# Принципы активного обучения

Иванова Елизавета

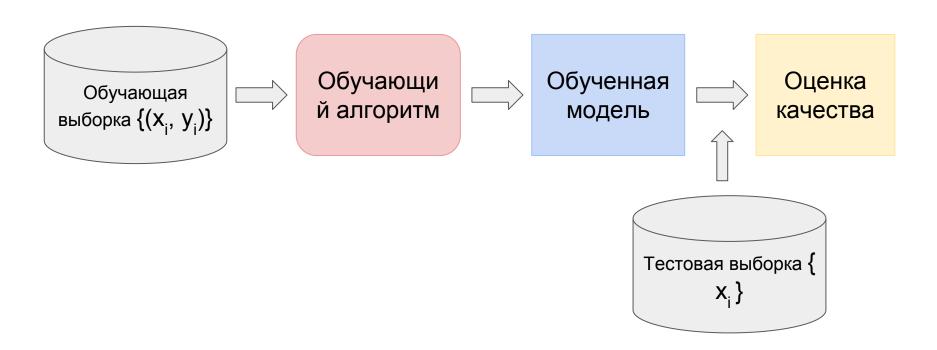
#### Стандартные задачи машинного обучения

- Обучение с учителем (supervised learning) регрессия, классификация.
- Обучение без учителя (unsupervised learning) кластеризация, редукция размерности.

### Задача обучения с учителем

- Х множество объектов;
- Y подмножество ℝ или конечное множество классов;
- L =  $\{(x_1, y_1), ... (x_n, y_n)\} \subset X \times Y$  обучающая выборка;
- t: X → Y целевая зависимость;
- Нужно построить а: X → Y по L, приближающую t.

# Обучение с учителем



#### Проблема

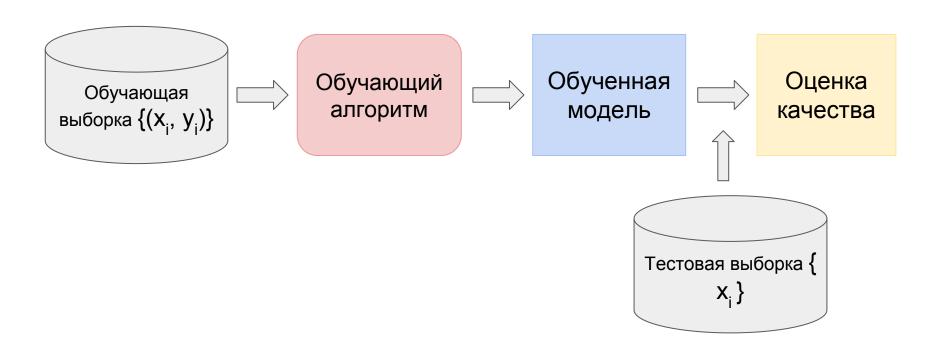
- Рассмотрим задачу классификации документов (изображений etc).
- В реальной жизни составить выборку из документов достаточно просто, а вот разметить их дорого и затратно по времени.

#### Проблема

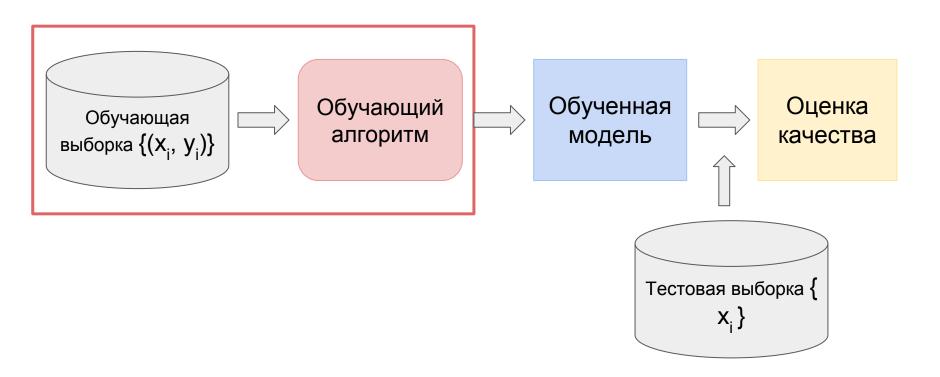
- Рассмотрим задачу классификации документов (изображений etc).
- В реальной жизни составить выборку из документов достаточно просто, а вот разметить их дорого и затратно по времени.

Будем тщательно выбирать данные, которые хотим разметить.

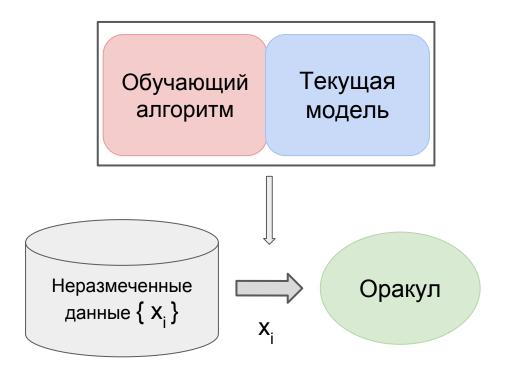
# Обучение с учителем



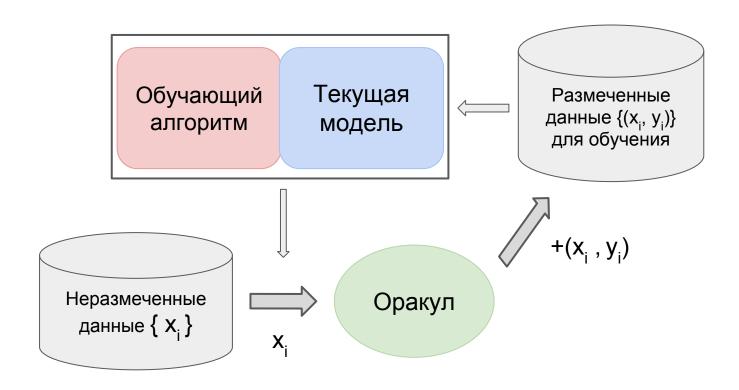
# Обучение с учителем



# Активное обучение (active learning)



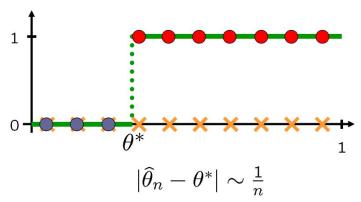
# Активное обучение (active learning)



### Пример

Задача линейного разделения:

- $g(x, \theta) = \mathbb{I}_{x > \theta}(x), x \in [0, 1], \theta \in [0, 1]$
- Нужно оценить  $\theta$

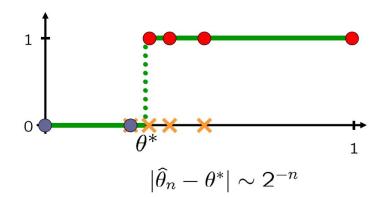


**Стандартный подход**: L =  $\{ i/n \}_{i=1..n-1}$  - находим решение за O(n) измерений.

# Пример

Задача линейного разделения:

- $g(x, \theta) = \mathbb{I}_{x > \theta}(x), x \in [0, 1], \theta \in [0, 1]$
- Нужно оценить  $\theta$



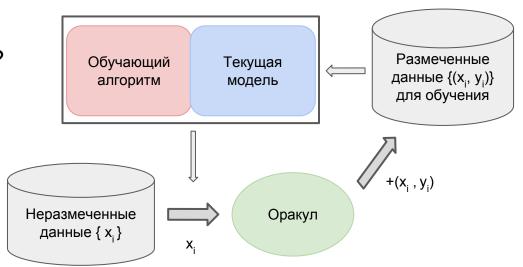
**Двоичный поиск**: O(log n) измерений.

#### Типы активного обучения

- Выбор объекта из коллекции (pool-based sampling)
- Выбор объекта из потока (stream-based selective sampling)
- Генерация запросов (query synthesis)

### Естественные вопросы

- Как выбирать начальное множество { x<sub>i</sub> } для первой итерации обучения модели?
- Как выбирать следующий объект для разметки?



#### Выбор начального множества

- Равномерно из неразмеченных данных.
- Исходя из задачи. Например, для задач классификации предварительно сделать кластеризацию и взять центры кластеров.

#### Выбор следующего объекта

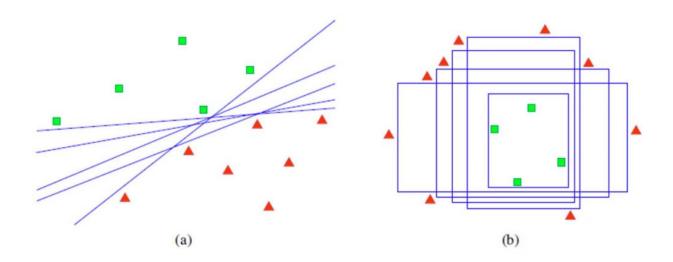
- Выбор по степени неуверенности (uncertainty sampling)
- Отбор комитетом (query by committee)
- Ожидаемое влияние на модель (expected model change)
- Ожидаемое уменьшение ошибки (expected error reduction)

# Выбор по степени неуверенности

- U множество неразмеченных х;
- В задаче бинарной классификации  $x^* = \operatorname{argmin}_{x \in U} | P_{\theta}(y|x) 0.5 |;$
- В задаче мультиклассификации  $\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathsf{U}} \varphi_{\theta}(\mathbf{x})$ :
  - $\phi_{\theta}(x) = 1 P_{\theta}(y^*|x), y^* = y^*(x) наиболее вероятный класс для x;$
  - $\circ$   $\varphi_{\theta}(x) = P_{\theta}(y_{2}^{*}|x) P_{\theta}(y_{1}^{*}|x), y_{i}^{*} = y_{i}^{*}(x) i$ -й вероятный класс для x;
  - $\circ \quad \varphi_{\theta}(\mathbf{x}) = -\operatorname{sum}_{\mathbf{v} \in \mathbf{Y}} \, \mathsf{P}_{\theta}(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \, \mathsf{log} \, \mathsf{P}_{\theta}(\mathbf{y}|\mathbf{x}).$

# Отбор комитетом

•  $C_L = \{\theta_1, \dots, \theta_m\}$  - комитет моделей, обученных на одном и том же множестве  $L \subset X \times Y$ .



#### Отбор комитетом

- V(y, x) = |{θ ∈ C: y<sub>θ</sub>(x) = y}| количество моделей из комитета C, выбравших y;
- $P^*(y|x) = V(y, x) / |C|;$
- $\varphi_{\theta}(x) = \operatorname{sum}_{y \in Y} P^*(y|x) \log P^*(y|x)$  энтропия голосующей вероятности;
- $x^* = argmax_{x \in U} \varphi_{\theta}(x)$  следующая точка.

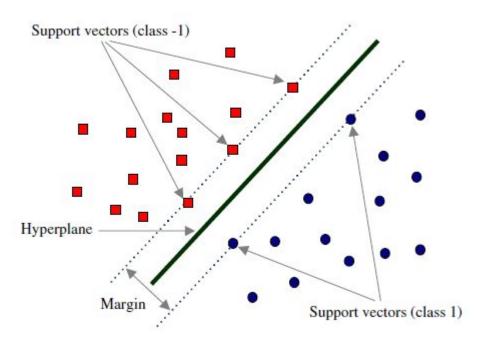
#### Ожидаемое влияние на модель

- U множество размеченных х;
- $\nabla l_{\theta}(\mathsf{L})$  градиент функционала обучения;
- $\varphi_{\theta}(x) = \sup_{y \in Y} P_{\theta}(y|x) || \nabla l_{\theta}(L \cup (x, y)) ||;$
- $\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathbf{U}} \varphi_{\theta}(\mathbf{x})$  следующая точка.

#### Ожидаемое уменьшение ошибки

- ⊕<sup>+</sup>(x, y) оптимальный вектор параметров после дообучения модели на
   L ∪ (x, y);
- $y^* = y^*(z)$  наиболее вероятный класс для z в модели, обученной на L;
- $\varphi_{\theta}(x) = \sup_{y \in Y} P_{\theta}(y|x) \sup_{z \in U} (1 P_{\theta+(x, y)}(y^*|z)) expected 0-1 loss (максимизация уверенности на остальных объектах);$
- $\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathsf{U}} \varphi_{\theta}(\mathbf{x})$  следующая точка.

# **SVM**



### Активное обучение в SVM

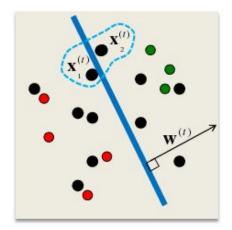
#### Tong & Koller (2001):

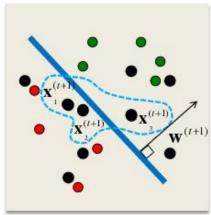
- Пространство возможных решений множество разделяющих гиперплоскостей.
- Теоретически доказано, что оптимальнее выбирать следующую точку для запроса так, чтобы она разделяла пространство возможных моделей на два подпространства с примерно одинаковым зазором.

# Активное обучение в SVM

Методы выбора точки для запроса:

• Simple Margin: точка, ближайшая к разделяющей гиперплоскости;





# Активное обучение в SVM

Методы выбора точки для запроса:

- MaxMin Margin: argmax<sub>x</sub> min{m<sub>+</sub>(x), m<sub>-</sub>(x)};
- Ratio Margin: argmax<sub>x</sub> min{m<sub>+</sub>(x)/m<sub>-</sub>(x), m<sub>-</sub>(x)/m<sub>+</sub>(x)};

где  $m_{+}$ ,  $m_{-}$  - расстояние от x до опорной гиперплоскости после назначения x к классу + и - соответственно.