

- Прикладные модели машинного обучения •  
Активное обучение (Active Learning)

Воронцов Константин Вячеславович

`k.v.vorontsov@phystech.edu`

`http://www.MachineLearning.ru/wiki?title=User:Vokov`

Этот курс доступен на странице вики-ресурса

`http://www.MachineLearning.ru/wiki`

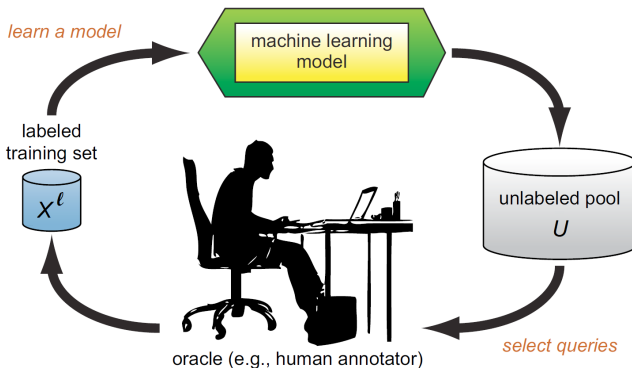
«Машинное обучение (курс лекций, К.В.Воронцов)»

МФТИ • 17 апреля 2026

- 1 Стратегии активного обучения**
  - Постановка задачи активного обучения
  - Отбор объектов из выборки
  - Синтез объектов (планирование экспериментов)
- 2 Активное обучение с изучающими действиями**
  - Компромисс «изучение–применение»
  - Алгоритм  $\epsilon$ -active
  - Экспоненциальный градиент
- 3 Активное обучение в краудсорсинге**
  - Задача краудсорсинга
  - Согласование оценок аннотаторов
  - Работа с аннотаторами

## Постановка задачи активного обучения

Задача: обучение модели  $a: X \rightarrow Y$  по выборке  $(x_i, y_i)$ , когда получение ответов учителя  $y_i = y(x_i)$  стоит дорого.



## Постановка задачи активного обучения

**Дано:**  $X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$  — выборка размеченных объектов  
 $U = (u_i)_{i=1}^K$  — пул неразмеченных объектов

**Найти:**  $a(x, w)$  — модель с инкрементным обучением  
 $\phi(u)$  — модель перспективности разметки  $u \in U$   
 $(u_i, y_i^*)_{i=1}^k$ ,  $k \leq K$  — размеченная выборка

**Критерий:** достичь как можно лучшего качества модели  $a$ , разметив как можно меньше объектов из  $U$

обучить модель  $a$  по начальной выборке  $(x_i, y_i)_{i=1}^\ell$ ;

**пока** есть неразмеченные объекты и модель не обучилась

$u_i = \arg \max_{u \in U} \phi(u)$  — наиболее перспективный объект;

$y_i^* = y(u_i)$  — запросить ответ учителя (оракула);

дообучить модель  $a(x, w)$  ещё на одном примере  $(u_i, y_i^*)$ ;

## Почему активное обучение быстрее пассивного

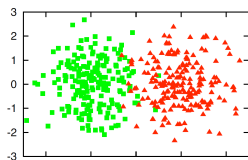
**Пример 1.** Синтетические данные:  $\ell = 30$ ,  $\ell + k = 400$ ;

(a) два гауссовских класса;

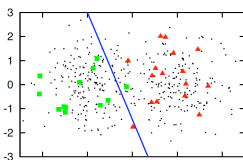
логистическая регрессия по 30 объектам:

(b) случайным;

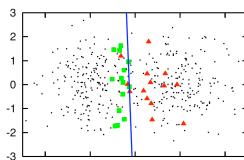
(c) отобранным по максимуму неуверенности классификации.



(a)



(b)



(c)

Обучение по смещённой неслучайной выборке требует меньше данных для построения алгоритма сопоставимого качества.

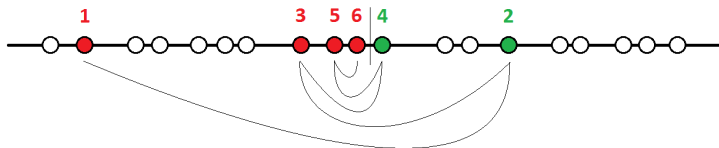
## Почему активное обучение быстрее пассивного

**Пример 2.** Одномерная задача с пороговым классификатором:

$$x_i \sim \text{uniform}[-1, +1], \quad y_i = [x_i > 0], \quad a(x, \theta) = [x > \theta].$$

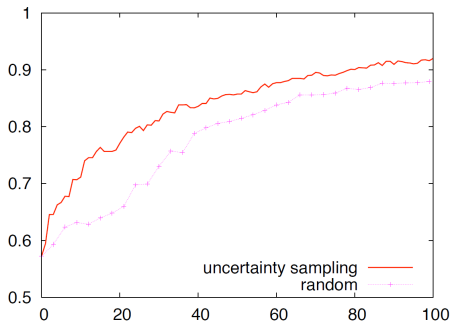
Оценим число шагов для определения  $\theta$  с точностью  $\frac{1}{k}$ .

- Наивная стратегия: выбрать  $u_i \sim \text{uniform}(U)$ ;  
— число шагов  $O(k)$ .
- Бинарный поиск: выбрать  $u_i$ , ближайший к середине зазора между классами  $\frac{1}{2} \left( \max_{y_j=0} (x_j) + \min_{y_j=1} (x_j) \right)$ ;  
— число шагов  $O(\log k)$ .



## Оценивание качества активного обучения

*Кривая обучения* (learning curve) — зависимость точности классификации на тесте от числа размеченных объектов  $k$ .



**Идея:** строить кривые обучения отдельно по классам, чтобы размечать объекты, вероятнее лежащие в проблемных классах

*Burr Settles*. Active Learning Literature Survey. 2010.

## Стратегии активного обучения

- **Отбор объектов из выборки (pool-based sampling):**  
какой следующий  $u_i$  выбрать из пула  $U = \{u_i\}_{i=1}^K$
- **Синтез объектов (query synthesis):**  
на каждом шаге синтезировать оптимальный объект  $u_i$
- **Отбор объектов из потока (selective sampling):**  
для каждого приходящего  $u_i$  решать, стоит ли узнавать  $y_i^*$

Методы, чувствительные к стоимости (cost-sensitive):

$$\sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(x_i, y_i; \theta) + \sum_{u_i \in U_k} (C_i + \mathcal{L}(u_i, y_i^*; \theta)) \rightarrow \min_{\theta, U_k}$$

$\mathcal{L}(x, y; \theta)$  — функция стоимости потерь для модели  $a(x, \theta)$ ,

$C_i$  — стоимость получения разметки  $y_i^* = y(u_i)$ ,

$U_k \subset U$  — подмножество из  $k$  размечаемых объектов

## Примеры приложений активного обучения

- сбор ассессорских данных для информационного поиска, анализа текстов, сигналов, речи, изображений, видео
- в том числе на платформах краудсорсинга
- *планирование экспериментов* в естественных науках или на производстве (пример — комбинаторная химия)
- оптимизация трудно вычислимых функций (пример — оптимизация гиперпараметров, AutoML)

### Применения в бизнесе:

- управление ценами и ассортиментом в торговых сетях
- выбор товара для проведения маркетинговой акции
- проактивное взаимодействие с клиентами
- выборочный контроль качества
- выявление аномалий в данных, случаев мошенничества

## Сэмплирование по неопределённости (uncertainty sampling)

Идея: выбирать  $u_i$  с наибольшей неопределённостью  $a(u_i)$ .

Задача многоклассовой классификации:

$$a(u) = \arg \max_{y \in Y} P(y|u)$$

$p_m(u)$ ,  $m=1 \dots |Y|$  — ранжированные по убыванию  $P(y|u)$ ,  $y \in Y$ .

- Принцип *наименьшей достоверности* (least confidence):

$$u_i = \arg \min_{u \in U} p_1(u)$$

- Принцип *наименьшей разности* (minimum margin):

$$u_i = \arg \min_{u \in U} (p_1(u) - p_2(u))$$

- Принцип *максимума энтропии* (maximum entropy):

$$u_i = \arg \min_{u \in U} \sum_m p_m(u) \ln p_m(u)$$

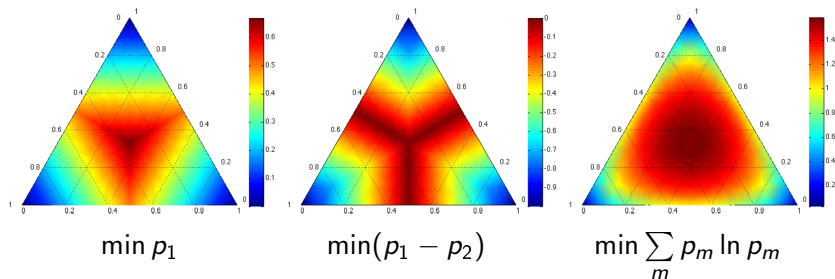
## Сэмплирование по не уверенности (uncertainty sampling)

В случае двух классов эти три принципа эквивалентны.

В случае многих классов появляются различия.

**Пример.** Три класса,  $p_1 + p_2 + p_3 = 1$ .

Показаны линии уровня трёх критериев выбора объекта:



*Burr Settles.* Active Learning Literature Survey. 2010.

## Сэмплирование по несогласию в комитете (query by committee)

Идея: выбирать  $u_i$  с наибольшей несогласованностью решений комитета моделей  $a_t(u_i) = \arg \max_{y \in Y} P_t(y|u_i)$ ,  $t = 1, \dots, T$ .

- Принцип *максимума энтропии*:  
выбираем  $u_i$ , на котором  $a_t(u_i)$  максимально различны:

$$u_i = \arg \min_{u \in U} \sum_{y \in Y} \hat{p}(y|u) \ln \hat{p}(y|u),$$

где  $\hat{p}(y|u) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [a_t(u) = y]$ .

- Принцип *максимума средней KL-дивергенции*:  
выбираем  $u_i$ , на котором  $P_t(y|u_i)$  максимально различны:

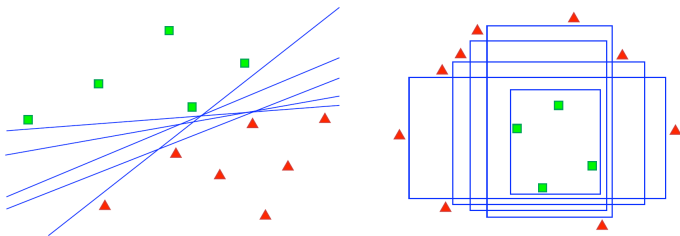
$$u_i = \arg \max_{u \in U} \sum_{t=1}^T \text{KL}(P_t(y|u) \parallel \bar{P}(y|u)),$$

где  $\bar{P}(y|u) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P_t(y|u)$  — консенсус комитета.

## Сокращение пространства решений (version space reduction)

Идея: выбирать  $u_i$ , максимально сужая множество решений.

**Пример.** Пространства допустимых решений для линейных и пороговых классификаторов (двумерный случай):



Бустинг и бэггинг находят конечные подмножества решений. Поэтому сэмплирование по несогласию в комитете — это аппроксимация принципа сокращения пространства решений.

## Ожидаемое изменение модели (expected model change)

Идея: выбрать  $u_i$ , который в методе стохастического градиента привёл бы к наибольшему изменению модели.

Параметрическая модель многоклассовой классификации:

$$a(u, \theta) = \arg \max_{y \in Y} P(y|u, \theta);$$

Для каждого  $u \in U$  и  $y \in Y$  оценим длину градиентного шага в пространстве параметров  $\theta$  при дообучении модели на  $(u, y)$ ; пусть  $\nabla_{\theta} \mathcal{L}(u, y; \theta)$  — вектор градиента функции потерь.

Принцип максимума ожидаемой длины градиента:

$$u_i = \arg \max_{u \in U} \sum_{y \in Y} P(y|u, \theta) \|\nabla_{\theta} \mathcal{L}(u, y; \theta)\|.$$

## Ожидаемое сокращение ошибки (expected error reduction)

Идея: выбирать  $u_i$ , который после дообучения даст наиболее уверенную классификацию неразмеченной выборки  $U \setminus u_i$ .

Для каждого  $u \in U$  и  $y \in Y$  обучим модель классификации, добавив к размеченной обучающей выборке  $X^\ell$  пример  $(u, y)$ :

$$a_{uy}(x) = \arg \max_{z \in Y} P_{uy}(z|x).$$

- Принцип *максимума уверенности на неразмеченных данных*:

$$u_i = \arg \max_{u \in U} \sum_{y \in Y} P(y|u) \sum_{u_j \in U \setminus u} P_{uy}(a_{uy}(u_j)|u_j).$$

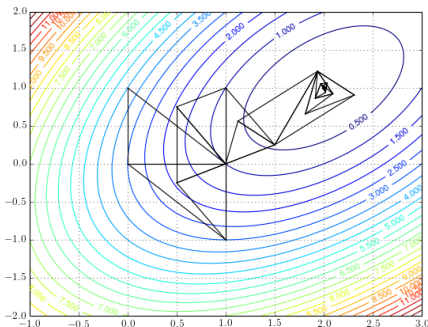
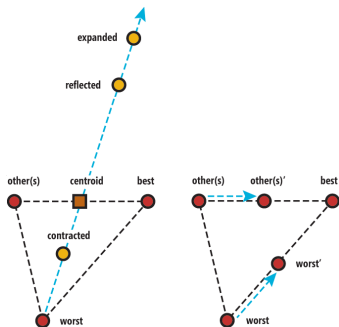
- Принцип *минимума энтропии неразмеченных данных*:

$$u_i = \arg \max_{u \in U} \sum_{y \in Y} P(y|u) \sum_{u_j \in U \setminus u} \sum_{z \in Y} P_{uy}(z|u_j) \log P_{uy}(z|u_j).$$

## Безградиентная оптимизация. Метод Нелдера–Мида

Идея: выбирать объекты  $u_i$  не из конечного пула, а из всего  $X$ , максимизируя  $\max_{u \in X} \phi(u)$  любым безградиентным методом.

Метод Нелдера–Мида: перемещение и деформирование симплекса из  $n + 1$  точек в пространстве  $X$  размерности  $n$



J.A.Nelder, R.Mead. A simplex method for function minimization. 1965.

# Метод Нелдера–Мида: «отражение–растяжение–сжатие»

## повторять

сортировка  $n + 1$  точек:  $\phi(x_w) < \phi(x_o) < \dots < \phi(x_b)$ ;

центрoид грани  $x_c$ : по всем точкам кроме  $x_w$ ;

отражение:  $x_r := x_c + \alpha(x_c - x_w)$ ;

**если**  $\phi(x_b) < \phi(x_r)$  **то**

растяжение:  $x_{exp} := x_c + \gamma(x_r - x_c)$ ;

$x_w := (\phi(x_r) < \phi(x_{exp})) ? x_{exp} : x_r$ ;

**иначе если**  $\phi(x_w) < \phi(x_r) < \phi(x_b)$  **то**  $x_w := x_r$ ;

**иначе**

сжатие:  $x_{con} := x_c + \beta(x_w - x_c)$ ;

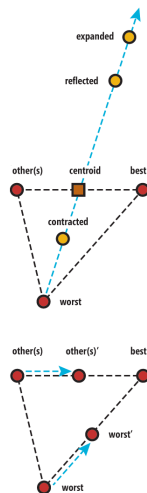
**если**  $\phi(x_w) < \phi(x_{con})$  **то**  $x_w := x_{con}$ ;

**иначе**

сжатие симплекса:  $x_i := x_b + \sigma(x_i - x_b)$ ;

**пока**  $\phi(x_w) \ll \phi(x_b)$ ;

Рекомендуемые параметры:  $\alpha = 1$ ,  $\beta = \frac{1}{2}$ ,  $\gamma = 2$ ,  $\sigma = \frac{1}{2}$



## Сокращение дисперсии (variance reduction)

Идея: выбирать  $u \in X$ , который даст наименьшую оценку дисперсии  $E_x \sigma_{a(x)}^2$  после дообучения модели  $a(x, \theta)$  на  $u$ .

Метод наименьших квадратов, линейная регрессия  $a(x, \theta) = x^T \theta$ :

$$S^2(\theta) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i, \theta) - y_i)^2 = \frac{1}{\ell} \|F\theta - y\|^2 \rightarrow \min_{\theta}$$

Из теории *оптимального планирования экспериментов* (OED, optimal experiment design):

$$\sigma_{a(x)}^2 \approx S^2 \left( \frac{\partial a(x)}{\partial \theta} \right)^T \left( \frac{\partial S^2}{\partial \theta^2} \right)^{-1} \left( \frac{\partial a(x)}{\partial \theta} \right) = S^2 x^T (F^T F)^{-1} x$$

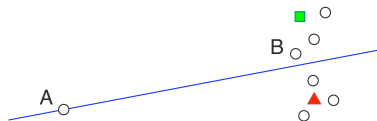
Принцип *сокращения дисперсии* для линейной регрессии:

$$u = \arg \min_{u \in X} \sum_i x_i^T (F^T F + u^T u)^{-1} x_i$$

## Взвешивание по плотности (density-weighted methods)

Идея: понижать вес нерепрезентативных объектов.

**Пример.** Объект A более пограничный, но менее репрезентативный, чем B.



Любой критерий выбора объектов, имеющий вид

$$u = \arg \max_{u \in U} \phi(u),$$

может быть уточнён локальной оценкой плотности:

$$u = \arg \max_{u \in U} \phi(u) \left( \sum_{u' \in U} \text{sim}(u, u') \right)^\beta,$$

$\text{sim}(u, u')$  — оценка близости  $u$  и  $u'$  (чем ближе, тем больше).

## Необходимость изучающих действий в активном обучении

Недостатки стратегий активного обучения:

- остаются не обследованные области пространства  $X$ ,
- в результате снижается качество обучения,
- увеличивается время обучения.

Идеи применения изучающих действий:

(похоже на exploration/exploitation в обучении с подкреплением)

- брать случайный объект с вероятностью  $\epsilon$
- адаптировать параметр  $\epsilon$  — уменьшать со временем, в зависимости от успешности изучающих действий
- можно использовать обучение с подкреплением

---

*Djallel Bouneffouf*. Exponentiated gradient exploration for active learning. 2016.

*Djallel Bouneffouf et al.* Contextual bandit for active learning: active Thompson sampling. 2014.

## Алгоритм $\varepsilon$ -active

Алгоритм — обёртка над любой стратегией активного обучения

**Вход:** размеченная выборка  $X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$  и пул  $U = (u_i)_{i=1}^K$ ;

**Выход:** модель  $a$  и размеченная выборка  $(u_i, y_i^*)_{i=1}^k$ ;

обучить модель  $a$  по начальной выборке  $(x_i, y_i)_{i=1}^\ell$ ;

**пока** есть неразмеченные объекты и модель не обучилась

выбрать  $\begin{cases} u_i \text{ неразмеченный,} & \text{с вероятностью } \varepsilon; \\ u_i = \arg \max_{u \in U} \phi(u), & \text{с вероятностью } 1 - \varepsilon; \end{cases}$

узнать  $y_i^* = y(u_i)$  для объекта  $u_i$ ;

дообучить модель  $a$  ещё на одном примере  $(u_i, y_i^*)$ ;

**Проблема:**

как подбирать вероятность  $\varepsilon$  исследовательских действий?

как её адаптировать (уменьшать) со временем?

## Экспоненциальный градиент (Exponential Gradient)

$\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_H$  — сетка значений параметра  $\varepsilon$ ;

$p_1, \dots, p_H$  — вероятности использовать значения  $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_H$ ;

$\beta, \tau, \kappa$  — параметры метода.

**Идея** алгоритма EG-active: аналогично алгоритму AdaBoost, экспоненциально увеличивать  $p_h$  в случае успеха  $\varepsilon_h$ :

- экспоненциальное обновление весов  $w_h$  по значению критерия  $\phi(u_i)$  на выбранном объекте  $u_i$ :

$$w_h := w_h \exp\left(\frac{\tau}{p_h}(\phi(u_i) + \beta)\right);$$

- перенормировка вероятностей:

$$p_h := (1 - \kappa) \frac{w_h}{\sum_j w_j} + \kappa \frac{1}{H}.$$

## Алгоритм EG-active

**Вход:**  $X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$ ,  $U = (u_i)_{i=1}^K$ , параметры  $\epsilon_1, \dots, \epsilon_H$ ,  $\beta$ ,  $\tau$ ,  $\kappa$ ;

**Выход:** модель  $a$  и размеченная выборка  $(u_i, y_i^*)_{i=1}^k$ ;

инициализация:  $p_h := \frac{1}{H}$ ,  $w_h := 1$ ;

обучить модель  $a$  по начальной выборке  $(x_i, y_i)_{i=1}^\ell$ ;

**пока** есть неразмеченные объекты и модель не обучилась

выбрать  $h$  из дискретного распределения  $(p_1, \dots, p_H)$ ;

выбрать  $\begin{cases} u_i \text{ неразмеченный,} & \text{с вероятностью } \epsilon_h; \\ u_i = \arg \max_{u \in U} \phi(u), & \text{с вероятностью } 1 - \epsilon_h; \end{cases}$

узнать  $y_i^*$  для объекта  $u_i$ ;

дообучить модель  $a$  ещё на одном примере  $(u_i, y_i^*)$ ;

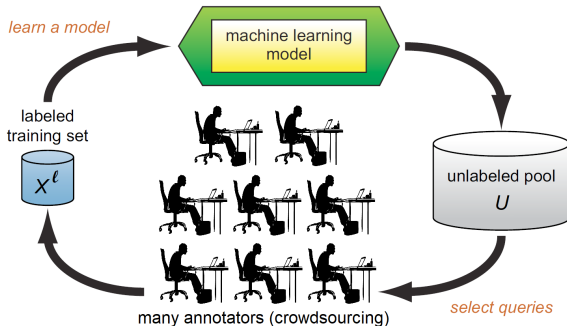
$w_h := w_h \exp\left(\frac{\tau}{p_h}(\phi(u_i) + \beta)\right)$ ;

$p_h := (1 - \kappa) \frac{w_h}{\sum_j w_j} + \kappa \frac{1}{H}$ ;

## Активное обучение, когда аннотаторов много

$y_{it}$  — ответы аннотаторов  $t \in T$  на объекте  $u_i$ ;

**Задача:** сформировать согласованный ответ (консенсус)  $\hat{y}_i$   
и оценить надёжность каждого аннотатора  $q_t = P[y_{it} = \hat{y}_i]$



Р.А.Гилязев, Д.Ю.Турдаков. Активное обучение и краудсорсинг: обзор методов оптимизации разметки данных. 2018.

## Согласование оценок аннотаторов

$y_{it} \in Y$  — ответ аннотатора  $t \in T$  на объекте  $u_i$

$T_i \subseteq T$  — множество аннотаторов, разметивших объект  $u_i$

**Консенсус** — взвешенное голосование аннотаторов:

$$\hat{y}_i = \arg \max_{y \in Y} \sum_{t \in T_i} w_t [y_{it} = y]$$

$w_t$  — вес аннотатора при голосовании, например,

$w_t = 1$  при голосовании по большинству (majority voting, MV)

$w_t = \log \frac{q_t}{1-q_t}$  при предположении, что аннотаторы независимы

### EM-like алгоритм согласования аннотаций объекта $u_i$ :

**пока** оценки не сойдутся

оценить консенсус  $\hat{y}_i$ ;

надёжности  $q_t := P[y_{it} = \hat{y}_i]$  и веса  $w_t$  аннотаторов;

**если**  $q_t < \delta$  **то** исключить аннотатора из оценки;

## Варианты моделирования надёжности аннотаторов

- По результатам выполнения тестовых заданий.
- Моделирование матрицы ошибок  $|Y| \times |Y|$ :

$$\pi_{yz}^t = P[\text{аннотатор } t \text{ ставит } z \text{ вместо } y], \quad y, z \in Y$$

- Моделирование трудности объектов:

$$q_t(u_i) = \sigma\left(\frac{\alpha_t}{\beta_i}\right) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{\alpha_t}{\beta_i}\right)},$$

$\alpha_t$  — частотная оценка надёжности аннотатора  $t$ ;

$\beta_i$  — оценка трудности объекта  $u_i$  (по большому  $|T_i|$ ).

- Моделирование тематической компетентности аннотаторов:  
 $p(\text{topic}|u_i)$  — тематическое векторное представление объекта  $u_i$ , например, если объект является текстом

---

Р.А.Гилязев, Д.Ю.Турдаков. Активное обучение и краудсорсинг: обзор методов оптимизации разметки данных. 2018.

## Задача назначения заданий аннотаторам

Общая схема распределения заданий:

$$\begin{cases} u_i = \arg \max_{u \in U} \phi(u) & \text{— выбор неразмеченного объекта в AL} \\ t = \arg \max_{t \in T} q_t(u_i) & \text{— выбор наиболее уверенного аннотатора} \end{cases}$$

Обучение вероятностной модели уверенности аннотатора

$q_t(u_i, \theta_t) = \sigma(\theta_t^\top u_i)$  на размеченных им объектах  $U_t$ :

$$\sum_{u_i \in U_t} [y_{it} = \hat{y}_i] \ln q_t(u_i, \theta_t) + [y_{it} \neq \hat{y}_i] \ln(1 - q_t(u_i, \theta_t)) \rightarrow \max_{\theta_t}$$

**Недостаток:** одни аннотаторы будут выбираться слишком часто, другие не будут выбираться совсем

**Сэмплирование аннотаторов:**  $t \sim q_t(u_i)p(t)$  с учётом априорной информации  $p(t)$  о средней надёжности  $q_t$ , компетенции, доступности, загруженности, плане работ.

## Пример. Разметка текстов в конкурсе ПРО//ЧТЕНИЕ

**Задача:** поиск смысловых ошибок в сочинениях ЕГЭ по русскому, литературе, обществознанию, истории, английскому

Алгоритм должен выделять ошибки и давать их объяснения

**Типов ошибок:** 152

(р:70 л:16 о:23 и:20 а:23)

**Подтипов ошибок:** 236

(р:112 л:19 о:29 и:26 а:50)

**Призовой фонд:**

— 100М руб. русский язык

— 100М руб. английский язык

**Период:** дек 2019 – дек 2022



**ФАКТИЧЕСКАЯ ОШИБКА**  
автор высказывания А.Франц

В своем высказывании «Если человек зависит от природы, то и она от него зависит» Д. Мережковский **говорит** о необходимости защиты природы.

**ЛОГИЧЕСКАЯ ОШИБКА**  
тезис не обоснован

Технический регламент конкурса ПРО//ЧТЕНИЕ: <http://ai.upgreat.one>

# Многокритериальное сравнение двух разметок

## Алгоритмическая разметка

Нередко люди совершают плохие поступки, забывая о том, что, даже скрыв свой поступок от других, человек не скрывается от своей совести. Что же такое безразличный поступок? Безразличный поступок - это поступок, не соответствующий моральным нормам.

Можно ли оправдать безразличный поступок? Именно эту проблему В. Ф. Тендряков поднимает в своем тексте. Докажем сказанное примерами из представленного отрывка.

В тексте В. Ф. Тендряков говорит о том, что человек во благо себе может легко совершить низкий поступок, не испытывая при этом чувства стыда. Человек способен оправдать свой поступок перед самим собой, объяснив причину. В пример автор приводит поведение героя, который часто в жизни совершал безразличные поступки. Он врал, дрался и крад. Мы видим, что до войны герой привык совершать плохие поступки. Он всегда оправдывался, потому что не хотел нести ответственность за свои действия, а значит не испытывал мучения совести. Мы

знаем, что муки совести – это первое и самое сильное наказание, которое получает человек, совершивший плохой поступок. Но наш герой не получал никакого наказания и поэтому продолжал совершать безразличные поступки.

Проанализировав поведение главного героя, я убедилась в том, что человек обязан нести ответственность за свои поступки всегда, и поэтому я утверждаю, что нельзя оправдывать даже мелкие безразличные поступки.

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок

## Экспертная разметка 2

Нередко люди совершают плохие поступки, забывая о том, что, даже скрыв свой поступок от других, человек не скрывается от своей совести. Что же такое безразличный поступок? Безразличный поступок - это поступок, не соответствующий моральным нормам.

Можно ли оправдать безразличный поступок? Именно эту проблему В. Ф. Тендряков поднимает в своем тексте. Докажем сказанное примерами из представленного отрывка.

В тексте В. Ф. Тендряков говорит о том, что человек во благо себе может легко совершить низкий поступок, не испытывая при этом чувства стыда. Человек способен оправдать свой поступок перед самим собой, объяснив причину. В пример автор приводит поведение героя, который часто в жизни совершал безразличные поступки. Он врал, дрался и крад. Мы видим, что до войны герой привык совершать плохие поступки. Он всегда оправдывался, потому что не хотел нести ответственность за свои действия, а значит не испытывал мучения совести. Мы

знаем, что муки совести – это первое и самое сильное наказание, которое получает человек, совершивший плохой поступок. Но наш герой не получал никакого наказания и поэтому продолжал совершать безразличные поступки.

Проанализировав поведение главного героя, я убедилась в том, что человек обязан нести ответственность за свои поступки всегда, и поэтому я утверждаю, что нельзя оправдывать даже мелкие безразличные поступки.

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок  
плохой поступок

плохой поступок  
плохой поступок

- 1 отличие оценки за сочинение
- 2 соответствие фрагментов ошибок и смысловых блоков
- 3 отличие границ сопоставленных фрагментов
- 4 отличие типов и подтипов ошибок
- 5 качество сгенерированных алгоритмом пояснений

## Оценивание модели разметки по нескольким аннотаторам

$\text{Con}_k(a_i, y_{it})$  — меры согласованности разметок алгоритма  $a_i$  и экспертов  $y_{it}$  после оптимального сопоставления их фрагментов

$\text{Con}(a_i, y_{it})$  — средневзвешенная согласованность разметок

- *Средняя Точность Алгоритмической Разметки:*

$$\text{СТАР}(a) = \text{mean}_{x_i \in X^\ell} \text{mean}_{t \in T_i} \text{Con}(a_i, y_{it})$$

- *Средняя Точность Экспертных Разметок:*

$$\text{СТЭР} = \text{mean}_{x_i \in X^\ell} \text{mean}_{t, s \in T_i} \text{Con}(y_{it}, y_{is})$$

- *Относительная Точность Алгоритмической Разметки:*

$$\text{ОТАР}(a) = \frac{\text{СТАР}(a)}{\text{СТЭР}}$$

**Условие преодоления технологического барьера в конкурсе:**

$\text{ОТАР} \geq 1$  означает, что алгоритм работает не хуже экспертов

- Активное обучение используется для уменьшения обучающей выборки, когда размеченные данные дороги
- При малом объёме размеченных данных оно достигает того же качества, что пассивное при полной разметке
- Два основных типа активного обучения:  
выбор объектов из пула и синтез новых объектов
- Введение изучающих действий в активном обучении позволяет быстрее обследовать пространство объектов
- Модели надёжности аннотаторов и трудности заданий позволяют лучше распределять задания в краудсорсинге
- Разметка каждого объекта несколькими аннотаторами позволяет оценить «естественный уровень шума» в задаче

---

*Роберт (Манро) Монарх.* Машинное обучение с участием человека. 2022

*Burr Settles.* Active learning literature survey. 2010

*P.Kumar, A.Gupta.* Active learning query strategies for classification, regression, and clustering: a survey. 2020

*C.C.Aggarwal et al.* Active learning: a survey. 2014

*Pengzhen Ren et al.* A survey of deep active learning. 2020