

# Машинное обучение.

## Домашнее задание №1

**Задача 1.** Рассмотрим общую схему EM-алгоритма, выводимую через разложение

$$p(X | \Theta) = \mathcal{L}(q, \Theta) + \text{KL}(q \| p).$$

На E-шаге ищется распределение  $q$ , доставляющее максимум нижней оценке  $\mathcal{L}(q, \Theta^{\text{old}})$  при фиксированном  $\Theta^{\text{old}}$ .

Модифицируем E-шаг: будем теперь искать максимум не среди всех возможных распределений, а лишь среди вырожденных, то есть присваивающих единичную вероятность одной точке и нулевую вероятность всем остальным. Как будут выглядеть E- и M-шаги в этом случае?

**Задача 2.** Рассмотрим пример, показывающий, что неполное правдоподобие для смеси распределений может иметь особые точки.

Возьмем одномерную выборку, состоящую из первых десяти натуральных точек:  $X = \{1, 2, 3, \dots, 10\}$ . Будем настраивать на данную выборку смесь из двух нормальных распределений:

$$p(x) = \pi_1 \mathcal{N}(x | \mu_1, \sigma_1^2) + \pi_2 \mathcal{N}(x | \mu_2, \sigma_2^2).$$

Первую гауссиану выберем произвольным образом и зафиксируем. Центр второй гауссианы разместим в одном из объектов обучающей выборки, а дисперсию устремим к нулю:  $\pi_1 = \pi_2 = 0.5$ ,  $\mu_1 = 5.5$ ,  $\sigma_1^2 = 1$ ,  $\mu_2 = 1$ ,  $\sigma_2^2 \rightarrow 0$ . Покажите, что в этом случае правдоподобие будет стремиться к бесконечности.

**Задача 3.** Рассмотрим смесь распределений Бернулли:

$$p(x | \mu, \pi) = \sum_{k=1}^K \pi_k p(x | \mu_k),$$

где  $x \in \mathbb{R}^d$ ,  $\mu = \{\mu_1, \dots, \mu_K\}$ ,  $\mu_k \in [0, 1]^d$ ,  $\pi = \{\pi_1, \dots, \pi_K\}$ ,  $\sum_{i=1}^K \pi_k = 1$ , и

$$p(x_i | \mu_k) = \mu_{ki}^{x_i} (1 - \mu_{ki})^{1-x_i},$$
$$p(x | \mu_k) = \prod_{i=1}^d \mu_{ki}^{x_i} (1 - \mu_{ki})^{1-x_i}.$$

Иными словами,  $k$ -я компонента смеси — это такое распределение на  $d$ -мерных бинарных векторах, что  $i$ -я координата вектора имеет распределение Бернулли с параметром  $\mu_{ki}$ .

---

Пусть дана выборка  $X^\ell = \{x_1, \dots, x_\ell\}$ . Введите скрытые переменные по аналогии со смесями нормальных распределений, и выведите формулы для E- и M-шагов EM-алгоритма.

**Задача 4.** Рассмотрим смесь двух одномерных нормальных распределений:

$$p(x) = \pi_1 \mathcal{N}(x | \mu_1, \sigma_1^2) + \pi_2 \mathcal{N}(x | \mu_2, \sigma_2^2).$$

Дисперсии  $\sigma_1^2$  и  $\sigma_2^2$  известны.

Пусть дана выборка  $X^\ell = \{x_1, \dots, x_\ell\}$ . Введите в модель скрытые переменные и выведите формулы шагов EM-алгоритма для настройки параметров  $\pi_1, \pi_2, \mu_1, \mu_2$ .

**Задача 5.** Пусть  $p(x, y)$  и  $q(x, y)$  — такие распределения, что

$$\begin{aligned} p(x, y) &= p_1(x)p_2(y); \\ q(x, y) &= q_1(x)q_2(y). \end{aligned}$$

Докажите, что

$$\text{KL}(q \| p) = \text{KL}(q_1 \| p_1) + \text{KL}(q_2 \| p_2).$$

**Задача 6.** Рассмотрим два  $d$ -мерных нормальных распределения с единичными ковариационными матрицами:

$$\begin{aligned} p(x) &= \mathcal{N}(x | 0, I); \\ q(x) &= \mathcal{N}(x | \mu, I). \end{aligned}$$

Докажите, что

$$\text{KL}(q \| p) = \frac{\|\mu\|^2}{2}.$$