

ЛЕКЦИЯ № 2

Лагранжева теория двойственности

1. Определения
2. Теорема о седловой точке
3. Линейное программирование
4. Теория двойственности линейного программирования

Лагранжева теория двойственности

Рассмотрим задачу P с произвольными функциями f и φ_i :

$$f(x) \longrightarrow \min \quad (1)$$

$$\varphi_i(x) \leq 0, i = \overline{1, m}. \quad (2)$$

Определение 1. Функцию

$$L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \varphi_i(x),$$

определенную при всех x и λ , назовем функцией Лагранжа для задачи (1), (2).

Лагранжева теория двойственности

Определение 2. Пара (x^*, λ^*) называется седловой точкой функции Лагранжа, если

$$L(x^*, \lambda) \stackrel{(3)}{\leq} L(x^*, \lambda^*) \stackrel{(4)}{\leq} L(x, \lambda^*) \quad \forall x \in R^n, \forall \lambda \geq 0.$$

Пусть

$$g(x) = \sup_{\lambda \geq 0} L(x, \lambda)$$

Тогда

$$g(x) = \begin{cases} f(x), & x \in Q, \\ +\infty, & x \notin Q. \end{cases} \implies$$

Лагранжева теория двойственности

Задача P эквивалентна следующей:

$$g(x) \longrightarrow \min$$

Пусть

$$h(\lambda) = \inf_{x \in R^n} L(x, \lambda).$$

Рассмотрим задачу (D) :

$$h(\lambda) \longrightarrow \max_{\lambda \geq 0}.$$

(D) – задача двойственная к прямой (или исходной) задаче P .
 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ – двойственные переменные, а x_1, \dots, x_n – прямые переменные.

Лагранжева теория двойственности

Если $x \in Q$, $\lambda \geq 0$, то x — допустимое решение прямой задачи, а λ — допустимое решение двойственной задачи.

Лемма 1. (Слабая теорема двойственности).

$$\forall x \in Q \quad \forall \lambda \geq 0 \quad (h(\lambda) \leq f(x)).$$

Лемма 2. Если $\bar{x} \in Q$ и $\bar{\lambda} \geq 0$ и $f(\bar{x}) = h(\bar{\lambda})$, то \bar{x} и $\bar{\lambda}$ — оптимальные решения задачи P и D , соответственно.

Лагранжева теория двойственности

Теорема 1. Вектора $\bar{x}, \bar{\lambda}$ — оптимальные решения прямой и двойственной задачи и $f(\bar{x}) = h(\bar{\lambda})$ тогда и только тогда, когда пара $(\bar{x}, \bar{\lambda})$ — седловая точка функции Лагранжа. При этом $L(\bar{x}, \bar{\lambda}) = f(\bar{x}) = h(\bar{\lambda})$.

Следствие 1. Пусть $\bar{x} \in Q(P)$, $\bar{\lambda} \geq 0$. Следующие утверждения эквивалентны:

1. Пара $(\bar{x}, \bar{\lambda})$ — седловая точка функции Лагранжа.

2. $f(\bar{x}) = h(\bar{\lambda})$.

3. $\min_x \sup_{\lambda \geq 0} L(x, \lambda) = \max_{\lambda \geq 0} \inf_x L(x, \lambda)$.

Лагранжева теория двойственности

Следствие 2. Пусть $x^*, \bar{x} \in Q$, $\lambda^*, \bar{\lambda} \geq 0$.

Если пары $(\bar{x}, \bar{\lambda})$ и (x^*, λ^*) — седловые точки функции Лагранжа, то пары (\bar{x}, λ^*) и $(x^*, \bar{\lambda})$ — также седловые точки функции Лагранжа, причем

$$L(x^*, \bar{\lambda}) = L(\bar{x}, \lambda^*) = L(\bar{x}, \bar{\lambda}) = L(x^*, \lambda^*).$$

Линейное программирование (ЛП)

Задача линейного программирования (ЛП) в канонической форме:

$$w(x) = (c, x) \longrightarrow \min \quad (5)$$

$$Ax = b, \quad (6)$$

$$x \geq 0, \quad (7)$$

где $c = (c_j)$, $x = (x_j) \in R^n$, $A = (a_{ij})$ — $(m \times n)$ матрица, $b = (b_i) \in R^m$, $m \leq n$, $\text{rang}(A) = m$.

$$Ax = b \equiv (a_i, x) = b_i, i = \overline{1, m},$$

$$Ax = b \equiv \sum_{j=1}^n A_j x_j = b$$

ЛП: двойственная задача

Задача (5) – (7) эквивалентна задаче

$$\begin{aligned} (c, x) &\longrightarrow \min \\ (a_i, x) - b_i &\leq 0, & \lambda_i^1 &\geq 0 \\ -(a_i, x) + b_i &\leq 0, & \lambda_i^2 &\geq 0 \\ -x_j &\leq 0. & \mu_j &\geq 0 \end{aligned}$$

Ее функция Лагранжа:

$$\begin{aligned} L(x, \lambda^1, \lambda^2, \mu) &= (c, x) + (\lambda^1, Ax - b) + (\lambda^2, -Ax + b) + (\mu, -x) = \\ &= \left(c + (\lambda^1 - \lambda^2)A - \mu, x \right) - (\lambda^1 - \lambda^2, b). \end{aligned}$$

Следовательно, целевая функция двойственной задачи имеет вид:

ЛП: двойственная задача

$$h(\lambda^1, \lambda^2, \mu) = \inf_x L(x, \lambda^1, \lambda^2, \mu) = \\ = \begin{cases} -(b, \lambda^1 - \lambda^2), & \text{если } c + (\lambda^1 - \lambda^2)A - \mu = 0, \\ -\infty, & \text{иначе.} \end{cases} \implies$$

Двойственная задача

$$h(\lambda^1, \lambda^2, \mu) \longrightarrow \sup_{\lambda^1 \geq 0, \lambda^2 \geq 0, \mu \geq 0},$$

эквивалентна задаче ЛП:

$$-(b, \lambda^1 - \lambda^2) \longrightarrow \max$$

$$c + (\lambda^1 - \lambda^2)A - \mu = 0 \equiv c + (\lambda^1 - \lambda^2)A \geq 0.$$

Умножим ограничения на -1 , обозначим $y = -(\lambda^1 - \lambda^2)$

ЛП: двойственная задача

Получим

$$(b, y) \longrightarrow \max \quad (8)$$

$$yA \leq c. \quad (9)$$

Замечание 2. Для задач (5)-(7) и (8)-(9) выполняются все утверждения: л. 1, л. 2, теор. 1, следствия 1 — 2.

Теорема 2. Задача двойственная к задаче (8)-(9) совпадает с исходной задачей (5)-(7).

Доказательство. Задача (8)-(9) эквивалентна задаче

$$-(b, y) \longrightarrow \min$$

$$yA \leq c.$$

ЛП: двойственная задача

$$yA \leq c \equiv \text{системе неравенств } (y, A_j) - c_j \leq 0, \quad x_j \geq 0$$

(сопоставили каждому ограничению двойственную переменную (множитель Лагранжа))

Функция Лагранжа:

$$\begin{aligned} L(y, x) &= -(b, y) + (x, yA - c) = \\ &= -(b, y) + (Ax, y) - (x, c) = (Ax - b, y) - (c, x). \end{aligned}$$

Целевая функция двойственной задачи

$$\begin{aligned} h(x) &= \inf_y L(y, x) = \\ &= \begin{cases} -(c, x), & \text{если } Ax = b, \\ -\infty, & \text{иначе.} \end{cases} \implies \end{aligned}$$

ЛП: двойственная задача

Задача

$$\max_{x \geq 0} h(x)$$

эквивалентна задаче ЛП:

$$-(c, x) \longrightarrow \max$$

$$Ax = b,$$

$$x \geq 0$$

или

$$\min(c, x)$$

$$Ax = b,$$

$$x \geq 0.$$



ЛП: двойственная задача

Прямая задача

$$w(x) = \sum_{j=1}^n c_j x_j \rightarrow \min$$

$$a_i x \geq b_i$$

$$a_i x = b_i$$

$$x_j \geq 0$$

x_j — своб.

$$i \in I_1$$

$$i \in I_2$$

$$j \in J_1$$

$$j \in J_2$$

Двойственная задача

$$z(y) = \sum_{i=1}^m b_i y_i \rightarrow \max$$

$$y_i \geq 0$$

y_i — своб.

$$y A_j \leq c_j$$

$$y A_j = c_j.$$

Упражнение.

Техника получения этой схемы: либо повторить выкладки, приведшие к задаче (8), (9), либо воспользоваться сводимостью общей задачи ЛП к задаче ЛП в канонической форме и применить готовый рецепт (задача (8), (9)).

ЛП: понятие базисного допустимого решения (б.д.р.).

Базис — любой набор $A_{\sigma(1)}, \dots, A_{\sigma(m)}$ из m линейно независимых столбцов матрицы системы ограничений A .

Матрица $B = [A_{\sigma(1)}, \dots, A_{\sigma(m)}]$ называется базисной.

Обозначения:

$$S = \{\sigma(1), \dots, \sigma(m)\}, S' = \{1, \dots, n\} \setminus S, A = [B, N],$$

где $N = [A_j]_{j \in S'}$, $x = (x_B, x_N)$, $x_B = (x_{\sigma(1)}, \dots, x_{\sigma(m)})$ — базисные, а $x_N = (x_j)_{j \in S'}$ — небазисные переменные.

$$E x_B + B^{-1} N x_N = B^{-1} b \quad (6')$$

Определение 3. Решение $(x_B, x_N) = (B^{-1}b, 0)$ системы уравнений (6) назовем **базисным** (соответствующим базису B).

ЛП: понятие б.д.р.

Лемма 3. Вектор x — базисное решение системы (6) тогда и только тогда, когда множество столбцов с индексами из множества $S(x) = \{j | x_j \neq 0\}$ — линейно независимо.

Определение 3. Базисным допустимым решением (б.д.р.) называется любой элемент множества Q , являющийся базисным решением системы уравнений (6).

Замечание 3. Решение соответствующее базису B — б.д.р. $\iff B^{-1}b \geq 0$.

ЛП: понятие б.д.р.

Определение 4. Вектор $x \in Q$ — крайняя точка или вершина множества Q , если не существует допустимых решений $x^1 \neq x^2$ из Q таких, что $x = \alpha x^1 + (1 - \alpha)x^2$, где $0 < \alpha < 1$.

Теорема 3. Вектор x — б.д.р. тогда и только тогда, когда x — крайняя точка множества Q .

Доказательство. Пусть x — крайняя точка, но не б.д.р. Из леммы 3 \implies

$$\exists y \neq 0 : Ay = 0. \quad (*)$$

ЛП: понятие б.д.р.

При этом можем считать, что $(x_j = 0 \implies y_j = 0) \implies$

$$\{j | y_j \neq 0\} \subseteq \{j | x_j > 0\}. \quad (**)$$

Т.к. $x \in Q$, то из (*) \implies

$$\forall t \in R : z(t) = x + t y \text{ — решение (6),}$$

тогда из (**) \implies

$$\forall \text{ малого } t \in R : z(t) \in Q.$$

\implies

$$\exists \varepsilon > 0 : x^1 = x + \varepsilon y \in Q, x^2 = x - \varepsilon y \in Q,$$

\implies

$$x^1 \neq x^2 \text{ и } x = \frac{1}{2}x^1 + \frac{1}{2}x^2 \implies \rightarrow \leftarrow \implies x \text{ — б.д.р..}$$

ЛП: понятие б.д.р.

Пусть x — б.д.р., но

$$\exists 0 < \alpha < 1, \exists x^1 \neq x^2, x^1, x^2 \in Q : x = \alpha x^1 + (1 - \alpha)x^2.$$

По условию $Ax^1 = Ax^2 (= b) \implies A(x^1 - x^2) = 0$, но

$$A(x^1 - x^2) = 0 \iff \{A_j | x_j^1 \neq x_j^2\} \text{ — линейно зависимо} \implies$$

$$\{A_j | \alpha x_j^1 + (1 - \alpha)x_j^2 > 0\} \text{ — линейно зависимо} \implies$$

$$\{A_j | x_j > 0\} \text{ — линейно зависимо} \implies \rightarrow \leftarrow,$$

т.е. если x — б.д.р., то x — крайняя точка множества Q . ■

ЛП: Критерий разрешимости

Теорема 4 (Критерий разрешимости). Задача линейного программирования (5)-(7) разрешима тогда и только тогда, когда множество допустимых решений не пусто и целевая функция ограничена на нем.

Доказательство. Необходимость очевидна. Для доказательства достаточности покажем, что

$$\forall x^0 \in Q \exists \text{ б.д.р. } \bar{x} : w(\bar{x}) \leq w(x^0).$$

Пусть

$$\bar{x} \in Q^0 = \{x \in Q \mid w(x) \leq w(x^0)\} \neq \emptyset$$

и имеет минимальное число ненулевых компонент ($\text{supp}(\bar{x})$).

Докажем, что \bar{x} — б.д.р. Допустим противное. \implies

ЛП: Критерий разрешимости

МНОЖЕСТВО

$\{A_j | \bar{x}_j > 0\}$ линейно зависимо \implies

$\exists \mathbf{y} \neq \mathbf{0} : \mathbf{A}\mathbf{y} = \mathbf{0}$ и если $\bar{x}_j = 0$, то $y_j = 0$.

Пусть $w(\mathbf{y}) \leq 0$ (если необходимо, то возьмем $-\mathbf{y}$). Положим $\mathbf{x}(t) = \bar{\mathbf{x}} + t\mathbf{y}$. Выполняется следующее свойство

\forall малого $t \in \mathbf{R} : \mathbf{x}(t) \in Q$.

1). Пусть $\forall j : y_j \geq 0 \implies \forall t \geq 0 \mathbf{x}(t) \geq 0 \implies \forall t \geq 0 \mathbf{x}(t) \in Q$

отсюда и неравенства $w(\mathbf{x}(t)) = w(\bar{\mathbf{x}}) + tw(\mathbf{y}) \geq \mathit{const}$ (по условию)

учитывая, что $w(\mathbf{y}) \leq 0$ и $t \geq 0$ — произвольно,

имеем: $w(\mathbf{y}) = 0$ и, следовательно, $w(\mathbf{x}(t)) = w(\bar{\mathbf{x}}) \forall t$.

ЛП: Критерий разрешимости

Т.к. из условия $y_j > 0 \Rightarrow \bar{x}_j > 0$, то

\forall малого по абсолютной величине $t < 0 : x(t) \in Q$.

Найдем такое \bar{t} наибольшее по абсолютной величине из условия:

$$\forall j (y_j > 0 \Rightarrow \bar{x}_j + \bar{t}y_j \geq 0)$$

которое эквивалентно условию:

$$\begin{aligned} \forall j (y_j > 0 \Rightarrow \bar{x}_j \geq (-\bar{t})y_j) &\iff \\ (-\bar{t}) = \min_{y_j > 0} \frac{\bar{x}_j}{y_j} &\iff \bar{t} = -\min_{y_j > 0} \frac{\bar{x}_j}{y_j}. \end{aligned}$$

Итак $x(\bar{t}) \in Q$ и $w(x(\bar{t})) = w(\bar{x}) \leq w(x^0) \Rightarrow x(\bar{t}) \in Q^0$.

Получили противоречие. Т.к. $\text{supp}(x(\bar{t})) = \text{supp}(\bar{x}) - 1$.

ЛП: Критерий разрешимости

2). Пусть $\exists j : y_j < 0$. Тогда

\forall достаточно малых $t \geq 0 : x(t) \in Q$.

Найдем наибольшее такое \bar{t} из условия:

$$\forall j (y_j < 0 \Rightarrow \bar{x}_j + \bar{t}y_j \geq 0)$$

которое эквивалентно условию:

$$\forall j (y_j < 0 \Rightarrow \bar{x}_j \geq \bar{t}(-y_j)) \iff$$

$$\iff \bar{t} = \min_{y_j < 0} \frac{\bar{x}_j}{-y_j}.$$

Итак $x(\bar{t}) \in Q$ и т.к. $\bar{t} > 0, d \leq 0$, то $w(x(\bar{t})) = w(\bar{x}) + d\bar{t} \leq w(x^0) \Rightarrow x(\bar{t}) \in Q^0$.

Получили противоречие. Т.к. $\text{supp}(x(\bar{t})) = \text{supp}(\bar{x}) - 1$.

ЛП: Критерий разрешимости

Т.к. по условию $Q \neq \emptyset$, то множество базисных допустимых решений задачи не пусто. Т.к. оно конечно, то

$$\exists x^* \text{ — б.д.р.: } w(x^*) \leq w(x) \forall \text{ б.д.р. } x.$$

Из ранее доказанного следует, что x^* — оптимальное решение. ■

Следствие 3. Если множество допустимых решений задачи ЛП не пусто, то существуют базисные допустимые решения.

Следует из доказательства теоремы 4 (взять $w(x) \equiv 0$).

Следствие 4. Если задача ЛП разрешима, то существует оптимальное базисное решение.