

Методы оптимизации. Семинар 10. Оптимальность. Условия ККТ.

Корнилов Никита Максимович

Московский физико-технический институт

6 ноября 2025г

Прямая и двойственная задачи

Прямая задача

$$\begin{aligned} p^* = \min_{x \in \mathbb{R}^d} \quad & f_0(x) \\ \text{s.t. } & f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, n, \\ & h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, m. \end{aligned} \tag{1}$$

Двойственная функция

$$g(\lambda, \nu) = \inf_{x \in \mathbb{R}^d} \left(f_0(x) + \sum_{i=1}^n \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^m \nu_j h_j(x) \right). \tag{2}$$

Двойственная задача

$$\begin{aligned} d^* = \max_{\lambda, \nu} \quad & g(\lambda, \nu) \\ \text{s.t. } & \lambda \succeq 0. \end{aligned} \tag{3}$$

Условия Слейтера для сильной двойственности

Достаточным условием сильной двойственности $p^* = d^*$, например, является *ослабленное условие Слейтера*:

- ① Функции f_0 и f_i являются выпуклыми, а h_j являются аффинными.
- ② Существует такая допустимая точка \bar{x} , что все *неафинные* условия неравенства выполняются строго $f_i(\bar{x}) < 0$.

f_i, h_j - *минимы*, f_0 - *беск*, \exists *допустимые*
 \Rightarrow *CD*

Условие дополняющей нежёсткости

Предположим, что выполняется сильная двойственность. Также x^* - прямая переменная, доставляющая оптимум задачи (1), а (λ^*, ν^*) - двойственная переменная, доставляющая оптимум задачи (3).

Условия дополняющей нежёсткости

$$\begin{aligned} f_0(x^*) &\stackrel{\text{СР}}{=} g(\lambda^*, \nu^*) \\ L(x^*, \lambda^*, \nu^*) &= \inf_x \left(f_0(x) + \underbrace{\sum_{i=1}^n \lambda_i^* f_i(x)}_{\leq 0} + \underbrace{\sum_{j=1}^m \nu_j^* h_j(x)}_{=0} \right) \\ &\leq f_0(x^*) + \sum_{i=1}^n \underbrace{\lambda_i^* f_i(x^*)}_{\leq 0} + \sum_{j=1}^m \underbrace{\nu_j^* h_j(x^*)}_{=0} \leq f_0(x^*). \end{aligned}$$

≥ допущение

Поэтому мы получаем для $f_i(x^*) \leq 0$

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

Или эквивалентно

$$\lambda_i^* > 0 \Rightarrow f_i(x^*) = 0,$$

$$f_i(x^*) < 0 \Rightarrow \lambda_i^* = 0.$$

Условие ККТ

Дополнительно предположим, что $f_0, f_1, \dots, f_n, h_1, \dots, h_m$ дифференцируемы в x^* . Так как x^* глобально минимизирует $L(x, \lambda^*, \nu^*)$, градиент L по x в точке x^* должен быть равен нулю

$$\nabla f_0(x^*) + \sum_{i=1}^n \lambda_i^* \nabla f_i(x^*) + \sum_{j=1}^m \nu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0,$$

Если $f_0, f_1, \dots, f_n, h_1, \dots, h_m$ только субдифференцируемы в x^* , то

$$\partial f_0(x^*) + \sum_{i=1}^n \lambda_i^* \partial f_i(x^*) + \sum_{j=1}^m \nu_j^* \partial h_j(x^*) \ni 0.$$

Условие ККТ

Каруша-Куна-Такера:

допустимость \times

$$\begin{cases} f_i(x^*) \leq 0, & i = 1, \dots, n, \\ h_j(x^*) = 0, & j = 1, \dots, m, \end{cases}$$

коэффициенты наклонов — $\lambda_i^* \geq 0, \quad i = 1, \dots, n,$

ненулевое значение $\lambda_i^* f_i(x^*) = 0, \quad i = 1, \dots, n,$

$$\nabla f_0(x^*) + \sum_{i=1}^n \lambda_i^* \nabla f_i(x^*) + \sum_{j=1}^m \nu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0 \quad \text{или с } \partial. \quad (4)$$

)

стационарность

Необходимость и достаточность

Необходимые условия: для оптимального набора прямых переменных x^* и двойственных переменных (λ^*, ν^*) при сильной двойственности следуют условия ККТ (4).

Можно требовать не сильной двойственности, а других условий регулярности, см. слайд ниже.

без умнож
под min $\rightarrow \nabla f(x^*) = 0$

Достаточные условия: Когда f_0, f_i выпуклые, а h_j аффинные: для $x^*, (\lambda^*, \nu^*)$, которые удовлетворяют условиям ККТ (4), выполняется следующее - эти точки доставляют оптимум прямой и двойственной задачи соответственно, и выполняется сильная двойственность.

$$g(\lambda^*, \nu^*) = L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = f_0(x^*).$$

f-бун, $\nabla f = 0 \Rightarrow$ *под min*

$$L(x, \lambda, v) = f_0(x) + \sum_{i=1}^n \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^m h_j(x)v_j$$

bem

$$\nabla L(x^*, \lambda^*, v^*) = 0 \Rightarrow \text{mod min } b(x^*) \Rightarrow g(\lambda^*, v^*)$$

$$L(x^*, \lambda^*, v^*) = f_0(x^*) + \sum_{i=1}^n \lambda_i^* f_i(x^*) + \sum_{j=1}^m h_j(x^*)v_j^*$$

$$= f_0(x^*) = g(\lambda^*, v^*) \rightarrow \text{CH}$$

-

Аналитическое решение задач

С помощью достаточного условия ККТ можно находить решение прямой и двойственной задач аналитически

Example

Найдите глобальный минимум задачи

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} x^T P x + q^T x + r \\ \text{s.t.} \quad & A x = b, \end{aligned}$$

где $P \in \mathbb{S}_+^d$, $A \in \mathbb{R}^{m \times d}$, $b \in \mathbb{R}^m$.

$$\min \frac{x^T P x}{2} + q^T x + r - b_{\text{sum}} \Rightarrow \text{Cg no}$$

s.t. $Ax = b$ - MM Gesamtpunkt

- $L(x, \lambda, v) = \frac{x^T P x}{2} + q^T x + r + v^T (Ax - b)$

- KKT: $Ax = b$ - gen no x $\Rightarrow x^*, v^*$

$$\partial_x L(x, \lambda, v) = Px + q + A^T v = 0$$

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \delta & m \\ A & 0 \\ P & A^T \end{pmatrix}}_D \begin{pmatrix} x \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b \\ -q \end{pmatrix}$$

ubayramal (reduziert \Rightarrow normal)
CNY

Проекция на l_2 шар

Example

Найдите глобальный минимум задачи

$$\begin{aligned} & \min_x \|x - s\|_2^2 \\ & \text{s.t. } \|x\|_2^2 \leq 1. \end{aligned}$$

$$\min_x \|x - s\|_2^2 \quad \text{from question} \rightarrow CA$$

s.t. $\|x\|_2^2 \leq 1$

$$\bullet L(x, \lambda) = \|x - s\|_2^2 + \lambda (\|x\|_2^2 - 1)$$

$$\bullet \text{KKT} \quad \|\|x\|_2^2 \leq 1 \quad \text{- gau no } x$$

$$2) \lambda > 0 \quad \text{- gau no } \lambda$$

$$3) \lambda (\|x\|_2^2 - 1) = 0 \quad \text{- AH}$$

$$4) \nabla_x L(x, \lambda) = 0 \Rightarrow \underbrace{2(x - s)}_{\text{by}} + 2\lambda x = 0$$

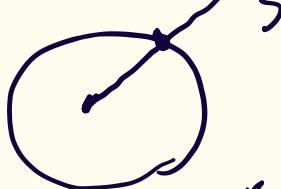
$$x = \frac{s}{1+2\lambda}$$

$$\bullet \lambda > 0 \Rightarrow \text{AH} \Rightarrow \|x\|_2^2 = 1 \quad \frac{\|s\|_2^2}{(1+2\lambda)^2} \leq 1$$

$$(1+2\lambda) = \frac{1}{\|s\|_2^2} \Rightarrow x = \frac{s}{1+2\lambda} = \frac{s}{\|s\|_2^2}$$

$$\|s\|_2^2 \leq 1 \Rightarrow x = 1 - \frac{1}{\|s\|_2^2} \leq 0 \Rightarrow \text{ne mojem no}$$

$$\Leftrightarrow \|s\|_2^2 > 1 \Rightarrow x^* = \frac{s}{\|s\|_2} \quad 2)$$



$$\bullet \lambda = 0 \Rightarrow x^* = s \Rightarrow \|x\|_2^2 = \|s\|_2^2 \leq 1.$$

Оптимальное выполнение

$$x^* = \begin{cases} s, & \|s\|_2 \leq 1 \\ \frac{s}{\|s\|_2}, & \|s\|_2 > 1 \end{cases}$$

Несколько условий неравенств

Example

Найдите глобальный минимум задачи

$$\min_{x,y \in \mathbb{R}} x + 3y$$

$$\text{s.t. } x - y \geq 0,$$

$$(x - 1)^2 + (y - 1)^2 \leq 9.$$

$$\min x + 3y$$

$$x - y \geq 0$$

$$\Leftrightarrow y - x \leq 0$$

$$(x-1)^2 + (y-1)^2 \leq 9$$

$$L(x, \lambda_1, \lambda_2) = x + 3y + \lambda_1(y - x) + \lambda_2((x-1)^2 + (y-1)^2 - 9)$$

ННТ

$$1) x - y \geq 0$$

$$2) (x-1)^2 + (y-1)^2 \leq 9$$

$$3) \lambda_1, \lambda_2 \geq 0$$

$$4) \lambda_1(y - x) \leq 0$$

$$5) \lambda_2((x-1)^2 + (y-1)^2 - 9) \leq 0$$

$$6) \nabla_L = 0 \quad 1 - \lambda_1 + 2\lambda_2(x-1) = 0$$

$$7) \nabla_y L = 0 \quad 3 + \lambda_1 + 2\lambda_2(y-1) = 0$$

$$\bullet \lambda_2 = 0 \quad 6) \text{ и } 7) \Leftrightarrow \frac{1 - \lambda_1}{3 + \lambda_1} = 0 \Rightarrow \text{ нравственное}$$

$$\bullet \lambda_2 > 0, \lambda_1 = 0 \quad 5) \Rightarrow (x-1)^2 + (y-1)^2 = 9 \\ 6) \Rightarrow (x-1) = -\frac{1}{2}\lambda_2 \\ 7) \Rightarrow (y-1) = -\frac{3}{2\lambda_2} \quad \left. \begin{array}{l} \Rightarrow \frac{1}{4\lambda_2^2} + \frac{9}{4\lambda_2^2} = 9 \\ \frac{10}{\lambda_2^2} = 36 \Rightarrow \lambda_2 = \pm \sqrt{\frac{10}{36}} \end{array} \right\} \geq 0$$

$$5), 6), 7) \text{ - бывают } 3), 2)$$

$$x = 1 - \frac{1}{2\lambda_2} = 1 - \frac{3}{\sqrt{10}} > 0$$

$$x - y > 0$$

$$y = 1 - \frac{3}{2\lambda_2} = 1 - \frac{9}{\sqrt{10}}$$

$$\bullet \lambda_2 > 0, \lambda_1 > 0 \quad y = x \\ (x-1)^2 + (y-1)^2 = 9 \Rightarrow (x-1)^2 = \frac{9}{2} \\ x = 9 \pm \frac{3}{\sqrt{2}}$$

$$\begin{aligned} 1 - \lambda_1 + 2\lambda_2(x-1) &= 0 \\ 3 + \lambda_1 + 2\lambda_2(y-1) &= 0 \end{aligned}$$

$\underbrace{\quad}_{\gamma =}$

бесконечн

$2 + 2\lambda_1 = 0 \Rightarrow \lambda_1 = -1 < 0 \Rightarrow$ не
максимум
минимум

Аналитическое решение задач

Example (Water-filling)

Найдите глобальный минимум задачи

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} - \sum_{i=1}^d \log (\alpha_i + x_i)$$

$$\text{s.t. } x \succeq 0,$$

$$\mathbf{1}^T x = 1,$$

где $\alpha_i > 0$.

$$-\min_{x \geq 0} \sum_{i=1}^n \log(d_i + x_i)$$

$$\begin{matrix} 1^T x = 1 & v - R \\ x \geq 0 & -\lambda - R^T - x \leq 0 \end{matrix}$$

$$L(x, \lambda, v) = -\sum_{i=1}^n \log(d_i + x_i) + v(1^T x - 1) - \lambda^T x$$

$$\text{KKT: } 1) 1^T x = 1 \quad 2) \frac{\partial L}{\partial x_i} = \frac{-1}{d_i + x_i} + v - \lambda_i = 0$$

$$2) x \geq 0$$

$$3) \lambda \geq 0$$

$$4) x_i x_i = 0 \quad \forall i$$

$$\lambda_i = v - \frac{1}{d_i + x_i} \geq 0$$

$$\bullet v \leq \frac{1}{d_i} \quad \text{Momen fanns } x_i = 0 \Rightarrow \lambda_i = v - \frac{1}{d_i} < 0 \quad x$$

$$d_i < \frac{1}{v} \quad x_i > 0 \stackrel{4)}{\Rightarrow} \lambda_i = 0 = v - \frac{1}{d_i + x_i} = 0$$

$$v = \frac{1}{d_i + x_i} \Rightarrow x_i = \frac{1}{v} - d_i \geq 0$$

$$\bullet v \geq \frac{1}{d_i} \quad \text{Momen att } x_i > 0 \stackrel{4)}{\Rightarrow} \lambda_i = 0 \Rightarrow v = \frac{1}{d_i + x_i}$$

$$x_i \leq 0$$

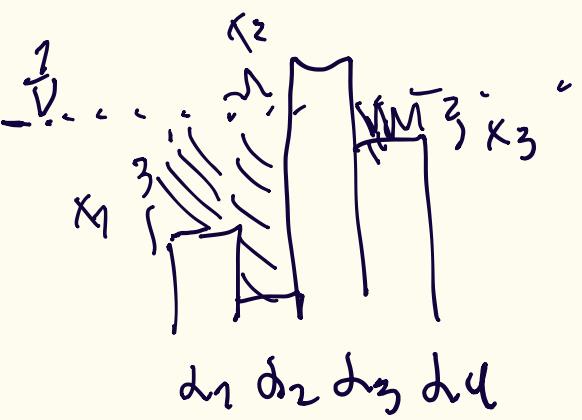
$$\lambda_i = v - \frac{1}{d_i} \geq 0$$

$$\frac{1}{d_i} \cancel{x}$$

$$x_i = \begin{cases} 0, & v \geq \frac{1}{d_i} \\ \frac{1}{v} - d_i, & v < \frac{1}{d_i} \end{cases} = \max \left\{ 0, \frac{1}{v} - d_i \right\}$$

$$\text{Berechnen } x_i, \lambda_i \geq 0 \quad \sqrt{10}$$

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \max \left\{ 0, \frac{1}{v} - d_i \right\} = 0$$



Vergleich \int

$$x_i > \frac{1}{V}$$

$$d_i + x_i = \frac{1}{V}$$

$$\sum x_i = 1$$

Решение прямой задачи через двойственную

Рассмотрим решение двойственной задачи (λ^*, ν^*) . При сильной двойственности

$$f_0(x^*) = g(\lambda^*, \nu^*) = \inf_x \left(f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* f_i(x) + \sum_{j=1}^n \nu_j^* h_j(x) \right).$$

Если у этой задаче единственный минимум (для выпуклой задачи это верно, когда лагранжиан строго выпуклый), то он обязательно достигается в точке x^* глобального минимума прямой задачи.

λ^*, ν^* - наимин $\Leftrightarrow x^* = \arg \min_x L(x, \lambda^*, \nu^*)$

Решение прямой задачи через двойственную

Для строго выпуклого лагранжиана смотрим условие:

$$\nabla f_0(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla f_i(x^*) + \sum_{j=1}^n \nu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0.$$

Если минимум лагранжиана не достигается, то и в прямой задаче минимум не достигается.

Примеры на решение

Example (Максимизация энтропии)

Найдите глобальный минимум задачи

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} \sum_{i=1}^d x_i \log x_i$$

$$\text{s.t. } Ax \preceq b,$$

$$\mathbf{1}^T x = 1.$$

Примеры на решение

Example (Минимизация сепарабельной функции)

Найдите глобальный минимум задачи

$$\begin{aligned} \min & \sum_{i=1}^d f_i(x_i) \\ \text{s.t. } & a^T x = b, \end{aligned}$$

где f_i - строго выпуклые и дифференцируемые функции.

По условию Слейтера сильная *двойственность* достигается.

Решение

Выпишем лагранжиан:

$$L(x, \nu) = \sum_{i=1}^d f_i(x_i) + \nu(a^T x - b) = -b\nu + \sum_{i=1}^d (f_i(x_i) + \nu a_i x_i),$$

который тоже является сепарабельным по компонентам вектора x .
Тогда двойственная функция

$$\begin{aligned} g(\nu) &= -b\nu + \inf_x \left(\sum_{i=1}^d (f_i(x_i) + \nu a_i x_i) \right) \\ &= -b\nu + \sum_{i=1}^d \inf_{x_i} (f_i(x_i) + \nu a_i x_i) \\ &= -b\nu - \sum_{i=1}^d f_i^*(-\nu a_i), \end{aligned}$$

$f^*(y) = \sup_x \{x^T y - f(x)\}$

где f_i^* - сопряженные функции.

Решение

Тогда двойственная задача будет иметь следующий вид:

$$\max_{\nu} - b\nu - \sum_{i=1}^d f_i^*(-\nu a_i),$$

где ν – скаляр.

Для поиска оптимального значения одномерной задачи можно пользоваться уже известными вам методами, например, методом дихотомии или золотого сечения. В силу показанного ранее минимум прямой задачи совпадает с минимумом $\min_x L(x, \nu^*)$. Тогда, для поиска x^* можно взять градиент лагранжиана в ν^* по x и приравнять его к нулю: $\nabla_x L(x^*, \nu^*) = 0$, то есть решать уравнения $f'_i(x_i^*) = -\nu^* a_i$.

$$(\text{loc min} \Rightarrow) \nexists \epsilon(x| \approx 0)$$

Theorem

Пусть x^* является локальным минимумом прямой задачи и пусть выполняется хотя бы одно из условий регулярности. Тогда, если функции f_0, f_i, h_j дифференцируемы в точке x^* , то существуют такие двойственные переменные (λ^*, ν^*) , что выполняются условия ККТ.

В общем случае достаточно требовать не сильной двойственности для необходимых условий ККТ, а более слабые условия регулярности.

Условия регулярности

- ① Ослабленное условие Слейтера.
- ② Функции ограничений f_i и h_j являются аффинными, f_0 — любая.
- ③ Для точки x^* градиенты всех ограничений равенств и всех активных ограничений неравенств (выполняется равенство нулю) линейно независимы.
- ④ Ещё больше условий регулярности [по ссылке](#).

Second-Order Sufficient Condition (SOSC)

Определим для набора переменных (x, λ, ν) следующие множества из активных неравенств:

$$\begin{aligned} I^0(x) &= \{i : f_i(x) = 0, \lambda_i = 0\}, \\ I^+(x) &= \{i : f_i(x) = 0, \lambda_i > 0\}. \end{aligned}$$

Definition

Достаточное условие второго порядка (SOSC) выполнено для набора переменных (x, λ, ν) , если для любого вектора $z \neq 0$, такого что:

$$\begin{aligned} z^T \nabla_x f_i(x) &= 0, \quad i \in I^+(x), \\ z^T \nabla_x f_i(x) &\leq 0, \quad i \in I^0(x), \\ z^T \nabla_x h_j(x) &= 0, \quad j = 1, \dots, m, \end{aligned}$$

верно что

$$z^T \nabla_{xx}^2 L(x, \lambda, \nu) z > 0. \tag{5}$$

SOSC Достаточные условия ККТ

$$\nabla f(x) = 0, \nabla^2 f(x) \geq 0 \Rightarrow \text{loc min}$$

Theorem

Пусть функции f_0, f_i, h_j являются дважды непрерывно дифференцируемыми. Тогда, если для набора переменных (x^*, λ^*, ν^*) выполнены все условия ККТ и SOSC, то x^* является точкой локального минимума прямой задачи.

Example

Найдите все точки ККТ и проверьте условия SOSC для задачи

$$\begin{aligned} & \min_x -x \\ & \text{s.t. } x^2 + y^2 \leq 1, \\ & \quad (x - 1)^3 - y \leq 0. \end{aligned}$$