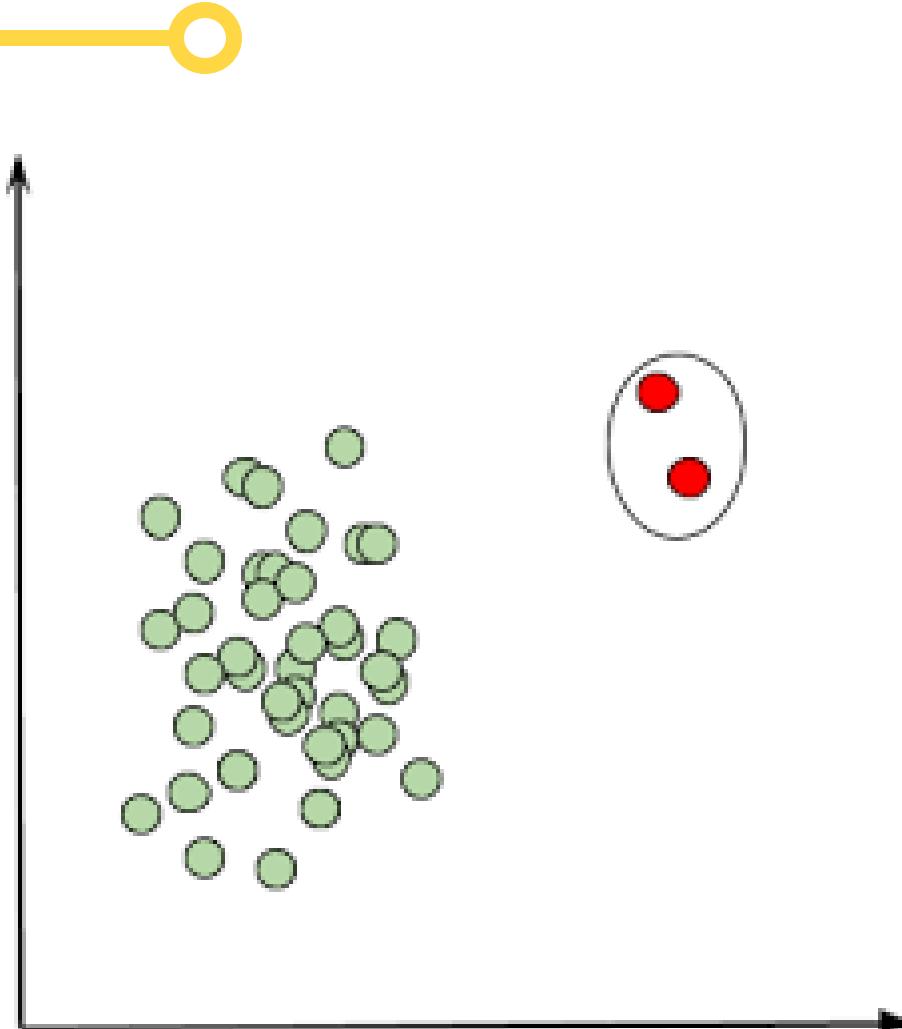
Кластеризация – задача разделения объектов на группы, при этом где целевые переменные для объектов неизвестны (или не существуют). Разделение происходит только на основе признаковых описаний объектов.



Другие типы задач в ML

- Ранжирование
- Рекомендации
- Снижение размерности
- Поиск аномалий
- Генерация
- Визуализация

И другие.



Типы задач машинного обучения

- Если нам известны значения целевой переменной, то есть алгоритм обучается так, чтобы правильно предсказывать целевую переменную – это **обучение с учителем**. Сюда относят классификацию, регрессию и ранжирование.
- Если нам неизвестны значения целевой переменной или целевая переменная вообще отсутствует, то есть алгоритм обучается только по признакам объектов, то это **обучение без учителя**. Примерами обучения с учителем являются кластеризация, понижение размерности и др.



3. Обучение модели



Обучение алгоритма

Предположим, что мы хотим предсказать *стоимость дома* у по его *площади (x_1)* и *количество комнат (x_2)*.



Обучение алгоритма



Предположим, что мы хотим предсказать *стоимость дома* у по его *площади (x_1)* и *количество комнат (x_2)*.

Как правило, алгоритм $a(x)$ выбирают из некоторого семейства алгоритмов A .



Обучение алгоритма



Предположим, что мы хотим предсказать *стоимость дома* у по его *площади (x_1)* и *количество комнат (x_2)*.

Как правило, алгоритм $a(x)$ выбирают из некоторого семейства алгоритмов A .

Используем линейную модель для предсказания стоимости. Она будет выглядеть так:
 $a(x) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2$,

где w_0, w_1, w_2 -

параметры модели (веса).



Обучение алгоритма



Предположим, что мы хотим предсказать *стоимость дома* у по его *площади (x_1)* и *количество комнат (x_2)*.

Как правило, алгоритм $a(x)$ выбирают из некоторого семейства алгоритмов A .

Используем линейную модель для предсказания стоимости. Она будет выглядеть так:
 $a(x) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2$,

где w_0, w_1, w_2 -

параметры модели (веса).

Общий вид линейных моделей:

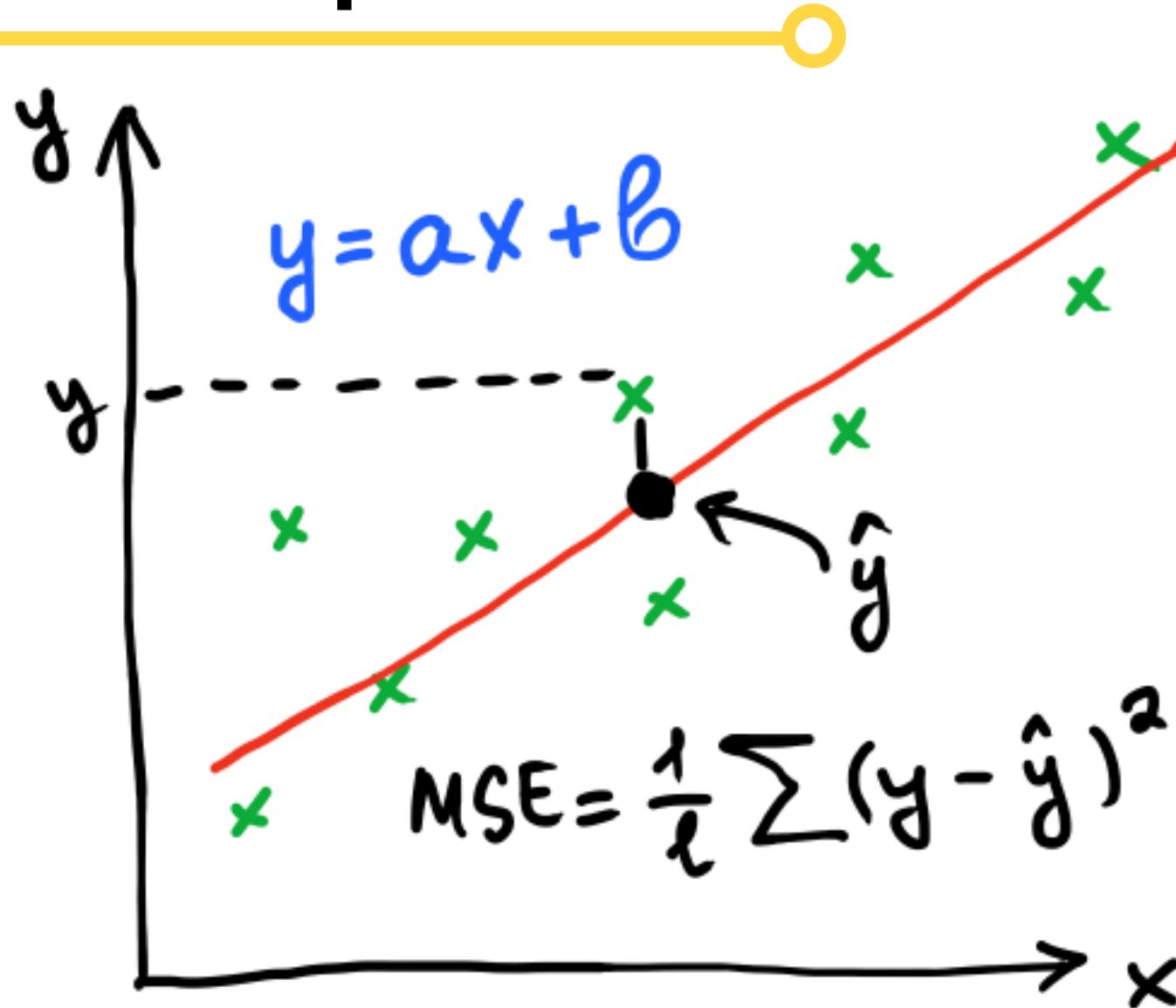
$$A = \{a(x) = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_dx_d | w_0, w_1, \dots, w_d \in \mathbb{R}\}$$



Обучение алгоритма



Обучение алгоритма



Функционал ошибки



Как измерить ошибку алгоритма на всех объектах выборки?

Функционал ошибки – функционал, измеряющий качество работы алгоритма.

Пример (среднеквадратичная ошибка, MSE):

$$Q(a, X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (a(x_i) - y_i)^2$$

X – объекты, l – количество объектов

a – алгоритм, $a(x_i)$ – ответ алгоритма на объекте x_i

y_i - истинные ответы

Функционал ошибки

Функционал ошибки – функционал, измеряющий качество работы алгоритма.

Пример (среднеквадратичная ошибка, MSE):

$$Q(a, X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (a(x_i) - y_i)^2 \rightarrow \min$$

X – объекты, l – количество объектов

a – алгоритм, $a(x_i)$ – ответ алгоритма на объекте x_i

y_i – истинные ответы

При обучении алгоритма мы минимизируем функционал ошибки.

Обучение алгоритма

Пример (семейство линейных моделей):

$$A = \{a(x) = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_dx_d \mid w_0, w_1, \dots, w_d \in \mathbb{R}\}$$

Функционал ошибки:

$$Q(a, X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (a(x_i) - y_i)^2$$

Функционал ошибки для линейной модели стоимости дома:

$$Q(a, X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 - y_i)^2$$

Обучение алгоритма

Параметры w_0, w_1, w_2 подбираются так, чтобы на них достигался минимум функции потерь (на обучающей выборке):

Функционал ошибки для линейной модели стоимости дома:

$$Q(a, X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 - y_i)^2 \rightarrow \min_{w_0, w_1, w_2}$$

Обучение алгоритма



Процесс поиска оптимального алгоритма (оптимального набора параметров или *весов*) называется **обучением**.

4. Оценка качества модели

4. Оценка качества модели

Чем отличается функция потерь от метрики качества?

Оценка качества модели

- В задачах машинного обучения для оценки качества моделей и сравнения различных алгоритмов используются ***метрики качества***
- Метрики отличаются от функций потерь своей целью – они должны быть понятными и интерпретируемыми, отражать интересующие нас показатели качества модели

Метрики качества



В задачах машинного обучения для оценки качества моделей и сравнения различных алгоритмов используются **метрики качества**.

Примеры:

- Корень из среднеквадратичной ошибки – для регрессии

$$RMSE(a, X) = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (a(x_i) - y_i)^2}$$

Метрики качества



В задачах машинного обучения для оценки качества моделей и сравнения различных алгоритмов используются *метрики качества*.

Примеры:

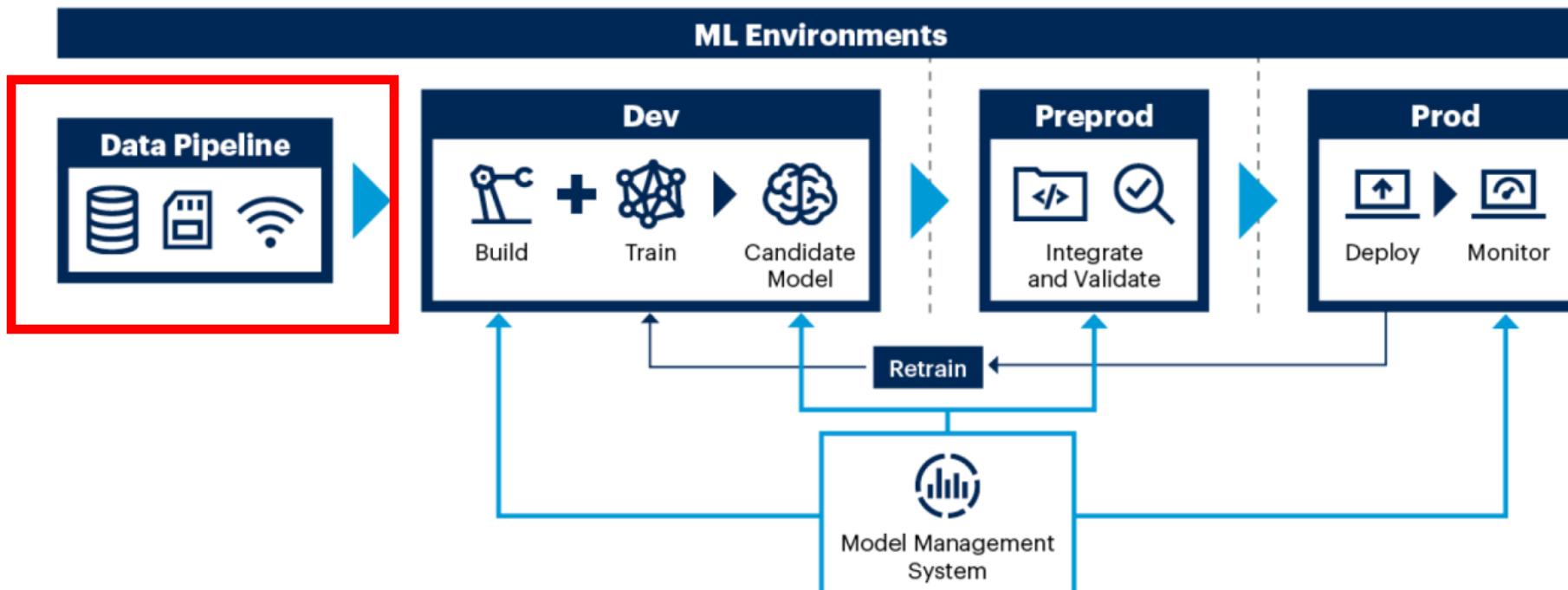
- Корень из среднеквадратичной ошибки – для регрессии
- **Доля правильных ответов** – для классификации

$$accuracy(a, X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [a(x_i) = y_i]$$

5. Цикл проекта по машинному обучению

Анализ данных

Typical ML Pipeline



Source: Gartner

718951_C

Анализ данных

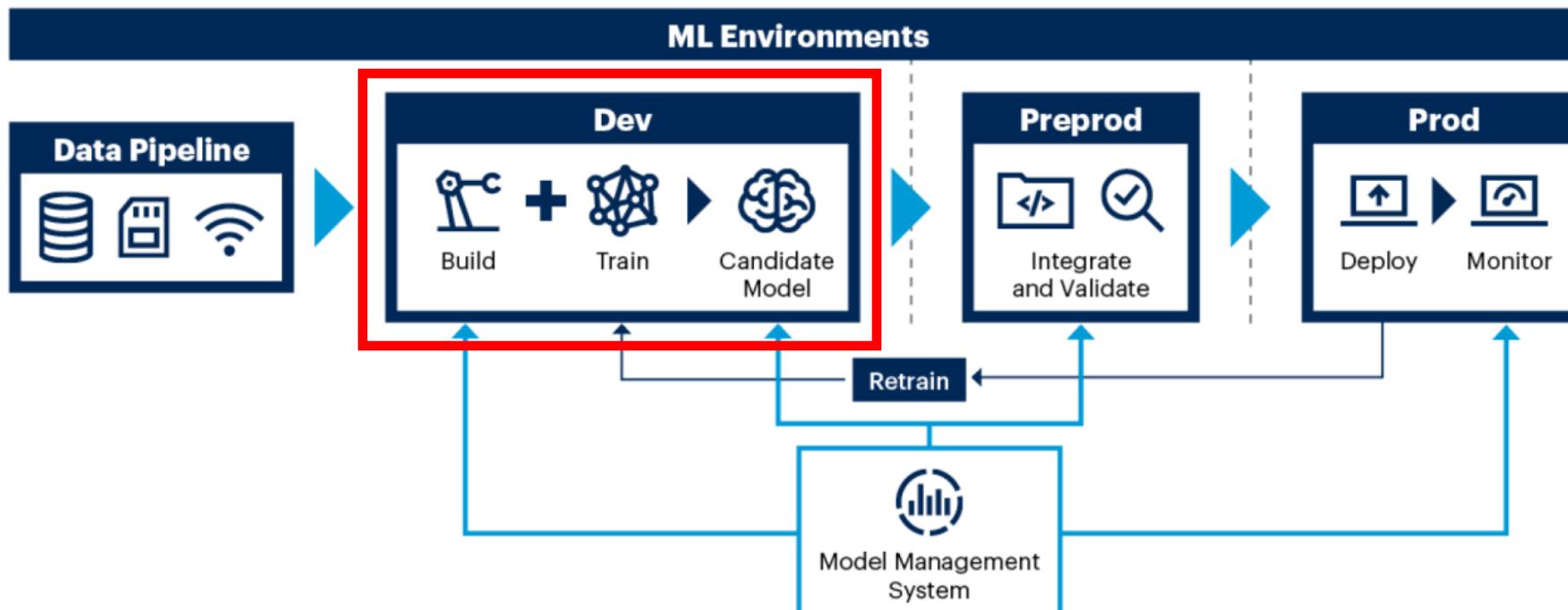


1. *Сбор данных:* в каких источниках хранятся данные? Есть ли к ним доступы?
2. *Обработка данных:*
 - Проверка качества данных
 - Очистка данных
 - Feature engineering
 - Агрегация данных
3. *Загрузка данных в хранилище*
4. *Автоматизация процесса сбора, обработки и загрузки данных*

Обучение и валидация модели



Typical ML Pipeline



Source: Gartner

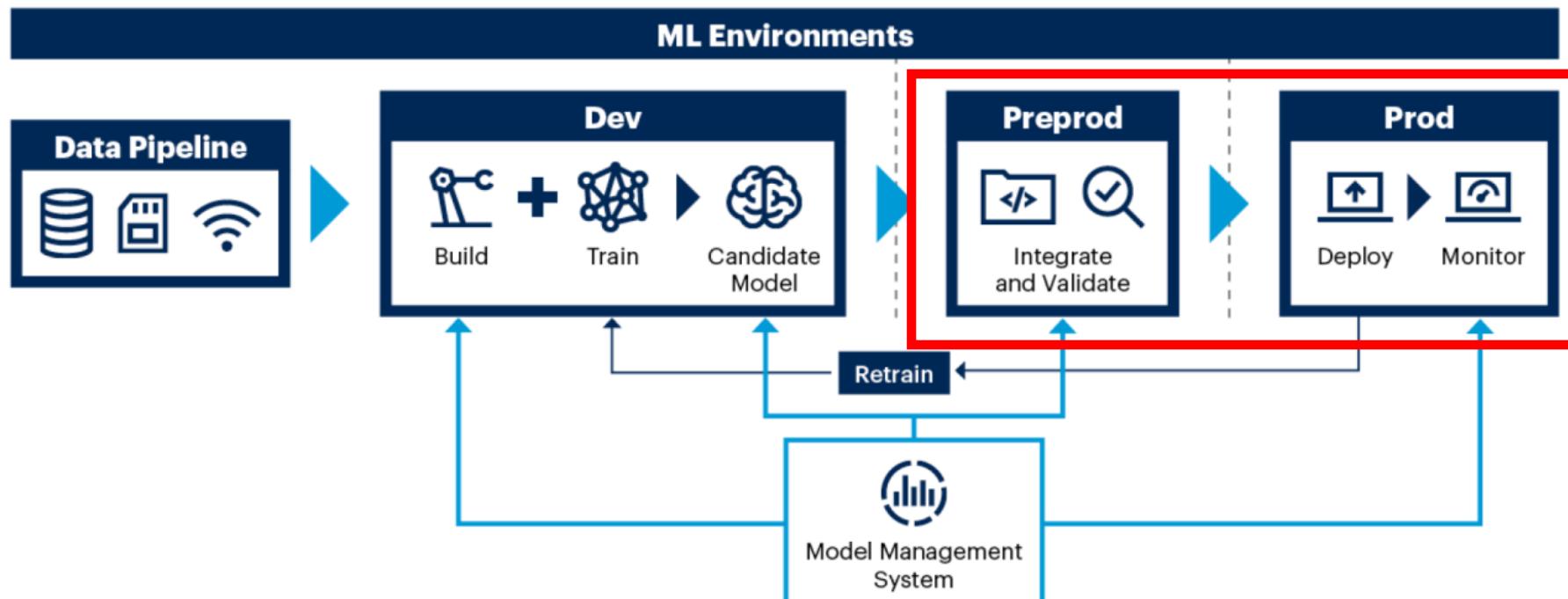
718951_C

Обучение и валидация модели

1. Выбор модели (линейные модели, деревья, бустинги, нейронные сети)
2. Обучение модели
3. Валидация модели (оценка качества модели на тестовых данных)
4. Подбор гиперпараметров модели
5. Выбор наилучшей модели

Внедрение модели в production

Typical ML Pipeline



Source: Gartner

718951_C

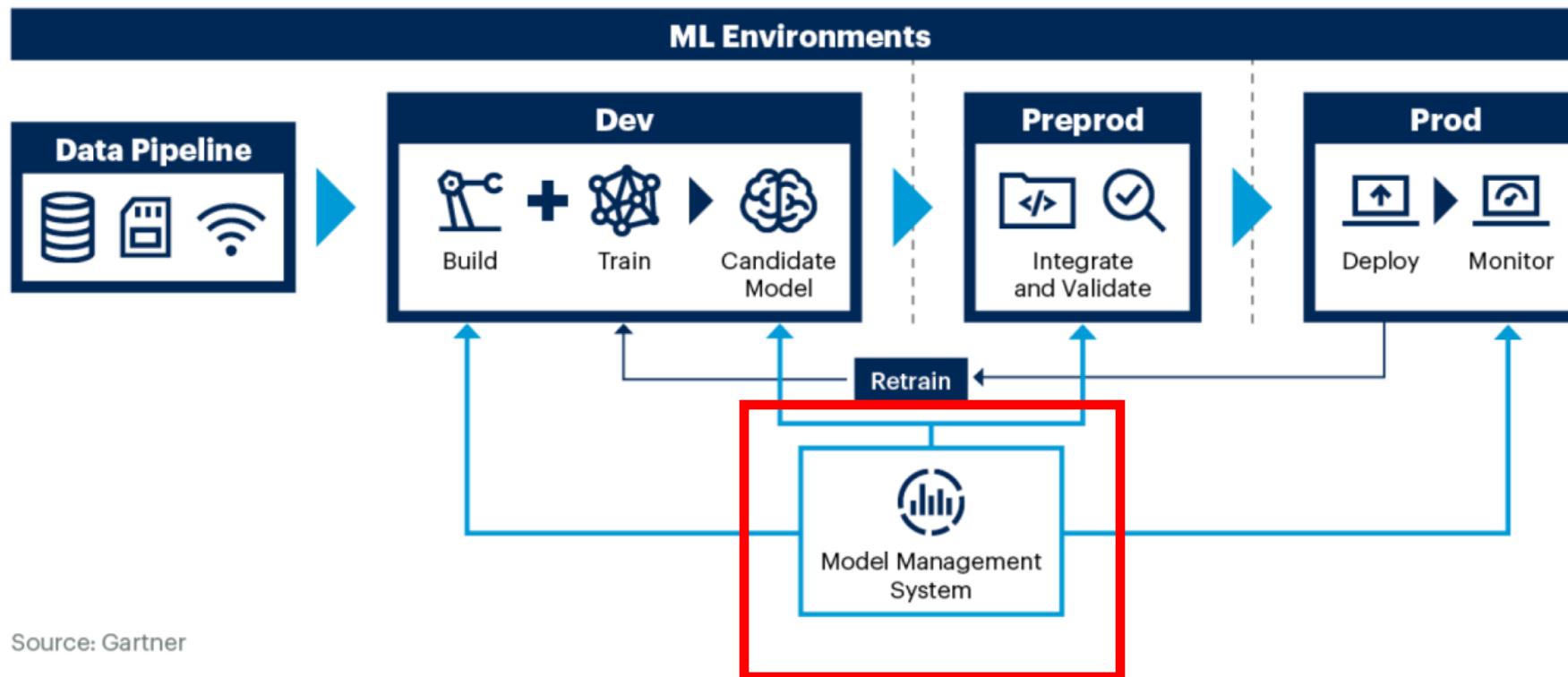
Внедрение модели в production

Варианты внедрения:

- Сервис (*Streamlit, FastApi и другие*)
- *Telegram-бот*
- *Внедрение модели как компонента большого бизнес-процесса*

Оркестрация пайплайна и мониторинг

Typical ML Pipeline



Source: Gartner

718951_C

Квиз



Квиз: вопрос 1



Пусть мы решаем задачу определения вида животного на фотографии.

Что в этой задаче является **целевой переменной?**

- a) Одна фотография
- b) Вид животного (кошка, тигр, собака...)
- c) Наличие ушей на фотографии, количество лап, цвет шерсти
- d) Невозможно определить

Квиз: вопрос 2



К какому типу относится задача определения тональности отзыва на фильм: положительный или отрицательный отзыв?

- a) Классификация
- b) Регрессия
- c) Кластеризация
- d) Невозможно определить

Квиз: вопрос 3



Пусть мы решаем задачу регрессии при помощи линейной регрессии, и формула для предсказания ответа имеет вид:

$$a(x) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$$

Сколько весов в данной модели?

- a) 3
- b) 4
- c) 7
- d) Мало данных

Квиз: вопрос 4



Вы вычислили некоторую метрику, и результат оказался 5400 кг^2 . Что это могла быть за метрика?
Выберите один ответ.

- a) MSE
- b) RMSE (корень из MSE)
- c) Accuracy
- d) Ни один вариант не подходит