

Машинное обучение, ФКН ВШЭ

Семинар №15

1 ЕМ-алгоритм

Напомним некоторые выражения, которые были рассмотрены на лекции. Дивергенцией Кульбака-Лейблера называется функционал:

$$\text{KL}(p\|q) = \int p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx. \quad (1.1)$$

Данный функционал имеет смысл «расстояния» между распределениями и обладает следующими свойствами:

- $\text{KL}(p\|q) \geq 0, \forall p, q$;
- $\text{KL}(p\|q) = 0 \iff p = q$.

ЕМ-алгоритм — итерационный метод максимизации правдоподобия выборки. Пусть есть следующая задача:

$$\log p(X|\Theta) \rightarrow \max_{\Theta} \quad (1.2)$$

Пусть в модели существуют скрытые переменные Z , описывающее её внутреннее состояние. Для некоторого распределения $q(Z)$ на скрытых переменных верно:

$$\begin{aligned} \log p(X|\Theta) &= \int q(Z) \log p(X|\Theta) dZ = \\ &= \int q(Z) \log \frac{p(X, Z|\Theta)}{p(Z|X, \Theta)} dZ = \int q(Z) \log \frac{p(X, Z|\Theta)q(Z)}{p(Z|X, \Theta)q(Z)} dZ = \\ &= \int q(Z) \log \frac{p(X, Z|\Theta)}{q(Z)} dZ + \int q(Z) \log \frac{q(Z)}{p(Z|X, \Theta)} dZ = \\ &= \mathcal{L}(q, \Theta) + \text{KL}(q\|p). \end{aligned}$$

Так как $\text{KL}(q\|p) \geq 0$, то $\log p(X|\Theta) \geq \mathcal{L}(q, \Theta)$.

Напомним, что мы хотели бы максимизировать левую часть получившегося неравенства, не зависящую от распределения q , которое, в свою очередь, может быть выбрано произвольно, поэтому чем «правильнее» будет выбрано q , тем точнее будет полученная нижняя оценка в правой части неравенства. Вместо решения исходной задачи 1.2 будем максимизировать нижнюю оценку $\mathcal{L}(q, \Theta)$ поочерёдно по q и по Θ .

E-step. Максимизируем по q .

Из полученного ранее следует, что максимум $\mathcal{L}(q, \Theta)$ по q достигается в том случае, когда достигается минимум $\text{KL}(q\|p)$, то есть когда $q = p$:

$$q^*(Z) = \arg \max_q \mathcal{L}(q, \Theta^{\text{old}}) = \arg \min_q \int q(Z) \log \frac{q(Z)}{p(Z|X, \Theta^{\text{old}})} dZ = p(Z|X, \Theta^{\text{old}})$$

M-step. Максимизируем по Θ .

$$\begin{aligned} \Theta^{\text{new}} &= \arg \max_{\Theta} \int q^*(Z) \log \frac{p(X, Z|\Theta)}{q^*(Z)} dZ = \arg \max_{\Theta} \int q^*(Z) \log p(X, Z|\Theta) dZ \\ &= \arg \max_{\Theta} \mathbb{E}_{Z \sim q^*(Z)} \log p(X, Z|\Theta) \end{aligned}$$

Задача 1.1. Зачем необходимо приводить исходную оптимизационную задачу 1.2 к оптимизационной задаче на M-шаге?

Решение. Оптимизируемая функция в задаче

$$\log p(X|\Theta) \rightarrow \max_{\Theta} \quad (1.3)$$

часто оказывается невыпуклой. За счёт того, что скрытые переменные Z мы можем ввести произвольным образом, мы можем подобрать их так, чтобы задача

$$\Theta^* = \arg \max_{\Theta} \mathbb{E}_Z \log p(X, Z|\Theta)$$

имела удобный для оптимизации вид, например, чтобы распределение $p(X, Z|\Theta)$ находилось в классе экспоненциальных распределений. ■

Задача 1.2. Почему ЕМ-алгоритм необходимо сходится к локальному максимуму неполного правдоподобия $p(X|\Theta)$?

Решение. Рассмотрим очередную итерацию ЕМ-алгоритма из начального приближения Θ^{old} . Вспомним разложение логарифма неполного правдоподобия на KL-дивергенцию и нижнюю оценку для некоторого q :

$$\log p(X|\Theta^{\text{old}}) = \mathcal{L}(q, \Theta^{\text{old}}) + \text{KL}(q(Z)\|p(Z|X, \Theta^{\text{old}}))$$

На Е-шаге мы выбираем $q^*(Z)$ равное апостериорному распределению на скрытые переменные Z при условии наблюдаемых и текущих параметрах модели $p(Z|X, \Theta^{\text{old}})$, завуляя таким образом KL-дивергенцию, то есть:

$$\log p(X|\Theta^{\text{old}}) = \mathcal{L}(q^*(Z), \Theta^{\text{old}})$$

На М-шаге мы оптимизируем левую часть равенства по параметрам Θ при фиксированом $q^*(Z)$, то есть $\mathcal{L}(q^*(Z), \Theta^{\text{new}}) > \mathcal{L}(q^*(Z), \Theta^{\text{old}})$ (при условии что Θ^{old} уже не точка оптимума), тогда справедлива следующая цепочка неравенств:

$$\log p(X|\Theta^{\text{new}}) = \mathcal{L}(q^*, \Theta^{\text{new}}) + \text{KL}(q^*(Z)\|p(Z|X, \Theta^{\text{new}})) > \mathcal{L}(q^*, \Theta^{\text{old}}) = \log p(X|\Theta^{\text{old}})$$

Таким образом, на каждой итерации ЕМ-алгоритма мы увеличиваем значение неполного правдоподобия $p(X|\Theta)$. ■

2 Разделение смеси нормальных распределений

Рассмотрим смесь нормальных распределений. В таком случае плотность вероятности нашей выборки описывается следующим образом:

$$p(X|\Theta) = \prod_{i=1}^{\ell} p(x_i|\Theta) = \prod_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(x_i|\mu_k, \Sigma_k),$$

где i – индекс объекта выборки, k – индекс компоненты смеси, π_1, \dots, π_K – априорные вероятности компонент.

Введём скрытые переменные Z . Переменная z_{ik} имеет смысл принадлежности объекта компоненте смеси: принимает значение 1, если i -ый объект обучающей выборки принадлежит k -ой компоненте смеси, и 0 иначе.

$$p(X, Z|\Theta) = \prod_{i=1}^{\ell} \prod_{k=1}^K \left[\pi_k \mathcal{N}(x_i|\mu_k, \Sigma_k) \right]^{z_{ik}}$$

На Е-шаге вычисляется апостериорное распределение на скрытых переменных:

$$p(Z|X, \Theta^{\text{old}}) \propto p(X, Z|\Theta^{\text{old}}) = \prod_{i=1}^{\ell} \prod_{k=1}^K \left[\pi_k^{\text{old}} \mathcal{N}(x_i|\mu_k^{\text{old}}, \Sigma_k^{\text{old}}) \right]^{z_{ik}}$$

Заметим, что данное распределение факторизуется в произведение распределений, соответствующих отдельным объектам $p(z_i|x_i, \Theta^{\text{old}})$:

$$p(Z|X, \Theta^{\text{old}}) = \prod_{i=1}^{\ell} p(z_i|x_i, \Theta^{\text{old}}) = \prod_{i=1}^{\ell} \frac{\prod_{k=1}^K \left[\pi_k^{\text{old}} \mathcal{N}(x_i|\mu_k^{\text{old}}, \Sigma_k^{\text{old}}) \right]^{z_{ik}}}{\sum_{k=1}^K \pi_k^{\text{old}} \mathcal{N}(x_i|\mu_k^{\text{old}}, \Sigma_k^{\text{old}})}$$

Введём обозначение:

$$g_{ik} \equiv p(z_{ik} = 1|x_i, \Theta^{\text{old}}) = \frac{\pi_k^{\text{old}} \mathcal{N}(x_i|\mu_k^{\text{old}}, \Sigma_k^{\text{old}})}{\sum_{s=1}^K \pi_s^{\text{old}} \mathcal{N}(x_i|\mu_s^{\text{old}}, \Sigma_s^{\text{old}})}.$$

Вычислим теперь матожидание полного правдоподобия:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})} \log p(X, Z|\Theta) &= \\ &= \mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})} \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K z_{ik} \left\{ \log \pi_k + \log \mathcal{N}(x_i|\mu_k, \Sigma_k) \right\} = \\ &= \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})} [z_{ik}] \left\{ \log \pi_k + \log \mathcal{N}(x_i|\mu_k, \Sigma_k) \right\}. \end{aligned}$$

Нам понадобится вспомогательная величина:

$$\mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})}[z_{ik}] = 1 * p(z_{ik} = 1 | x_i, \Theta^{\text{old}}) + 0 * p(z_{ik} = 0 | x_i, \Theta^{\text{old}}) = g_{ik}.$$

Получаем следующую оптимизационную задачу:

$$\mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})} \log p(X, Z | \Theta) = \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K g_{ik} \left\{ \log \pi_k + \log \mathcal{N}(x_i | \mu_k, \Sigma_k) \right\} \rightarrow \max_{\{\pi_k, \mu_k, \Sigma_k\}}$$

π_k : На параметры π_k есть ограничение $\sum_k \pi_k = 1$, поэтому воспользуемся методом множителей Лагранжа:

$$\mathcal{F}(\pi, \lambda) = \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K g_{ik} \log \pi_k + \lambda \left(\sum_{k=1}^K \pi_k - 1 \right)$$

$$\nabla_{\pi_k} \mathcal{F} = \sum_i g_{ik} \frac{1}{\pi_k} + \lambda \Rightarrow \pi_k = \frac{1}{\lambda} \sum_i g_{ik}, \quad \lambda = \ell$$

$$\pi_k = \frac{1}{\ell} \sum_i g_{ik}$$

μ_k :

$$\mathcal{L}(q^*, \Theta) \propto_{\mu_k} \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K g_{ik} \left[-\frac{1}{2} (x_i - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_i - \mu_k) \right]$$

$$\nabla_{\mu_k} \mathcal{L} = \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik} \Sigma_k^{-1} (x_i - \mu_k) = \Sigma_k^{-1} \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik} (x_i - \mu_k) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik} (x_i - \mu_k) = \Sigma_k 0 = 0$$

$$\mu_k = \frac{1}{\ell \pi_k} \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik} x_i, \quad \ell \pi_k = \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik}$$

Σ_k : Обозначим $\Lambda_k = \Sigma_k^{-1}$, тогда:

$$\mathcal{L}(q^*, \Theta) \propto_{\Lambda_k} \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K g_{ik} \left[-\frac{1}{2} (x_i - \mu_k)^T \Lambda_k (x_i - \mu_k) + \frac{1}{2} \log \det \Lambda_k \right]$$

$$\nabla_{\Lambda_k} \mathcal{L} = \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik} \left[-\frac{1}{2} (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T + \frac{1}{2} \Lambda_k^{-1} \right] = 0$$

$$\Sigma_k = \Lambda_k^{-1} = \frac{1}{\ell \pi_k} \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik} (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T$$

3 Разделение смеси распределений Бернулли

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

$$p(x_j | \mu_k) = \mu_{kj}^{x_j} (1 - \mu_{kj})^{1-x_j},$$

$$p(x | \mu_k) = \prod_{j=1}^d \mu_{kj}^{x_j} (1 - \mu_{kj})^{1-x_j}.$$

Иными словами, k -я компонента смеси — это такое распределение на d -мерных бинарных векторах, что j -я координата вектора имеет распределение Бернулли с параметром μ_{kj} .

Введём скрытые переменные Z аналогично предыдущей задаче:

$$p(X, Z | \Theta) = \prod_{i=1}^{\ell} \prod_{k=1}^K \left[\pi_k p(x_i | \mu_k) \right]^{z_{ik}}$$

На E-шаге вычисляется апостериорное распределение на скрытых переменных:

$$p(Z | X, \Theta^{\text{old}}) = \frac{p(X, Z | \Theta^{\text{old}})}{p(X | \Theta^{\text{old}})} = \frac{\prod_{i=1}^{\ell} \prod_{k=1}^K \left[\pi_k^{\text{old}} p(x_i | \mu_k^{\text{old}}) \right]^{z_{ik}}}{\sum_Z \prod_{i=1}^{\ell} \prod_{k=1}^K \left[\pi_k^{\text{old}} p(x_i | \mu_k^{\text{old}}) \right]^{z_{ik}}}$$

Заметим, что данное распределение факторизуется в произведение распределений, соответствующих отдельным объектам $p(z_i | x_i, \Theta^{\text{old}})$:

$$p(Z | X, \Theta^{\text{old}}) = \prod_{i=1}^{\ell} p(z_i | x_i, \Theta^{\text{old}}) = \prod_{i=1}^{\ell} \frac{\prod_{k=1}^K \left[\pi_k^{\text{old}} p(x_i | \mu_k^{\text{old}}) \right]^{z_{ik}}}{\sum_{k=1}^K \pi_k^{\text{old}} p(x_i | \mu_k^{\text{old}})},$$

Введём обозначение:

$$g_{ik} \equiv p(z_{ik} = 1 | x_i, \Theta^{\text{old}}) = \frac{\pi_k^{\text{old}} p(x_i | \mu_k^{\text{old}})}{\sum_{s=1}^K \pi_s^{\text{old}} p(x_i | \mu_s^{\text{old}})}.$$

Вычислим теперь матожидание полного правдоподобия:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{Z \sim p(Z | X, \Theta^{\text{old}})} \log p(X, Z | \Theta) &= \\ &= \mathbb{E}_{Z \sim p(Z | X, \Theta^{\text{old}})} \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K z_{ik} \left\{ \log \pi_k + \log p(x_i | \mu_k) \right\} = \\ &= \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{Z \sim p(Z | X, \Theta^{\text{old}})} [z_{ik}] \left\{ \log \pi_k + \log p(x_i | \mu_k) \right\}. \end{aligned}$$

Нам понадобится вспомогательная величина:

$$\mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})}[z_{ik}] = 1 * p(z_{ik} = 1 | x_i, \Theta^{\text{old}}) + 0 * p(z_{ik} = 0 | x_i, \Theta^{\text{old}}) = g_{ik}.$$

Получаем следующую оптимизационную задачу:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{Z \sim p(Z|X, \Theta^{\text{old}})} \log p(X, Z | \Theta) &= \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K g_{ik} \left\{ \log \pi_k + \log p(x_i | \mu_k) \right\} = \\ &= \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{k=1}^K g_{ik} \left\{ \log \pi_k + \sum_{j=1}^d (x_{ij} \log \mu_{kj} + (1 - x_{ij}) \log(1 - \mu_{kj})) \right\} \rightarrow \max_{\{\pi_k, \mu_k\}} \end{aligned}$$

Дифференцируя данный функционал, можем получить формулы М-шага:

$$\begin{aligned} \pi_k^{\text{new}} &= \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} g_{ik}; \\ \mu_{kj}^{\text{new}} &= \frac{\sum_i g_{ik} x_{ij}}{\sum_i g_{ik}}. \end{aligned}$$

4 Восстановление разметки с помощью ЕМ-алгоритма

В настоящее время все более популярны модели, требующие большого количества размеченных данных (например, нейронные сети). Однако разметка большой выборки для новой задачи является дорогостоящей процедурой. Сейчас существуют сервисы, где исполнители за небольшую плату могут размечать данные заказчика (например, отвечать, улыбается ли человек на приведенном изображении). Примерами таких сервисов являются Amazon Mechanical Turk и Яндекс.Толока.

Эксперты, размечающие данные, не заинтересованы в качественной разметке или не обладают достаточной компетенцией, поэтому результирующие данные получаются зашумленными, что может сильно сказаться на качестве итогового алгоритма. Основным способом борьбы с данным эффектом является усреднение ответов по нескольким экспертам, то есть простое голосование. У данного способа есть очевидные проблемы: он не учитывает (1) компетенцию каждого эксперта и (2) сложность решаемой задачи.

Рассмотрим датасет из ℓ изображений задачи бинарной классификации, для которого собраны ответы экспертов $l_{ij} \in \{0, 1\}$, где l_{ij} — разметка i -го изображения j -ым экспертом (наблюдаемые переменные), а также известны истинные метки изображений $z_i \in \{0, 1\}$, то есть скрытые переменные, которые мы хотим восстановить. Дополнительно зададим параметры $\alpha_j \in (-\infty, +\infty)$ — уровень экспертизы j -ого эксперта и $\beta_i \in (0, +\infty)$ такое, что $1/\beta_i$ представляет сложность i -ой задачи. Совместное распределение зададим следующим образом (l_i обозначает набор меток для i -ого изображения от всех экспертов):

$$\begin{aligned} p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i) &= p(z_i) \prod_j p(l_{ij} | z_i, \alpha_j, \beta_i) \\ p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) &= \sigma(\alpha_j \beta_i) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha_j \beta_i)}, \end{aligned}$$

Почему мы задаем параметры и совместное распределение именно так? Оказывается, что такая вероятностная модель обладает несколькими свойствами, логичными для нашей задачи. Если мы зафиксируем β_i и рассмотрим $\alpha_j \rightarrow +\infty$, то получим $p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) \rightarrow 1$, то есть такой эксперт всегда решает правильно любую задачу конечной сложности. Аналогично, при $\alpha_j \rightarrow -\infty$ мы получаем $p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) \rightarrow 0$, то есть получается очень вредный эксперт, который намеренно (или от путаницы) портит нам разметку.

Теперь посмотрим на величину $1/\beta_i$. Если $1/\beta_i \rightarrow 0$, то для "хорошего" эксперта ($\alpha_j > 0$) получаем $p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) \rightarrow 1$, а для "плохого" ($\alpha_j < 0$) выходит $p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) \rightarrow 0$. То есть любой эксперт легко идентифицирует правильный класс картинки и выдает разметку исходя из своей вредности. Напротив, при $1/\beta_i \rightarrow +\infty$ получаем вероятность $p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) \rightarrow 1/2$ как для "хороших", так и для "плохих" экспертов. Авторы этой вероятностной модели называли её GLAD (Generative model of Labels, Abilities and Difficulties).

Оптимальные параметры α и β , а также распределение истинной разметки z_i мы будем искать с помощью ЕМ-алгоритма. Но для начала обратим внимание на априорное распределение $p(z_i)$. Его можно оставить равномерным $p(z_i = 0) = p(z_i = 1) = 1/2$, а можно внести в него наши представления о балансе классов среди картинок. Еще один вариант - ввести параметр $\pi = p(z_i = 1)$ и вести оптимизацию по нему на М-шаге. Но мы оставим эту вероятность фиксированной.

Задача 4.1. Выведите формулу для Е-шага ЕМ-алгоритма для предложенной вероятностной модели.

Решение.

Начнем вывод ЕМ-алгоритма с того, что приведем вероятностную модель к более удобному виду. Мы бы хотели работать с величиной $p(l_{ij} | z_i, \alpha_j, \beta_i)$, но нам задана только $p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i)$. Для начала запишем следующее выражение:

$$p(l_{ij} \neq z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) = 1 - p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i) = 1 - \sigma(\alpha_j \beta_i) = \sigma(-\alpha_j \beta_i)$$

Теперь мы можем перейти к записи с индикаторами:

$$\begin{aligned} p(l_{ij} | z_i, \alpha_j, \beta_i) &= p(l_{ij} = z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i)^{[l_{ij}=z_i]} p(l_{ij} \neq z_i | z_i, \alpha_j, \beta_i)^{[l_{ij} \neq z_i]} = \\ &= \sigma(\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij}=z_i]} \sigma(-\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij} \neq z_i]} \end{aligned}$$

Соответственно, совместное распределение на наблюдаемые и латентные переменные выглядит так:

$$p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i) = p(z_i) \prod_j \left(\sigma(\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij}=z_i]} \sigma(-\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij} \neq z_i]} \right)$$

Пришло время выписать формулу для Е-шага алгоритма:

$$\begin{aligned} q_i^*(z_i) &= p(z_i | l, \alpha, \beta) = p(z_i | l_i, \alpha, \beta_i) = \frac{p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i)}{p(l_i | \alpha, \beta_i)} = \frac{p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i)}{\sum_{z \in \{0,1\}} p(z, l_i | \alpha, \beta_i)} = \\ &= \frac{p(z_i) \prod_j \left(\sigma(\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij}=z_i]} \sigma(-\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij} \neq z_i]} \right)}{\sum_{t \in \{0,1\}} p(t) \prod_j \left(\sigma(\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij}=t]} \sigma(-\alpha_j \beta_i)^{[l_{ij} \neq t]} \right)} \end{aligned}$$

■

Замечание: Из соображений численной устойчивости на практике обычно считают логарифмы вероятности $\log p(t, l_i | \alpha, \beta_i)$, а затем применяют оператор Softmax:

$$\gamma_i^t = \log p(t, l_i | \alpha, \beta_i) = \log p(t) + \sum_j \left([l_{ij} = t] \log \sigma(\alpha_j \beta_i) + [l_{ij} \neq t] \log \sigma(-\alpha_j \beta_i) \right)$$

$$q_i^*(z_i) = \frac{\exp(\gamma_i^{z_i})}{\sum_{t \in \{0,1\}} \exp(\gamma_i^t)}$$

Задача 4.2. Выведите М-шаг ЕМ-алгоритма для обновления параметров α и β в предложенной вероятностной модели.

Решение.

Вспомним, что на М-шаге нам нужно решить следующую оптимизационную задачу:

$$\mathbb{E}_{q^*} \log p(z, l | \alpha, \beta) \rightarrow \max_{\alpha, \beta}$$

Очень часто бывает так, что этот оптимум можно найти аналитически, для этого нужно приравнять градиент матожидания к нулю и решить получившееся уравнение относительно α и β . Однако здесь нам не повезло, уравнение на градиент не решается аналитически, поэтому мы прибегнем к градиентным методам оптимизации. Для этого найдем градиент матожидания по α и β .

Для начала немного распишем само матожидание (все слагаемые, не зависящие от α и β мы уберем в константу — все равно они никак не повлияют на градиент):

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{q^*} \log p(z, l | \alpha, \beta) &= \mathbb{E}_{q^*} \left[\log \prod_i p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i) \right] = \mathbb{E}_{q^*} \left[\sum_i \log p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i) \right] = \\ &= \sum_i \mathbb{E}_{q_i^*} \left[\log p(z_i, l_i | \alpha, \beta_i) \right] = \sum_i \mathbb{E}_{q_i^*} \left[\log \left(p(z_i) \prod_j p(l_{ij} | z_i, \alpha_j, \beta_i) \right) \right] = \\ &= \sum_i \left(\mathbb{E}_{q_i^*} \left[\log p(z_i) \right] + \sum_j \mathbb{E}_{q_i^*} \left[\log p(l_{ij} | z_i, \alpha_j, \beta_i) \right] \right) = \\ &= \sum_i \sum_j \mathbb{E}_{q_i^*} \left[\log p(l_{ij} | z_i, \alpha_j, \beta_i) \right] + \text{const} = \\ &= \sum_i \sum_j \sum_{t \in \{0,1\}} q_i^*(t) \log p(l_{ij} | t, \alpha_j, \beta_i) + \text{const} = \\ &= \sum_i \sum_j \sum_{t \in \{0,1\}} q_i^*(t) \left([l_{ij} = t] \log \sigma(\alpha_j \beta_i) + [l_{ij} \neq t] \log \sigma(-\alpha_j \beta_i) \right) + \text{const} \end{aligned}$$

Вычислим несколько вспомогательных производных:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dx} \log \sigma(x) &= -\frac{d}{dx} \log(1 + \exp(-x)) = \frac{\exp(-x)}{1 + \exp(-x)} = \frac{1}{\exp(x) + 1} = \sigma(-x) \\ \frac{\partial}{\partial \alpha_j} \log \sigma(\alpha_j \beta_i) &= \beta_i \sigma(-\alpha_j \beta_i) & \frac{\partial}{\partial \alpha_j} \log \sigma(-\alpha_j \beta_i) &= -\beta_i \sigma(\alpha_j \beta_i) \\ \frac{\partial}{\partial \beta_i} \log \sigma(\alpha_j \beta_i) &= \alpha_j \sigma(-\alpha_j \beta_i) & \frac{\partial}{\partial \beta_i} \log \sigma(-\alpha_j \beta_i) &= -\alpha_j \sigma(\alpha_j \beta_i) \end{aligned}$$

Осталось собрать все вместе:

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial \alpha_j} \mathbb{E}_{q^*} \log p(z, l | \alpha, \beta) &= \sum_i \sum_{t \in \{0,1\}} q_i^*(t) \beta_i \left([l_{ij} = t] \sigma(-\alpha_j \beta_i) - [l_{ij} \neq t] \sigma(\alpha_j \beta_i) \right) \\ \frac{\partial}{\partial \beta_i} \mathbb{E}_{q^*} \log p(z, l | \alpha, \beta) &= \sum_j \sum_{t \in \{0,1\}} q_i^*(t) \alpha_j \left([l_{ij} = t] \sigma(-\alpha_j \beta_i) - [l_{ij} \neq t] \sigma(\alpha_j \beta_i) \right)\end{aligned}$$

Теперь, когда у нас есть доступ к градиенту по параметрам, мы можем оптимизировать матожидание с помощью градиентного подъема или даже какого-нибудь более продвинутого метода оптимизации. Однако на практике часто оказывается достаточно делать один или несколько шагов в сторону градиента, не дожидаясь полной сходимости, а затем снова переходить к E-шагу.

■

Список литературы

- [1] *Whitehill, Jacob et al.* Whose vote should count more: Optimal integration of labels from labelers of unknown expertise. // *Advances in neural information processing systems*, 2009.