

# Семинары по линейным классификаторам

Евгений Соколов

6 ноября 2015 г.

## 2 Оптимизационные задачи и теорема Куна-Таккера

Рассмотрим задачу минимизации

$$\begin{cases} f_0(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^d} \\ f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m, \\ h_i(x) = 0, \quad i = 1, \dots, p. \end{cases} \quad (2.1)$$

Если ограничения в этой задаче отсутствуют, то имеет место *необходимое условие экстремума*: если в точке  $x$  функция  $f_0$  достигает своего минимума, то ее градиент в этой точке равен нулю. Значит, для решения задачи безусловной оптимизации

$$f_0(x) \rightarrow \min$$

достаточно найти все решения уравнения

$$\nabla f_0(x) = 0,$$

и выбрать то, в котором достигается наименьшее значение. Для решения условных задач оптимизации требуется более сложный подход, который мы сейчас и рассмотрим.

### §2.1 Лагранжиан

Задача условной оптимизации (2.1) эквивалентна следующей безусловной задаче:

$$f_0(x) + \sum_{i=1}^m I_-(f_i(x)) + \sum_{i=1}^p I_0(h_i(x)) \rightarrow \min_x,$$

где  $I_-(x)$  — индикаторная функция для неположительных чисел:

$$I_-(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \infty, & x > 0, \end{cases}$$

а  $I_0(x)$  — индикаторная функция для нуля:

$$I_0(x) = \begin{cases} 0, & x = 0 \\ \infty, & x \neq 0, \end{cases}$$

Такая переформулировка, однако, не упрощает задачу — индикаторные функции являются кусочно-постоянными и могут быть оптимизированы лишь путем полного перебора решений.

Заменяем теперь индикаторные функции на их линейные аппроксимации:

$$L(x, \lambda, \nu) = f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{i=1}^p \nu_i h_i(x),$$

где  $\lambda_i \geq 0$ . Полученная функция называется *лагранжианом* задачи (2.1). Числа  $\lambda_i$  и  $\nu_i$  называются *множителями Лагранжа* или *двойственными переменными*.

Конечно, линейные аппроксимации являются крайне грубыми, однако их оказывается достаточно, чтобы получить необходимые условия на решение исходной задачи.

## §2.2 Двойственная функция

*Двойственной функцией* для задачи (2.1) называется функция, получающаяся при взятии минимума лагранжиана по  $x$ :

$$g(\lambda, \nu) = \inf_x L(x, \lambda, \nu).$$

Можно показать, что данная функция всегда является вогнутой.

Зачем нужна двойственная функция? Оказывается, она дает нижнюю оценку на минимум в исходной оптимизационной задаче. Обозначим решение задачи (2.1) через  $x_*$ . Пусть  $x'$  — *допустимая* точка, т.е.  $f_i(x') \leq 0$ ,  $h_i(x') = 0$ . Пусть также  $\lambda_i > 0$ . Тогда

$$L(x', \lambda, \nu) = f_0(x') + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x') + \sum_{i=1}^p \nu_i h_i(x') \leq f_0(x').$$

Если взять в левой части минимум по всем допустимым  $x$ , то неравенство останется верным; оно останется верным и в случае, если мы возьмем минимум по всем возможным  $x$ :

$$\inf_x L(x, \lambda, \nu) \leq \inf_{x \text{ — допуст.}} L(x, \lambda, \nu) \leq L(x', \lambda, \nu).$$

Итак, получаем

$$\inf_x L(x, \lambda, \nu) \leq f_0(x').$$

Поскольку решение задачи  $x_*$  также является допустимой точкой, получаем, что при  $\lambda \geq 0$  двойственная функция дает нижнюю оценку на минимум:

$$g(\lambda, \nu) \leq f_0(x_*).$$

## §2.3 Двойственная задача

Итак, двойственная функция для любой пары  $(\lambda, \nu)$  с  $\lambda > 0$  дает нижнюю оценку на минимум в оптимизационной задаче. Попробуем теперь найти наилучшую нижнюю оценку:

$$\begin{cases} g(\lambda, \nu) \rightarrow \max_{\lambda, \nu} \\ \lambda_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m. \end{cases} \quad (2.2)$$

Данная задача называется *двойственной* к задаче (2.1). Заметим, что функционал в двойственной задаче всегда является вогнутым.

**Задача 2.1.** Постройте двойственную к оптимизационной задаче:

$$\begin{cases} \|x\|^2 \rightarrow \min_x \\ Ax = b. \end{cases}$$

Отметим, что это задача поиска решения системы линейных уравнений с наименьшей нормой.

**Решение.** Запишем лагранжиан:

$$L(x, \nu) = \|x\|^2 + \nu^T (Ax - b).$$

Найдем градиент:

$$\nabla_x L(x, \nu) = 2x + \nu^T A = 2x + A^T \nu.$$

Приравняв градиент нулю, найдем минимум лагранжиана при данном  $\nu$ :

$$x = -\frac{1}{2} A^T \nu.$$

Значит, двойственная функция равна

$$g(\nu) = L\left(-\frac{1}{2} A^T \nu, \nu\right) = -\frac{1}{4} \nu^T A A^T \nu - b^T \nu.$$

Поскольку ограничений-неравенств в исходной задаче нет, в двойственной задаче не будет ограничений. Получаем двойственную задачу

$$-\frac{1}{4} \nu^T A A^T \nu - b^T \nu \rightarrow \max_{\nu}.$$

■

**Задача 2.2.** Постройте двойственную к задаче линейного программирования в стандартном виде:

$$\begin{cases} \langle c, x \rangle \rightarrow \min_x \\ Ax = b, \\ x \geq 0. \end{cases}$$

**Решение.** Запишем лагранжиан:

$$L(x, \lambda, \nu) = \langle c, x \rangle - \lambda^T x + \nu^T (Ax - b).$$

Отметим, что ограничения-неравенства вошли с минусом, мы привели их к стандартному виду  $-x \leq 0$ . Немного преобразуем лагранжиан:

$$L(x, \lambda, \nu) = -b^T \nu + (c + A^T \nu - \lambda)^T x.$$

Двойственная функция имеет вид

$$g(\lambda, \nu) = -b^T \nu + \inf_x (c + A^T \nu - \lambda)^T x.$$

Заметим, что выражение  $(c + A^T \nu - \lambda)^T x$  линейно по  $x$  и не ограничено, если  $c + A^T \nu - \lambda \neq 0$ . Таким образом, условие  $c + A^T \nu - \lambda = 0$  является ограничением в двойственной задаче.

Получаем, что двойственная задача имеет вид

$$\begin{cases} -b^T \nu \rightarrow \max_{\nu} \\ c + A^T \nu - \lambda = 0, \\ \lambda \geq 0. \end{cases}$$

Ограничения можно объединить, избавившись от  $\lambda$ :

$$\begin{cases} -b^T \nu \rightarrow \max_{\nu} \\ c + A^T \nu \geq 0. \end{cases}$$

■

## §2.4 Сильная и слабая двойственность

Пусть  $(\lambda^*, \nu^*)$  — решение двойственной задачи. Значение двойственной функции всегда не превосходит условный минимум исходной задачи:

$$g(\lambda^*, \nu^*) \leq f_0(x_*).$$

Это свойство называется *слабой двойственностью*. Разность  $f_0(x_*) - g(\lambda^*, \nu^*)$  называется *зазором* между решениями прямой и двойственной задач.

Если имеет место равенство

$$g(\lambda^*, \nu^*) = f_0(x_*),$$

то говорят о *сильной двойственности*. Существует много достаточных условий сильной двойственности. Одним из таких условий для выпуклых задач является условие Слейтера. *Выпуклой* задачей оптимизации называется задача

$$\begin{cases} f_0(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^d} \\ f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m, \\ Ax = b. \end{cases}$$

где функции  $f_0, f_1, \dots, f_m$  являются выпуклыми. Условие Слейтера требует, чтобы существовала такая допустимая точка  $x'$ , в которой ограничения-неравенства выполнены строго:

$$\begin{cases} f_i(x) < 0, & i = 1, \dots, m, \\ Ax = b. \end{cases}$$

Условие Слейтера можно ослабить: достаточно, чтобы ограничения-неравенства были строгими только в том случае, если они не являются линейными (т.е. не имеют вид  $Ax = b$ ).

Вспомним, например, двойственную задачу линейного программирования:

$$\begin{cases} -b^T \nu \rightarrow \max_{\nu} \\ c + A^T \nu \geq 0. \end{cases}$$

Здесь максимизируемая функция и ограничения являются линейными, и по ослабленным условиям Слейтера для сильной двойственности достаточно потребовать, чтобы существовала допустимая точка.

## §2.5 Условия Куна-Таккера

Пусть  $x_*$  и  $(\lambda^*, \nu^*)$  — решения прямой и двойственной задач. Будем считать, что имеет место сильная двойственность. Тогда:

$$\begin{aligned} f_0(x_*) &= g(\lambda^*, \nu^*) \\ &= \inf_x \left( f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* f_i(x) + \sum_{i=1}^p \nu_i^* h_i(x) \right) \\ &\leq f_0(x_*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* f_i(x_*) + \sum_{i=1}^p \nu_i^* h_i(x_*) \\ &\leq f_0(x_*) \end{aligned}$$

Получаем, что все неравенства в этой цепочке выполнены как равенства. Отсюда можно сделать несколько выводов.

Во-первых, если подставить в лагранжиан решение двойственной задачи  $(\lambda^*, \nu^*)$ , то его минимум будет достигаться на решении прямой задачи  $x_*$ . Иными словами, решение исходной задачи (2.1) эквивалентно минимизации лагранжиана  $L(x, \lambda^*, \nu^*)$  с подставленным решением двойственной задачи.

Во-вторых, из последнего неравенства получаем, что

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i^* f_i(x_*) = 0.$$

Каждый член неположителен, поэтому

$$\lambda_i^* f_i(x_*) = 0, \quad i = 1, \dots, m.$$

Эти условия называются *условиями дополняющей нежесткости*. Они говорят, что множитель Лагранжа при  $i$ -м ограничении может быть не равен нулю лишь в том

случае, если ограничение выполнено с равенством (в этом случае говорят, что оно является *активным*).

Итак, мы можем записать следующие условия, которые выполнены для решений прямой и двойственной задач  $x_*$  и  $(\lambda^*, \nu^*)$ :

$$\begin{cases} \nabla f_0(x_*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla f_i(x_*) + \sum_{i=1}^p \nu_i^* \nabla h_i(x_*) = 0 \\ f_i(x_*) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ h_i(x_*) = 0, \quad i = 1, \dots, p \\ \lambda_i^* \geq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ \lambda_i^* f_i(x_*) = 0, \quad i = 1, \dots, m \end{cases} \quad (\text{ККТ})$$

Данные условия называются *условиями Куна-Таккера* (в зарубежной литературе их принято называть условиями Каруша-Куна-Таккера) и являются необходимыми условиями экстремума. Их можно сформулировать несколько иначе:

**Теорема 2.1.** Пусть  $x_*$  — решение задачи (2.1). Тогда найдутся такие векторы  $\lambda^*$  и  $\nu^*$ , что выполнены условия (ККТ).

Если задача (2.1) является выпуклой и удовлетворяет условию Слейтера, то условия Куна-Таккера становятся *необходимыми и достаточными*.

**Задача 2.3.** Решите следующую задачу условной оптимизации:

$$\begin{cases} (x-4)^2 + (y-4)^2 \rightarrow \min_{x,y} \\ x+y \leq 4, \\ x+3y \leq 9. \end{cases}$$

**Решение.** Выпишем лагранжиан:

$$L(x, y, \lambda_1, \lambda_2) = (x-4)^2 + (y-4)^2 + \lambda_1(x+y-4) + \lambda_2(x+3y-9).$$

Условия Куна-Таккера запишутся в виде:

$$\begin{cases} 2(x-4) + \lambda_1 + \lambda_2 = 0, \\ 2(y-4) + \lambda_1 + 3\lambda_2 = 0, \\ x+y \leq 4, \lambda_1 \geq 0, \lambda_1(x+y-4) = 0, \\ x+3y \leq 9, \lambda_2 \geq 0, \lambda_2(x+3y-9) = 0. \end{cases}$$

Решая их, рассмотрим 4 случая:

- $x+y=4, x+3y=9, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ .  
Два эти уравнения дают  $(x = \frac{3}{2}, y = \frac{5}{2})$ . После подстановки в первые два уравнения условий Куна-Таккера, получаем

$$\begin{cases} 2(\frac{3}{2} - 4) + \lambda_1 + \lambda_2 = 0; \\ 2(\frac{5}{2} - 4) + \lambda_1 + 3\lambda_2 = 0, \end{cases}$$

откуда  $\lambda_2 = -1$ , что противоречит принятым условиям.

- $x + y = 4$ ,  $x + 3y < 9$ ,  $\lambda_1 > 0$ ,  $\lambda_2 = 0$ .

Подстановка  $\lambda_2 = 0$  в первые два уравнения условий Куна–Таккера вместе с уравнением  $x + y = 4$  дают решение ( $x = 2, y = 2, \lambda_1 = 4, \lambda_2 = 0$ ). Эти решения удовлетворяют всем условиям Куна–Таккера.

- Два оставшихся случая, как и первый, ведут к противоречиям.

Поскольку задача выпуклая и удовлетворяет ослабленным условиям Слейтера, найденная точка является решением.

■

## Список литературы

- [1] *Boyd, S., Vandenberghe, L.* Convex Optimization. // Cambridge University Press, 2004.