

Методы оптимизации. Теоремы.

Кирилл Захаров

2021 г.

Содержание

1	Линейное программирование	1
1.1	Базисное решение, допустимое множество, оптимальное решение	1
1.2	Двойственная задача	1
2	Общая постановка задачи оптимизации	2
2.1	Задача безусловной оптимизации	2
2.2	Задача условной оптимизации	3
2.3	Задача выпуклой оптимизации	4

1 Линейное программирование

1.1 Базисное решение, допустимое множество, оптимальное решение

Теорема 1.1.1. *Множество допустимых решений есть выпуклое множество.*

Лемма 1.1.1. *Базисные решения являются вершинами выпуклой многогранной области.*

Теорема 1.1.2. *Оптимальное решение является базисным решением. (Оптимальное решение лежит в углах выпуклой многогранной области).*

1.2 Двойственная задача

Теорема 1.2.1 (Основное неравенство двойственности). *Пусть заданы прямая задача $D : X \rightarrow f(X)$ и двойственная $\Omega : \Lambda \rightarrow \varphi(\Lambda)$. Тогда для любых допустимых планов прямой и двойственной задачи их целевые функции связаны неравенствами.*

$$\begin{aligned} f(X) \rightarrow \min &\Rightarrow f(X) \geq \varphi(\Lambda) \\ f(X) \rightarrow \max &\Rightarrow f(X) \leq \varphi(\Lambda) \end{aligned} \tag{1}$$

Теорема 1.2.2 (Критерий оптимальности Канторович). *Если на допустимых планах прямой X и двойственной задачи Λ значения их целевых функций совпадают, то планы X и Λ являются оптимальными и наоборот.*

Теорема 1.2.3.

Теорема 1.2.4. *Если прямая задача имеет оптимальное решение, то и двойственная имеет оптимальное решение.*

Теорема 1.2.5. *Если прямая задача не имеет решения из-за неограниченности целевой функции, то система ограничений двойственной задачи противоречива.*

Теорема 1.2.6 (О дополняющей нежесткости). *Необходимым и достаточным условием того, что прямая и двойственная задачи имеют оптимальное решение, является выполнение условий дополняющей нежесткости.*

$$\begin{aligned}\lambda_j \left(\sum_{i=1}^N a_{ji} x_i - b_j \right) &= 0 \\ x_i \left(\sum_{j=1}^M a_{ji} \lambda_j - c_i \right) &= 0\end{aligned}\tag{2}$$

2 Общая постановка задачи оптимизации

2.1 Задача безусловной оптимизации

$$x \in O \subseteq \mathbb{R}^N$$

Определение 2.1. $Y = (y_1, \dots, y_N)$ - точка локального минимума или максимума, если $\exists \varepsilon > 0$, такое что выполняется

$$f(Y) \leq f(Y + \delta X) \text{ или } f(Y) \geq f(Y + \delta X)\tag{3}$$

для всех $\delta X = (\delta x_1, \dots, \delta x_N) \mid 0 < |\delta x_i| < \varepsilon$.

Определение 2.2. Y - точка строгого экстремума, если неравенства выполняются строго.

Определение 2.3. Y называется точкой глобального экстремума, если неравенства (3) выполняются во всей области.

$$\min f(x) = \max -f(X)$$

Определение 2.4. Функция, имеющая единственный экстремум называется унимодальной.

Лемма 2.1.1. *Если область допустимых значений, определяемая системой ограничений равенств, содержит точку Y и ее окрестность, то $M < N$.*

$$Y \subseteq D \wedge U_\varepsilon(Y) \subseteq D \Rightarrow M < N\tag{4}$$

Лемма 2.1.2. Пусть область допустимых значений, определяемая системой ограничений равенств задачи на условный экстремум, содержит хотя бы одну точку Y . Если набор градиентов $\text{grad } \psi_j$ линейно независим и $\text{rank } J = M < N$, то D вместе с каждой точкой X содержит некоторую непустую ее окрестность.

Теорема 2.1.1. Пусть задана функция $f(x)$ и $x \in O = \mathbb{R}^1$. Если в точке Y функция $f(x)$ имеет локальный экстремум, то $\frac{\partial f(Y)}{\partial x} = 0$.

Теорема 2.1.2 (Необходимое условие экстремума 1-го порядка). Пусть задана функция $f(X)$ и $X \in O = \mathbb{R}^N$. Пусть Y точка локального экстремума. Тогда $\text{grad } f(Y) = 0$.

Теорема 2.1.3 (Критерий Сильвестра).

1. Матрица A является положительно определенной \iff когда все ее угловые миноры больше 0;
2. Матрица A является отрицательно определенной \iff когда все ее угловые миноры образуют знакопередающийся ряд, начиная со знака «-»;
3. Матрица A является положительно полуопределенной \iff A вырождена и все ее главные миноры $m_i(A) \geq 0$;
4. Матрица A является отрицательно полуопределенной \iff $m_i(A) = 0$ или $\text{sign } m_i(A) = \text{sign } (-1)^i$.

Теорема 2.1.4 (Необходимое условие экстремума 2-го порядка). Пусть задана функция $f(X)$ $X \in \mathbb{R}^N$. Пусть $f(X)$ дважды дифференцируема в окрестности точки Y . Тогда если Y - точка локального минимума (максимума), то $H_f(Y)$ положительно (отрицательно) полуопределенная.

Теорема 2.1.5 (Достаточное условие экстремума 2-го порядка). Пусть задана функция $f(X)$ $X \in \mathbb{R}^N$. Пусть $f(X)$ имеет стационарную точку, в которой вторые частные производные существуют и непрерывны. Если $H_f(Y)$ положительно определена (отрицательно определена), то Y точка минимума (максимума).

Теорема 2.1.6.

1. Пусть $f(X)$ дифференцируема в точке $Y \in \mathbb{R}^N$.
Тогда если $\delta X \in \mathbb{R}^N \mid \text{grad } f(Y) \cdot \delta X < (>) 0 \Rightarrow \delta X \in W_-(Y, f)(W_+(Y, f));$
2. Если $\delta X \in W_-(Y, f)(W_+(Y, f))$. Тогда $\text{grad } f(Y) \cdot \delta X \leq (\geq) 0$.

2.2 Задача условной оптимизации

Теорема 2.2.1 (Связь между $W_{+/-}(Y, f)$ и $V(Y, f)$). Если точка Y точка локального минимума (максимума), то $W_-(Y, f) \cap V(Y, f) = \emptyset$ ($W_+(Y, f) \cap V(Y, f) = \emptyset$).

Теорема 2.2.2 (Вейерштрасс). Пусть D - компакт и $f(X)$ непрерывная функция определенная на D .

Тогда существует точка Y глобального минимума (максимума).

2.3 Задача выпуклой оптимизации

Лемма 2.3.1. Пересечение конечного или счетного числа выпуклых множеств есть выпуклое множество.

Лемма 2.3.2. Линейная комбинация $\sum_{i=1}^N \alpha_i X_i$ конечного числа выпуклых множеств X_i при любых α_i является выпуклым множеством.

Лемма 2.3.3. Если $f_1(X), f_2(X), \dots, f_M(X)$ выпуклы (вогнуты) на выпуклом множестве D , то их линейная комбинация с неотрицательными коэффициентами $f(X) = \sum_{j=1}^M \alpha_j f_j(X)$ будет выпуклой (вогнутой) функцией на D .

Лемма 2.3.4. Пусть O - выпуклое множество, D - произвольное множество. Пусть $g(X, Y) : O \in X \times D \in Y$. Пусть g выпукла по X на O при $\forall Y$ и ограничена сверху по Y при $\forall X$. Тогда $f(X) = \sup_{Y \in D} g(X, Y)$ выпукла на O .

Лемма 2.3.5 (Дифференциальный критерий выпуклости). Дважды непрерывно дифференцируемая функция $f(X)$ выпукла (вогнута), если ее матрица Гессе является положительно полуопределенной (отрицательно полуопределенной). Если $H_f(Y)$ положительно (отрицательно) определена, то $f(X)$ строго выпукла (вогнута).

Выпуклая задача оптимизации: (*)

$$f(Y) = \text{extr}_D f(X)$$

$$D = \left\{ X \mid X \in P, \psi_j(X) \leq (\geq, =) 0, j = 1, \dots, M \right\} \subseteq \mathbb{R}^N$$

D - выпуклое множество, $f(x)$ - выпукла на D

Теорема 2.3.1 (Условие выпуклости множества допустимых решений). Если $\psi(X)$ выпуклая (вогнутая) функция, то множество допустимых решений удовлетворяющее системе $\psi(X) \leq b, x_i \geq 0$ ($\psi(X) \geq b, x_i \geq 0$) будет выпуклым.

Теорема 2.3.2 (Необходимо условие экстремума). Если в задаче (*) целевая функция задана на выпуклой области определения и дифференцируема в $Y \in D$ и если Y - точка локального минимума (максимума), то $\text{grad } f(Y) \cdot \delta X \geq (\leq) 0$. ($\delta X = X - Y$)

Теорема 2.3.3 (Достаточное условие экстремума). Если в задаче (*) целевая функция задана на выпуклой области определения и дифференцируема в $Y \in D$ и если $\text{grad } f(Y) \cdot \delta X \geq (\leq) 0$, то Y точка \min (\max).

Теорема 2.3.4 (Единственность точки экстремума задачи выпуклой оптимизации). Если выпуклая функция $f(X)$ определенная на D имеет точку локального минимума (максимума), то эта точка является точкой глобального минимума (максимума).

Теорема 2.3.5. Пусть $f(X)$ выпуклая функция определенная на D . Пусть $f(X)$ достигает глобального минимума (максимума) на E .

Тогда E выпуклое множество. (E - множество точек глобального минимума (максимума) функции $f(X)$)

Общая (неклассическая) постановка задачи оптимизации: ()**

$$f(Y) = \text{extr}_D f(X)$$

$$D = \left\{ X \mid X \in P; \psi_j(X) \leq 0, j = 1, \dots, K; \psi_j(X) = 0, j = K + 1, K + 2, \dots, M \right\} \subseteq \mathbb{R}^N$$
(5)

Функция Лагранжа: $L(\Lambda, \lambda_0, X) = \lambda_0 f(X) + \sum_{j=1}^M \lambda_j \psi_j(X)$