



ЦЕНТРАЛЬНЫЙ  
УНИВЕРСИТЕТ

# Условия оптимальности

МЕТОДЫ ВЫПУКЛОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

НЕДЕЛЯ 5

Даня Меркулов



# Даня Меркулов, Петр Остроухов

Оптимизация для всех! ЦУ



$f \rightarrow \min_{x, y, z}$



*В этой работе совершенно отсутствуют какие бы то ни было чертежи. Излагаемые мною методы не требуют ни построений, ни геометрических или механических рассуждений; они требуют только алгебраических операций, подчиненных планомерному и однообразному алгоритму.*

—Предисловие к "Аналитической механике"



Рисунок 1. Жозеф Луи Лагранж

# **Условия оптимальности**

# Теория



$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

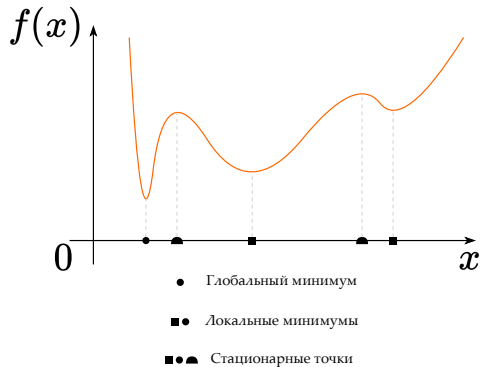


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

# Теория

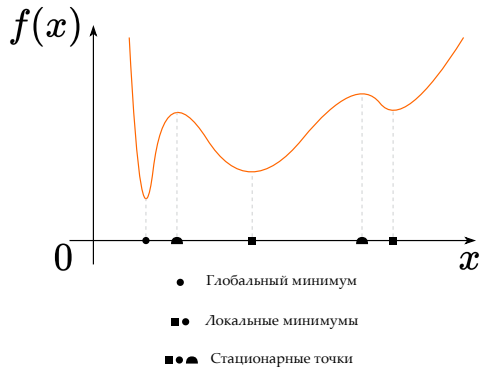


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

Множество  $S$  обычно называется **допустимым множеством** (или **бюджетным множеством**).

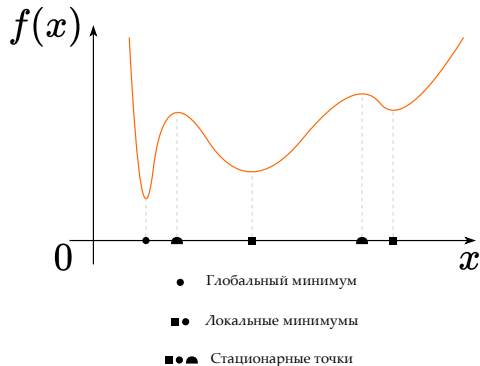


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

Множество  $S$  обычно называется **допустимым множеством** (или **бюджетным множеством**).

Мы говорим, что задача имеет решение, если бюджетное множество, в котором достигается минимум или инфимум данной функции, **не пусто**:  $x^* \in S$ .

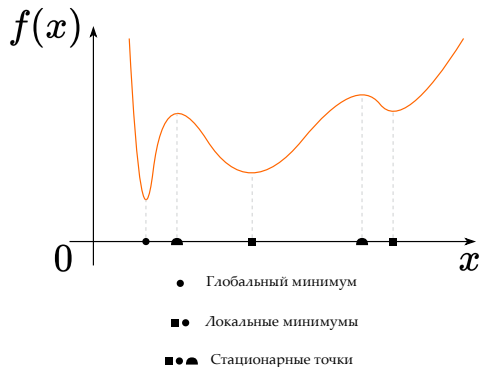


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

Множество  $S$  обычно называется **допустимым множеством** (или **бюджетным множеством**).

Мы говорим, что задача имеет решение, если бюджетное множество, в котором достигается минимум или инфимум данной функции, **не пусто**:  $x^* \in S$ .

- Точка  $x^*$  является **глобальным минимумом**, если  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in S$ .



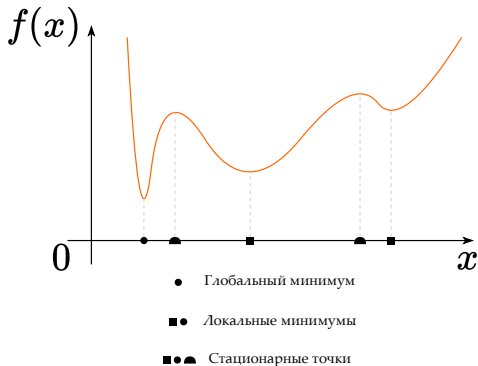


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

Множество  $S$  обычно называется **допустимым множеством** (или **бюджетным множеством**).

Мы говорим, что задача имеет решение, если бюджетное множество, в котором достигается минимум или инфимум данной функции, **не пусто**:  $x^* \in S$ .

- Точка  $x^*$  является **глобальным минимумом**, если  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in S$ .
- Точка  $x^*$  является **локальным минимумом**, если существует окрестность  $N$  точки  $x^*$  такая, что  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in N \cap S$ .

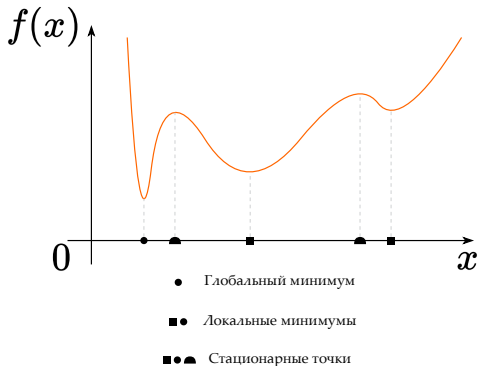


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

Множество  $S$  обычно называется **допустимым множеством** (или **бюджетным множеством**).

Мы говорим, что задача имеет решение, если бюджетное множество, в котором достигается минимум или инфимум данной функции, **не пусто**:  $x^* \in S$ .

- Точка  $x^*$  является **глобальным минимумом**, если  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in S$ .
- Точка  $x^*$  является **локальным минимумом**, если существует окрестность  $N$  точки  $x^*$  такая, что  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in N \cap S$ .
- Точка  $x^*$  является **строгим локальным минимумом**, если существует окрестность  $N$  точки  $x^*$  такая, что  $f(x^*) < f(x)$  для всех  $x \in N \cap S$  с  $x \neq x^*$ .

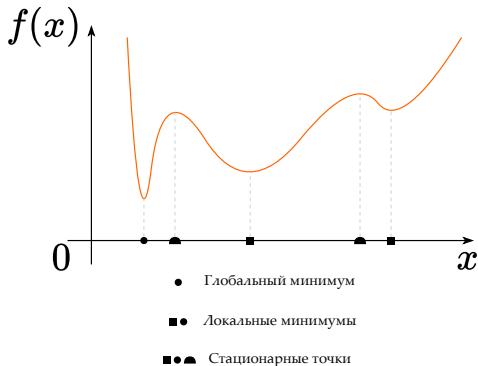


Рисунок 2. Иллюстрация различных стационарных (критических) точек

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S}$$

Множество  $S$  обычно называется **допустимым множеством** (или **бюджетным множеством**).

Мы говорим, что задача имеет решение, если бюджетное множество, в котором достигается минимум или инфимум данной функции, **не пусто**:  $x^* \in S$ .

- Точка  $x^*$  является **глобальным минимумом**, если  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in S$ .
- Точка  $x^*$  является **локальным минимумом**, если существует окрестность  $N$  точки  $x^*$  такая, что  $f(x^*) \leq f(x)$  для всех  $x \in N \cap S$ .
- Точка  $x^*$  является **строгим локальным минимумом**, если существует окрестность  $N$  точки  $x^*$  такая, что  $f(x^*) < f(x)$  для всех  $x \in N \cap S$  с  $x \neq x^*$ .
- Мы называем точку  $x^*$  **стационарной точкой** (или критической точкой), если  $\nabla f(x^*) = 0$ . Любой локальный минимум дифференцируемой функции должен быть стационарной точкой.

# Теорема Вейерштрасса об экстремальных значениях



## Theorem

Пусть  $S \subset \mathbb{R}^n$  - компактное множество и  $f(x)$  - непрерывная функция на  $S$ . Тогда точка глобального минимума функции  $f(x)$  на  $S$  существует.

# Теорема Вейерштрасса об экстремальных значениях



## Theorem

Пусть  $S \subset \mathbb{R}^n$  - компактное множество и  $f(x)$  - непрерывная функция на  $S$ . Тогда точка глобального минимума функции  $f(x)$  на  $S$  существует.

GOOD NEWS EVERYONE!



Рисунок 3. Многие практические задачи теоретически разрешимы

# Теорема Вейерштрасса об экстремальных значениях



## i Theorem

Пусть  $S \subset \mathbb{R}^n$  - компактное множество и  $f(x)$  - непрерывная функция на  $S$ . Тогда точка глобального минимума функции  $f(x)$  на  $S$  существует.

GOOD NEWS EVERYONE!



Рисунок 3. Многие практические задачи теоретически разрешимы

## i Теорема Тейлора

Пусть  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  - непрерывно дифференцируемая функция и  $p \in \mathbb{R}^n$ . Тогда мы имеем:

$$f(x + p) = f(x) + \nabla f(x + tp)^T p \quad \text{для некоторого } t \in (0, 1)$$

# Теорема Вейерштрасса об экстремальных значениях



## i Theorem

Пусть  $S \subset \mathbb{R}^n$  - компактное множество и  $f(x)$  - непрерывная функция на  $S$ . Тогда точка глобального минимума функции  $f(x)$  на  $S$  существует.

GOOD NEWS EVERYONE!



Рисунок 3. Многие практические задачи теоретически разрешимы

## i Теорема Тейлора

Пусть  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  - непрерывно дифференцируемая функция и  $p \in \mathbb{R}^n$ . Тогда мы имеем:

$$f(x+p) = f(x) + \nabla f(x+tp)^T p \quad \text{для некоторого } t \in (0, 1)$$

Кроме того, если  $f$  дважды непрерывно дифференцируема, то мы имеем:

$$\nabla f(x+p) = \nabla f(x) + \int_0^1 \nabla^2 f(x+tp) p dt$$

$$f(x+p) = f(x) + \nabla f(x)^T p + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x+tp) p$$

для некоторого  $t \in (0, 1)$ .

# Безусловная оптимизация



# Необходимые условия



**i** Необходимое условие оптимальности первого порядка

Если  $x^*$  - локальный минимум и  $f$  непрерывно дифференцируема в открытой окрестности, то

$$\nabla f(x^*) = 0$$

# Необходимые условия



## **i** Необходимое условие оптимальности первого порядка

Если  $x^*$  - локальный минимум и  $f$  непрерывно дифференцируема в открытой окрестности, то

$$\nabla f(x^*) = 0$$

### **Доказательство**

Предположим от противного, что  $\nabla f(x^*) \neq 0$ . Определим вектор  $p = -\nabla f(x^*)$  и заметим, что

$$p^T \nabla f(x^*) = -\|\nabla f(x^*)\|^2 < 0$$

# Необходимые условия



## **i** Необходимое условие оптимальности первого порядка

Если  $x^*$  - локальный минимум и  $f$  непрерывно дифференцируема в открытой окрестности, то

$$\nabla f(x^*) = 0$$

### **Доказательство**

Предположим от противного, что  $\nabla f(x^*) \neq 0$ . Определим вектор  $p = -\nabla f(x^*)$  и заметим, что

$$p^T \nabla f(x^*) = -\|\nabla f(x^*)\|^2 < 0$$

Поскольку  $\nabla f$  непрерывна в окрестности  $x^*$ , существует скаляр  $T > 0$  такой, что

$$p^T \nabla f(x^* + tp) < 0, \text{ для всех } t \in [0, T]$$

# Необходимые условия



## **i** Необходимое условие оптимальности первого порядка

Если  $x^*$  - локальный минимум и  $f$  непрерывно дифференцируема в открытой окрестности, то

$$\nabla f(x^*) = 0$$

### **Доказательство**

Предположим от противного, что  $\nabla f(x^*) \neq 0$ . Определим вектор  $p = -\nabla f(x^*)$  и заметим, что

$$p^T \nabla f(x^*) = -\|\nabla f(x^*)\|^2 < 0$$

Поскольку  $\nabla f$  непрерывна в окрестности  $x^*$ , существует скаляр  $T > 0$  такой, что

$$p^T \nabla f(x^* + tp) < 0, \text{ для всех } t \in [0, T]$$

Для любого  $\bar{t} \in (0, T]$ , мы имеем по теореме Тейлора, что

$$f(x^* + \bar{t}p) = f(x^*) + \bar{t} p^T \nabla f(x^* + tp), \text{ для некоторого } t \in (0, \bar{t})$$

# Необходимые условия



## **i** Необходимое условие оптимальности первого порядка

Если  $x^*$  - локальный минимум и  $f$  непрерывно дифференцируема в открытой окрестности, то

$$\nabla f(x^*) = 0$$

### **Доказательство**

Предположим от противного, что  $\nabla f(x^*) \neq 0$ . Определим вектор  $p = -\nabla f(x^*)$  и заметим, что

$$p^T \nabla f(x^*) = -\|\nabla f(x^*)\|^2 < 0$$

Поскольку  $\nabla f$  непрерывна в окрестности  $x^*$ , существует скаляр  $T > 0$  такой, что

$$p^T \nabla f(x^* + tp) < 0, \text{ для всех } t \in [0, T]$$

Для любого  $\bar{t} \in (0, T]$ , мы имеем по теореме Тейлора, что

$$f(x^* + \bar{t}p) = f(x^*) + \bar{t}p^T \nabla f(x^* + tp), \text{ для некоторого } t \in (0, \bar{t})$$

Следовательно,  $f(x^* + \bar{t}p) < f(x^*)$  для всех  $\bar{t} \in (0, T]$ . Мы нашли направление из  $x^*$  вдоль которого  $f$  убывает, поэтому  $x^*$  не является локальным минимумом, что приводит к противоречию.

# Достаточные условия



## **i** Достаточные условия оптимальности второго порядка

Пусть  $\nabla^2 f$  непрерывна в открытой окрестности  $x^*$ , и выполнено

$$\nabla f(x^*) = 0 \quad \nabla^2 f(x^*) \succ 0.$$

Тогда  $x^*$  является строгим локальным минимумом функции  $f$ .

# Достаточные условия



## **i** Достаточные условия оптимальности второго порядка

Пусть  $\nabla^2 f$  непрерывна в открытой окрестности  $x^*$ , и выполнено

$$\nabla f(x^*) = 0 \quad \nabla^2 f(x^*) \succ 0.$$

Тогда  $x^*$  является строгим локальным минимумом функции  $f$ .

### **Доказательство**

Поскольку гессиан непрерывен и положительно определен в  $x^*$ , мы можем выбрать радиус  $r > 0$  такой, что  $\nabla^2 f(x)$  остается положительно определенным для всех  $x$  в открытом шаре  $B = \{z \mid \|z - x^*\| < r\}$ . Возьмем любой ненулевой вектор  $p$  с  $\|p\| < r$ , тогда  $x^* + p \in B$  и для некоторого  $t \in (0, 1)$  выполняется

# Достаточные условия



## **i** Достаточные условия оптимальности второго порядка

Пусть  $\nabla^2 f$  непрерывна в открытой окрестности  $x^*$ , и выполнено

$$\nabla f(x^*) = 0 \quad \nabla^2 f(x^*) \succ 0.$$

Тогда  $x^*$  является строгим локальным минимумом функции  $f$ .

### **Доказательство**

Поскольку гессиан непрерывен и положительно определен в  $x^*$ , мы можем выбрать радиус  $r > 0$  такой, что  $\nabla^2 f(x)$  остается положительно определенным для всех  $x$  в открытом шаре  $B = \{z \mid \|z - x^*\| < r\}$ . Возьмем любой ненулевой вектор  $p$  с  $\|p\| < r$ , тогда  $x^* + p \in B$  и для некоторого  $t \in (0, 1)$  выполняется

$$f(x^* + p) = f(x^*) + p^T \nabla f(x^*) + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x^* + tp) p,$$



# Достаточные условия



## i Достаточные условия оптимальности второго порядка

Пусть  $\nabla^2 f$  непрерывна в открытой окрестности  $x^*$ , и выполнено

$$\nabla f(x^*) = 0 \quad \nabla^2 f(x^*) \succ 0.$$

Тогда  $x^*$  является строгим локальным минимумом функции  $f$ .

### Доказательство

Поскольку гессиан непрерывен и положительно определен в  $x^*$ , мы можем выбрать радиус  $r > 0$  такой, что  $\nabla^2 f(x)$  остается положительно определенным для всех  $x$  в открытом шаре  $B = \{z \mid \|z - x^*\| < r\}$ . Возьмем любой ненулевой вектор  $p$  с  $\|p\| < r$ , тогда  $x^* + p \in B$  и для некоторого  $t \in (0, 1)$  выполняется

$$\begin{aligned} f(x^* + p) &= f(x^*) + p^T \nabla f(x^*) + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x^* + tp) p, \\ &= f(x^*) + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x^* + tp) p. \end{aligned}$$

# Достаточные условия



## i Достаточные условия оптимальности второго порядка

Пусть  $\nabla^2 f$  непрерывна в открытой окрестности  $x^*$ , и выполнено

$$\nabla f(x^*) = 0 \quad \nabla^2 f(x^*) \succ 0.$$

Тогда  $x^*$  является строгим локальным минимумом функции  $f$ .

### Доказательство

Поскольку гессиан непрерывен и положительно определен в  $x^*$ , мы можем выбрать радиус  $r > 0$  такой, что  $\nabla^2 f(x)$  остается положительно определенным для всех  $x$  в открытом шаре  $B = \{z \mid \|z - x^*\| < r\}$ . Возьмем любой ненулевой вектор  $p$  с  $\|p\| < r$ , тогда  $x^* + p \in B$  и для некоторого  $t \in (0, 1)$  выполняется

$$\begin{aligned} f(x^* + p) &= f(x^*) + p^T \nabla f(x^*) + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x^* + tp) p, \\ &= f(x^*) + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x^* + tp) p. \end{aligned}$$

Поскольку  $x^* + tp \in B$ , то  $p^T \nabla^2 f(x^* + tp) p > 0$ , и поэтому  $f(x^* + p) > f(x^*)$ , что доказывает утверждение.

# Контрпример Пеано



Заметим, что если  $\nabla f(x^*) = 0$ ,  $\nabla^2 f(x^*) \succeq 0$  (гессиан положительно полуопределён), то мы не можем быть уверены, что  $x^*$  является локальным минимумом.

# Контрпример Пеано

Заметим, что если  $\nabla f(x^*) = 0$ ,  $\nabla^2 f(x^*) \succeq 0$  (гессиан положительно полуопределён), то мы не можем быть уверены, что  $x^*$  является локальным минимумом.

$$f(x, y) = (2x^2 - y)(x^2 - y)$$

# Контрпример Пеано

Заметим, что если  $\nabla f(x^*) = 0$ ,  $\nabla^2 f(x^*) \succeq 0$  (гессиан положительно полуопределён), то мы не можем быть уверены, что  $x^*$  является локальным минимумом.

$$f(x, y) = (2x^2 - y)(x^2 - y)$$

Хотя поверхность не имеет локального минимума в начале координат, ее пересечение с любой вертикальной плоскостью, проходящей через начало координат (плоскость с уравнением  $y = tx$  или  $x = 0$ ) является кривой, которая имеет локальный минимум в начале координат. Другими словами, если точка начинает движение в начале координат  $(0, 0)$  вдоль любой прямой линии, то значение  $(2x^2 - y)(x^2 - y)$  будет увеличиваться в начале движения. Тем не менее,  $(0, 0)$  не является локальным минимумом функции, потому что движение вдоль параболы, такой как  $y = \sqrt{2}x^2$ , приведет к уменьшению значения функции.

# Контрпример Пеано

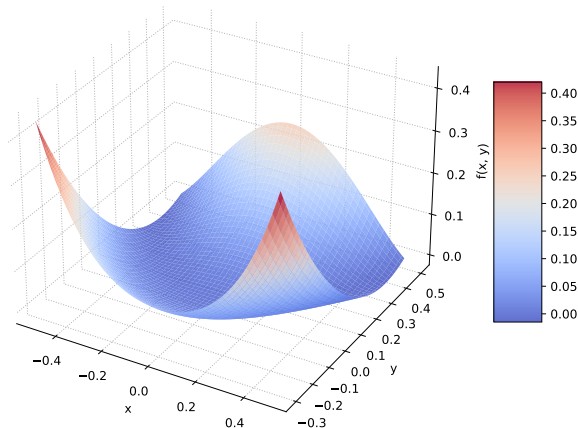


Заметим, что если  $\nabla f(x^*) = 0$ ,  $\nabla^2 f(x^*) \succeq 0$  (гессиан положительно полуопределён), то мы не можем быть уверены, что  $x^*$  является локальным минимумом.

$$f(x, y) = (2x^2 - y)(x^2 - y)$$

Хотя поверхность не имеет локального минимума в начале координат, ее пересечение с любой вертикальной плоскостью, проходящей через начало координат (плоскость с уравнением  $y = mx$  или  $x = 0$ ) является кривой, которая имеет локальный минимум в начале координат. Другими словами, если точка начинает движение в начале координат  $(0, 0)$  вдоль любой прямой линии, то значение  $(2x^2 - y)(x^2 - y)$  будет увеличиваться в начале движения. Тем не менее,  $(0, 0)$  не является локальным минимумом функции, потому что движение вдоль параболы, такой как  $y = \sqrt{2}x^2$ , приведет к уменьшению значения функции.

Non-convex PL function



# Условная оптимизация

# Общее условие локальной оптимальности первого порядка



Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  является допустимым направлением в точке  $x^* \in S \subseteq \mathbb{R}^n$ , если малые шаги вдоль  $d$  не выводят нас за пределы  $S$ .



# Общее условие локальной оптимальности первого порядка

Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  является допустимым направлением в точке  $x^* \in S \subseteq \mathbb{R}^n$ , если малые шаги вдоль  $d$  не выводят нас за пределы  $S$ .

Пусть  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  и функция  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ . Предположим, что  $x^* \in S$  является точкой локального минимума для  $f$  над  $S$ , и предположим далее, что  $f$  непрерывно дифференцируема в окрестности  $x^*$ .

# Общее условие локальной оптимальности первого порядка

Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  является допустимым направлением в точке  $x^* \in S \subseteq \mathbb{R}^n$ , если малые шаги вдоль  $d$  не выводят нас за пределы  $S$ .

Пусть  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  и функция  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ .

Предположим, что  $x^* \in S$  является точкой локального минимума для  $f$  над  $S$ , и предположим далее, что  $f$  непрерывно дифференцируема в окрестности  $x^*$ .

1. Тогда для любого допустимого направления  $d \in \mathbb{R}^n$  в  $x^*$  выполняется  $\nabla f(x^*)^\top d \geq 0$ .

# Общее условие локальной оптимальности первого порядка

Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  является допустимым направлением в точке  $x^* \in S \subseteq \mathbb{R}^n$ , если малые шаги вдоль  $d$  не выводят нас за пределы  $S$ .

Пусть  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  и функция  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ . Предположим, что  $x^* \in S$  является точкой локального минимума для  $f$  над  $S$ , и предположим далее, что  $f$  непрерывно дифференцируема в окрестности  $x^*$ .

1. Тогда для любого допустимого направления  $d \in \mathbb{R}^n$  в  $x^*$  выполняется  $\nabla f(x^*)^\top d \geq 0$ .
2. Если, кроме того,  $S$  выпукло, то

$$\nabla f(x^*)^\top (x - x^*) \geq 0, \forall x \in S.$$

# Общее условие локальной оптимальности первого порядка

Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  является допустимым направлением в точке  $x^* \in S \subseteq \mathbb{R}^n$ , если малые шаги вдоль  $d$  не выводят нас за пределы  $S$ .

Пусть  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  и функция  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ . Предположим, что  $x^* \in S$  является точкой локального минимума для  $f$  над  $S$ , и предположим далее, что  $f$  непрерывно дифференцируема в окрестности  $x^*$ .

1. Тогда для любого допустимого направления  $d \in \mathbb{R}^n$  в  $x^*$  выполняется  $\nabla f(x^*)^\top d \geq 0$ .
2. Если, кроме того,  $S$  выпукло, то

$$\nabla f(x^*)^\top (x - x^*) \geq 0, \forall x \in S.$$

# Общее условие локальной оптимальности первого порядка



Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  является допустимым направлением в точке  $x^* \in S \subseteq \mathbb{R}^n$ , если малые шаги вдоль  $d$  не выводят нас за пределы  $S$ .

Пусть  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  и функция  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ . Предположим, что  $x^* \in S$  является точкой локального минимума для  $f$  над  $S$ , и предположим далее, что  $f$  непрерывно дифференцируема в окрестности  $x^*$ .

1. Тогда для любого допустимого направления  $d \in \mathbb{R}^n$  в  $x^*$  выполняется  $\nabla f(x^*)^\top d \geq 0$ .
2. Если, кроме того,  $S$  выпукло, то

$$\nabla f(x^*)^\top (x - x^*) \geq 0, \forall x \in S.$$

$$f(x) = x_1 + x_2 \rightarrow \min_{x_1, x_2 \in \mathbb{R}^2}$$

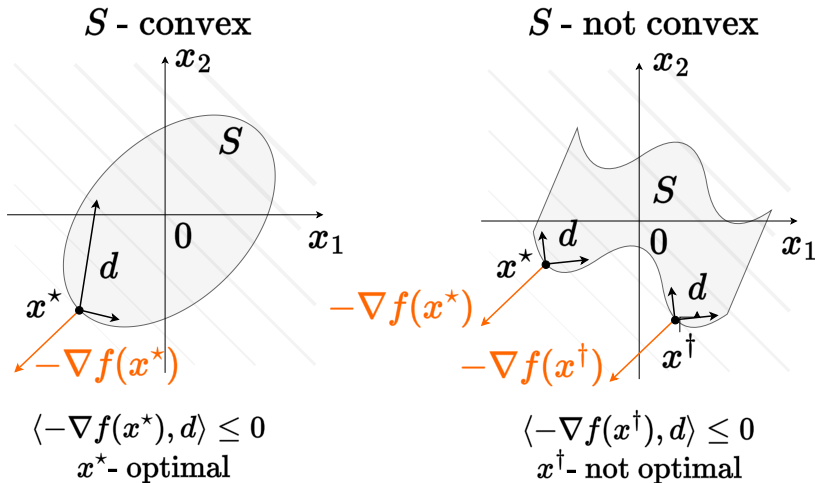


Рисунок 4. Общее условие локальной оптимальности первого порядка

# Выпуклый случай



Следует отметить, что в **выпуклом** случае (то есть при выпуклых  $f$  и  $S$ ) необходимое условие становится достаточным.

# Выпуклый случай



Следует отметить, что в **выпуклом** случае (то есть при выпуклых  $f$  и  $S$ ) необходимое условие становится достаточным.

Еще один важный результат для выпуклого случая звучит следующим образом: если  $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$  — выпуклая функция, определённая на выпуклом множестве  $S$ , то:

# Выпуклый случай



Следует отметить, что в **выпуклом** случае (то есть при выпуклых  $f$  и  $S$ ) необходимое условие становится достаточным.

Еще один важный результат для выпуклого случая звучит следующим образом: если  $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$  — выпуклая функция, определённая на выпуклом множестве  $S$ , то:

- Любой локальный минимум является глобальным.



# Выпуклый случай



Следует отметить, что в **выпуклом** случае (то есть при выпуклых  $f$  и  $S$ ) необходимое условие становится достаточным.

Еще один важный результат для выпуклого случая звучит следующим образом: если  $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$  — выпуклая функция, определённая на выпуклом множестве  $S$ , то:

- Любой локальный минимум является глобальным.
- Множество локальных (= глобальных) минимумов  $S^*$  выпукло.

# Выпуклый случай



Следует отметить, что в **выпуклом** случае (то есть при выпуклых  $f$  и  $S$ ) необходимое условие становится достаточным.

Еще один важный результат для выпуклого случая звучит следующим образом: если  $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$  — выпуклая функция, определённая на выпуклом множестве  $S$ , то:

- Любой локальный минимум является глобальным.
- Множество локальных (= глобальных) минимумов  $S^*$  выпукло.
- Если  $f(x)$  — строго или сильно выпуклая функция, то  $S^*$  содержит только одну точку:  $S^* = \{x^*\}$ .

# Задачи с ограничениями-равенствами



В задачах без ограничений всё довольно интуитивно. В этом разделе мы добавим одно ограничение-равенство, то есть:

# Задачи с ограничениями-равенствами



В задачах без ограничений всё довольно интуитивно. В этом разделе мы добавим одно ограничение-равенство, то есть:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } h(x) &= 0 \end{aligned}$$

# Задачи с ограничениями-равенствами

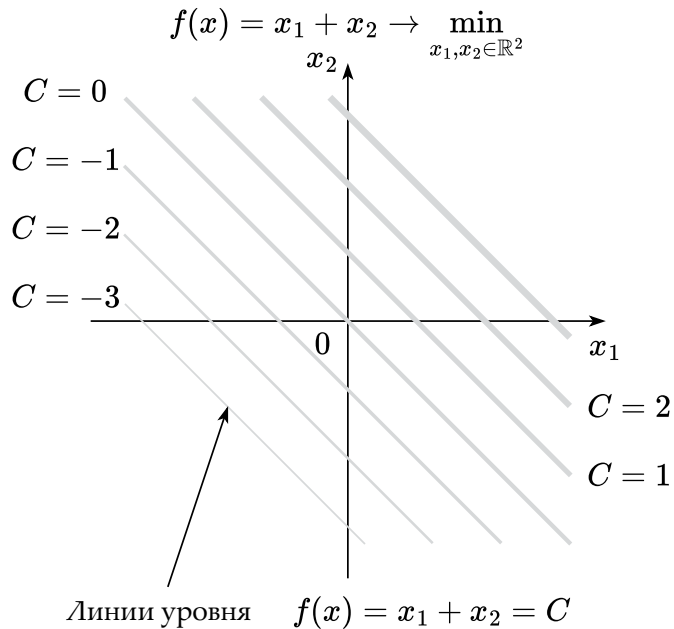


В задачах без ограничений всё довольно интуитивно. В этом разделе мы добавим одно ограничение-равенство, то есть:

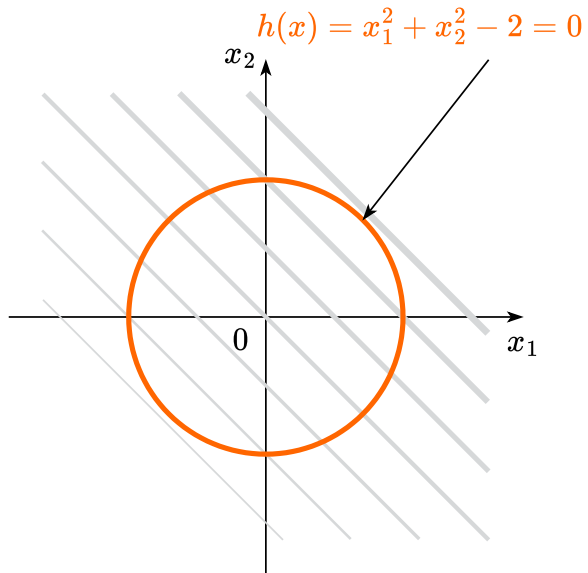
$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } h(x) &= 0 \end{aligned}$$

Мы попробуем проиллюстрировать подход к решению этой задачи через простой пример с  $f(x) = x_1 + x_2$  и  $h(x) = x_1^2 + x_2^2 - 2$ .

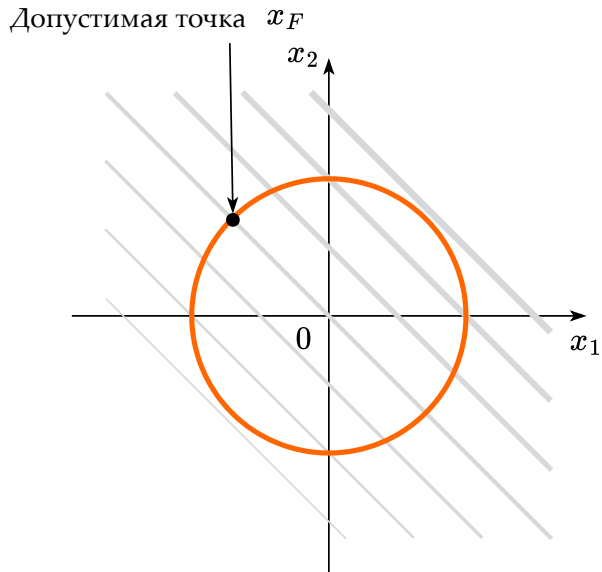
# Задачи с ограничениями-равенствами



# Задачи с ограничениями-равенствами

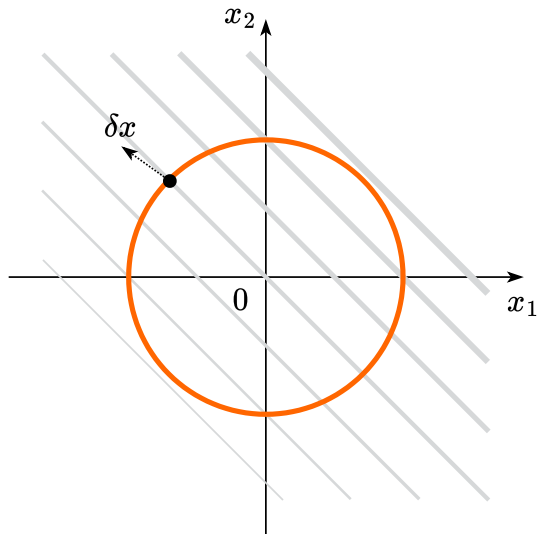


# Задачи с ограничениями-равенствами

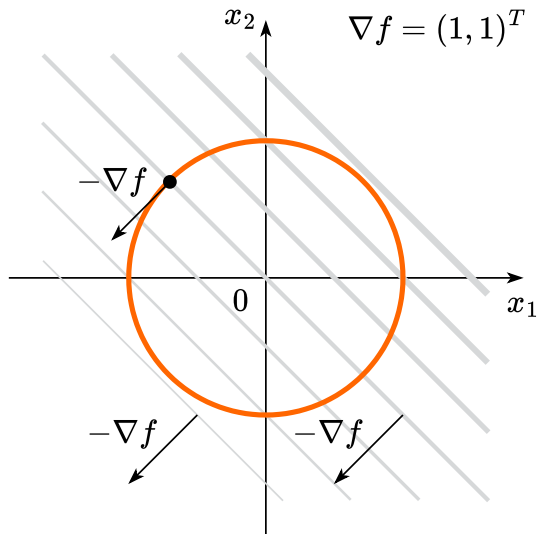




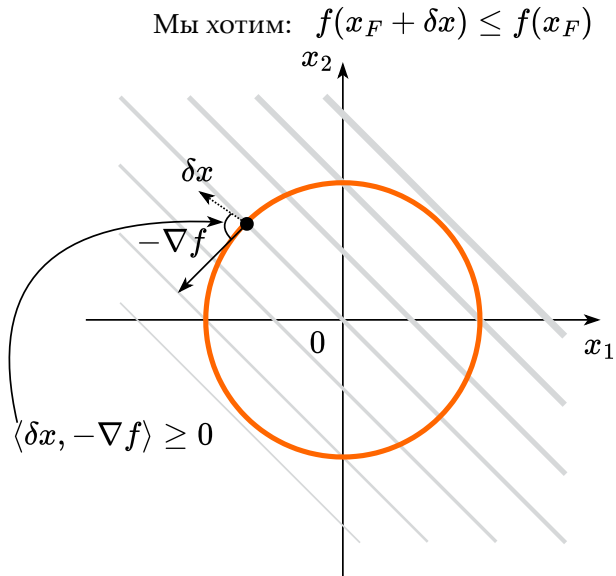
# Задачи с ограничениями-равенствами



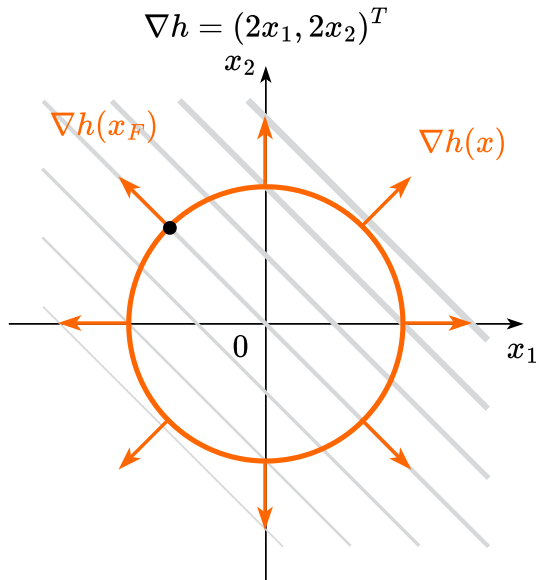
# Задачи с ограничениями-равенствами



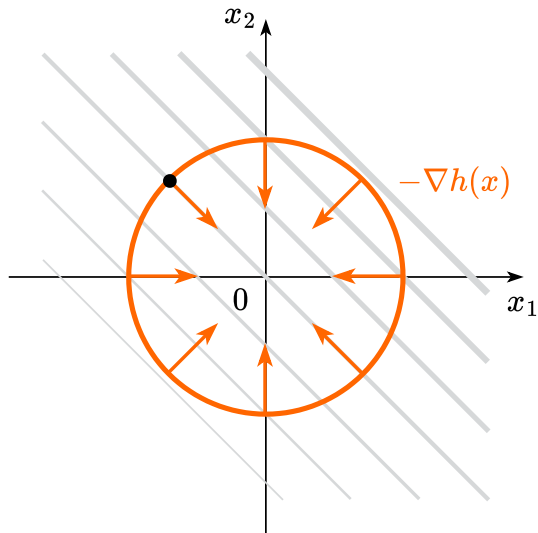
# Задачи с ограничениями-равенствами



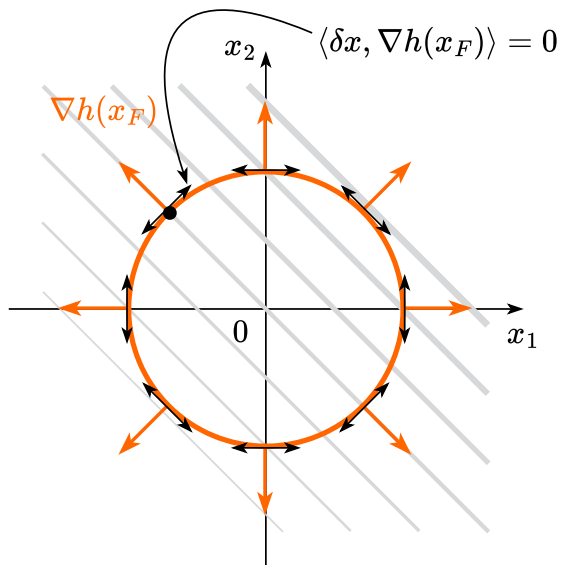
# Задачи с ограничениями-равенствами



# Задачи с ограничениями-равенствами



# Задачи с ограничениями-равенствами



# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

$$\langle \delta x, \nabla h(x_F) \rangle = 0$$



# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

$$\langle \delta x, \nabla h(x_F) \rangle = 0$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x_F) \rangle > 0$$

# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

$$\langle \delta x, \nabla h(x_F) \rangle = 0$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x_F) \rangle > 0$$

Предположим, что в процессе такого движения мы пришли в точку, где

# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

$$\langle \delta x, \nabla h(x_F) \rangle = 0$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x_F) \rangle > 0$$

Предположим, что в процессе такого движения мы пришли в точку, где

$$-\nabla f(x) = \nu \nabla h(x)$$

# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

$$\langle \delta x, \nabla h(x_F) \rangle = 0$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x_F) \rangle > 0$$

Предположим, что в процессе такого движения мы пришли в точку, где

$$-\nabla f(x) = \nu \nabla h(x)$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x) \rangle = \langle \delta x, \nu \nabla h(x) \rangle = 0$$

# Задачи с ограничениями-равенствами



В общем случае, чтобы двигаться от  $x_F$  вдоль допустимого множества и уменьшать значение функции, необходимо обеспечить два условия:

$$\langle \delta x, \nabla h(x_F) \rangle = 0$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x_F) \rangle > 0$$

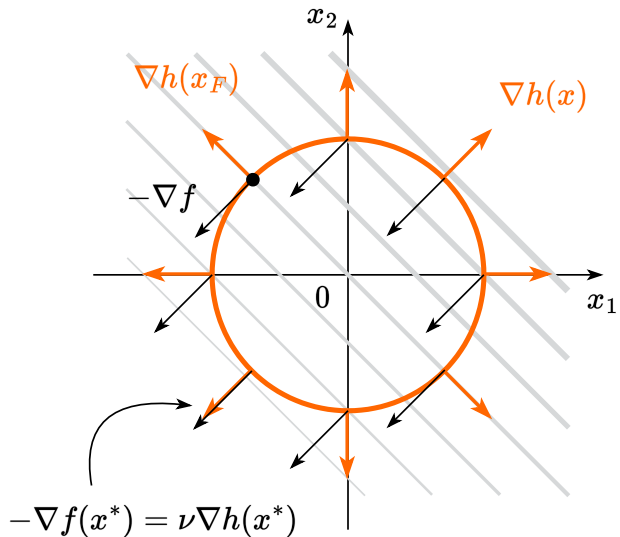
Предположим, что в процессе такого движения мы пришли в точку, где

$$-\nabla f(x) = \nu \nabla h(x)$$

$$\langle \delta x, -\nabla f(x) \rangle = \langle \delta x, \nu \nabla h(x) \rangle = 0$$

Тогда мы достигли такой точки допустимого множества, из которой нельзя уменьшить значение функции при допустимых малых сдвигах. Это и есть условие локального минимума в задаче с ограничением.

# Задачи с ограничениями-равенствами



# Лагранжиан



Давайте определим лагранжиан (для удобства):

$$L(x, \nu) = f(x) + \nu h(x)$$

# Лагранжиан



Давайте определим лагранжиан (для удобства):

$$L(x, \nu) = f(x) + \nu h(x)$$

Если задача *регулярная* (мы определим это понятие позже) и точка  $x^*$  является локальным минимумом для описанной выше задачи, то существует  $\nu^*$ :



# Лагранжиан



Давайте определим лагранжиан (для удобства):

$$L(x, \nu) = f(x) + \nu h(x)$$

Если задача *регулярная* (мы определим это понятие позже) и точка  $x^*$  является локальным минимумом для описанной выше задачи, то существует  $\nu^*$ :

Необходимые условия

Важно отметить, что  $L(x^*, \nu^*) = f(x^*)$ .

# Лагранжиан



Давайте определим лагранжиан (для удобства):

$$L(x, \nu) = f(x) + \nu h(x)$$

Если задача *регулярная* (мы определим это понятие позже) и точка  $x^*$  является локальным минимумом для описанной выше задачи, то существует  $\nu^*$ :

Необходимые условия

$$\nabla_x L(x^*, \nu^*) = 0 \text{ это мы уже написали выше}$$

Важно отметить, что  $L(x^*, \nu^*) = f(x^*)$ .

# Лагранжиан



Давайте определим лагранжиан (для удобства):

$$L(x, \nu) = f(x) + \nu h(x)$$

Если задача *регулярная* (мы определим это понятие позже) и точка  $x^*$  является локальным минимумом для описанной выше задачи, то существует  $\nu^*$ :

Необходимые условия

$$\nabla_x L(x^*, \nu^*) = 0 \text{ это мы уже написали выше}$$

$$\nabla_\nu L(x^*, \nu^*) = 0 \text{ бюджетное ограничение}$$

Важно отметить, что  $L(x^*, \nu^*) = f(x^*)$ .

# Задачи с ограничениями-равенствами



$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } h_i(x) &= 0, \quad i = 1, \dots, p \end{aligned}$$

(ECP)

$$L(x, \nu) = f(x) + \sum_{i=1}^p \nu_i h_i(x) = f(x) + \nu^\top h(x)$$

Пусть  $f(x)$  и  $h_i(x)$  дважды дифференцируемы в точке  $x^*$  и непрерывно дифференцируемы в некоторой окрестности  $x^*$ . Условия локального минимума для  $x \in \mathbb{R}^n, \nu \in \mathbb{R}^p$  записываются как

Необходимые условия

$$\nabla_x L(x^*, \nu^*) = 0$$

$$\nabla_\nu L(x^*, \nu^*) = 0$$

# Задача наименьших квадратов



## Example

Поставим задачу оптимизации и решим ее для линейной системы  $Ax = b$ ,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  для трех случаев (предполагая, что матрица имеет полный ранг):

- $m < n$

# Задача наименьших квадратов



## Example

Поставим задачу оптимизации и решим ее для линейной системы  $Ax = b$ ,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  для трех случаев (предполагая, что матрица имеет полный ранг):

- $m < n$
- $m = n$

# Задача наименьших квадратов



## Example

Поставим задачу оптимизации и решим ее для линейной системы  $Ax = b$ ,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  для трех случаев (предполагая, что матрица имеет полный ранг):

- $m < n$
- $m = n$
- $m > n$

# **Задачи с ограничениями-неравенствами**



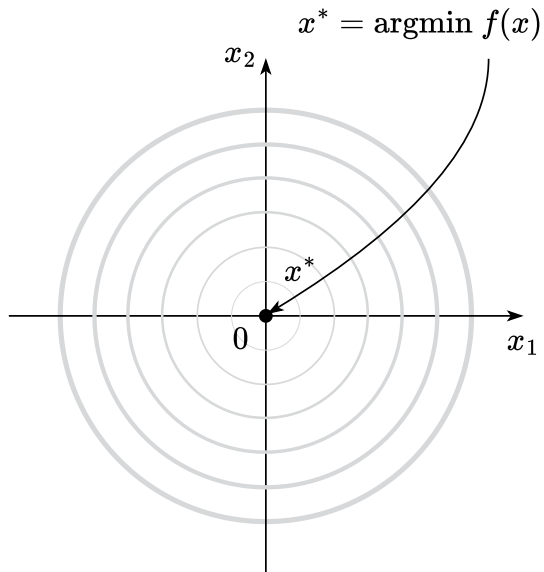
# Пример задачи с ограничениями-неравенствами



$$f(x) = x_1^2 + x_2^2 \quad g(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1$$

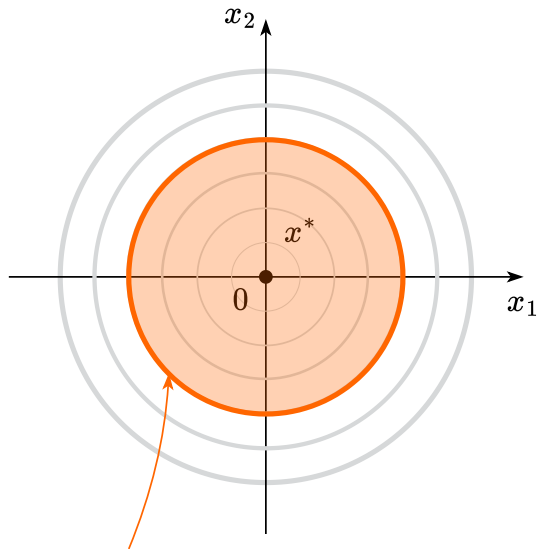
$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



Линии уровня  $f(x) = x_1^2 + x_2^2 = C$

# Задачи с ограничениями-неравенствами

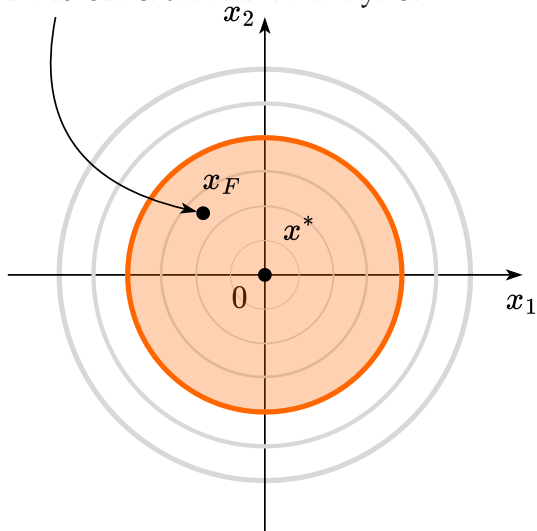


Бюджетное множество  $g(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1 \leq 0$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



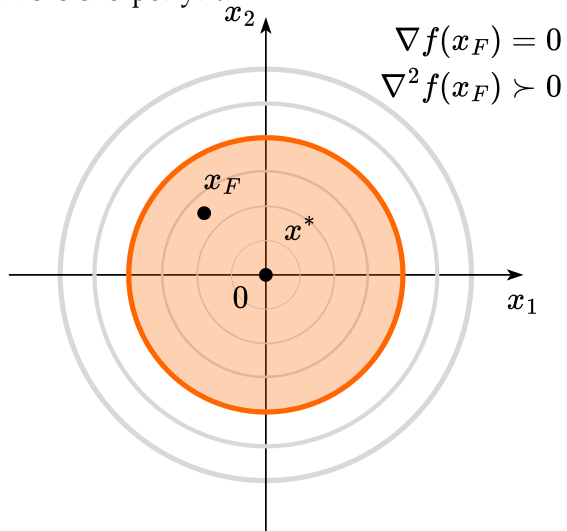
Как понять, что некоторая допустимая точка является локальным минимумом?



# Задачи с ограничениями-неравенствами



Просто! Проверим достаточные условия  
локального экстремума



# Задачи с ограничениями-неравенствами



Таким образом, если ограничения типа неравенства неактивны в условной задаче, то мы можем решать задачу без ограничений. Однако так бывает не всегда. Рассмотрим второй простой пример.

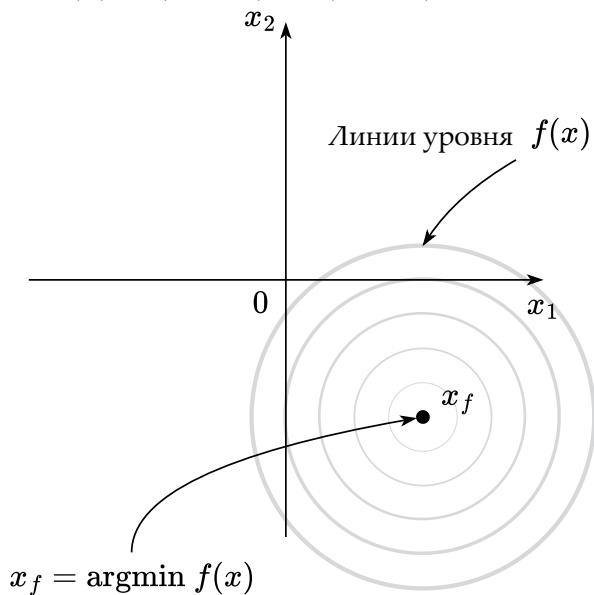
$$f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 \quad g(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1$$

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



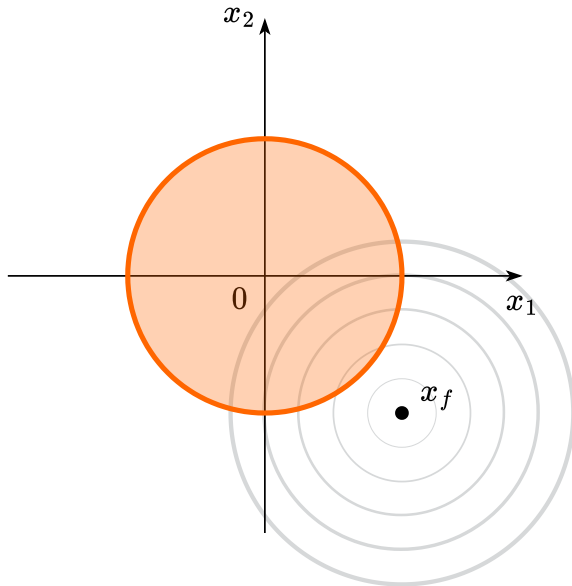
$$f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 = C$$



# Задачи с ограничениями-неравенствами



Бюджетное множество  $g(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1 \leq 0$

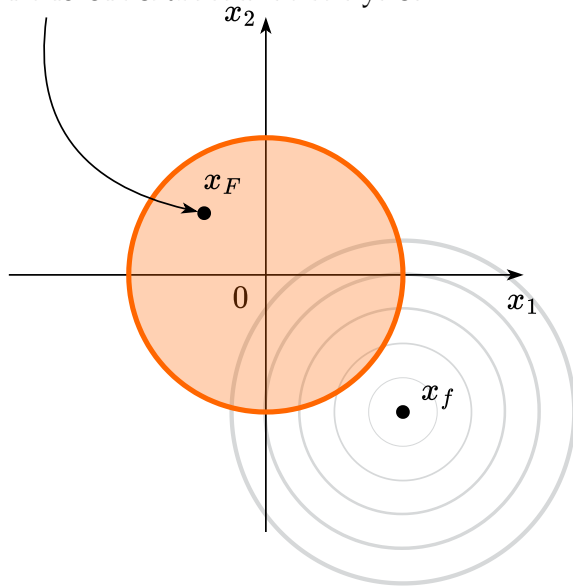




# Задачи с ограничениями-неравенствами



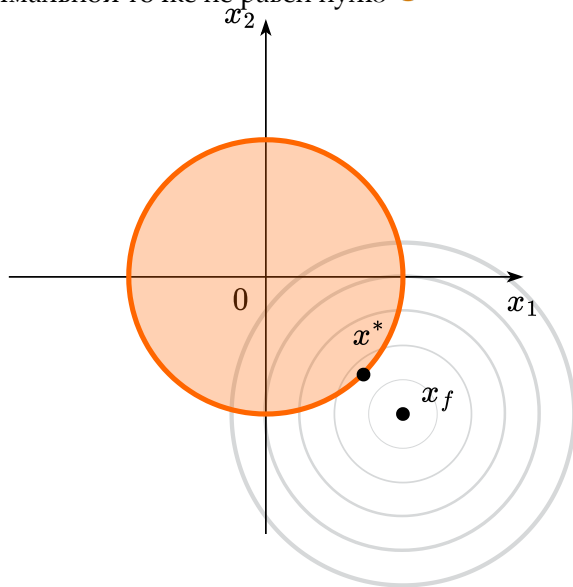
Как понять, что некоторая допустимая точка является локальным минимумом?



# Задачи с ограничениями-неравенствами



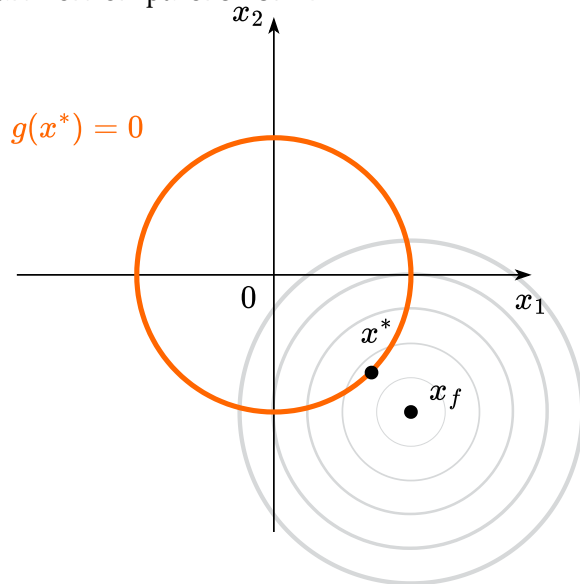
Не так просто! Даже градиент  
в оптимальной точке не равен нулю 😭



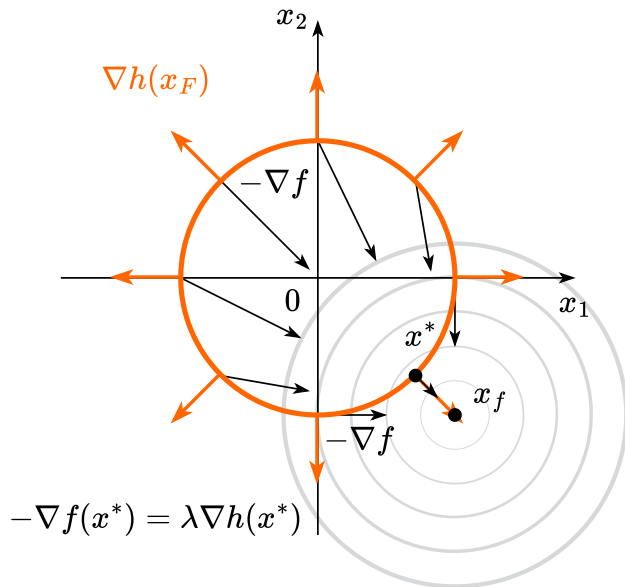
# Задачи с ограничениями-неравенствами



Фактически имеем задачу  
с ограничением-равенством 💡



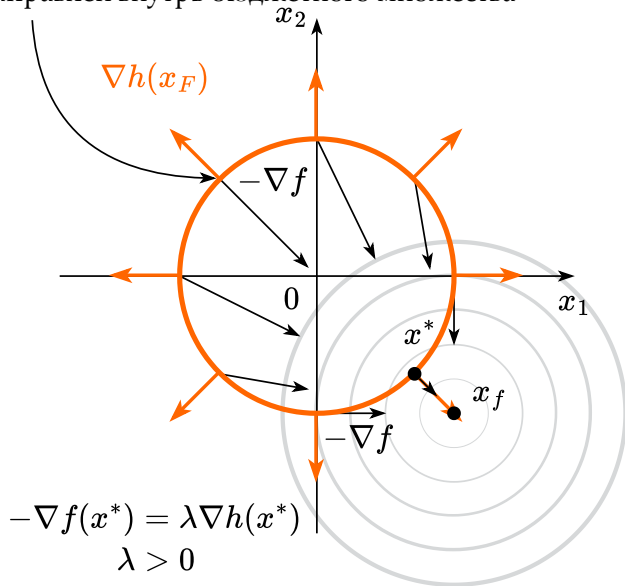
# Задачи с ограничениями-неравенствами



# Задачи с ограничениями-неравенствами



Не является локальным минимумом, т.к.  $-\nabla f(x)$   
направлен внутрь бюджетного множества



# Задачи с ограничениями-неравенствами



Итак, у нас есть задача:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Два возможных случая:

$g(x) \leq 0$  неактивно:  $g(x^*) < 0$

- $g(x^*) < 0$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



Итак, у нас есть задача:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Два возможных случая:

$g(x) \leq 0$  неактивно:  $g(x^*) < 0$

- $g(x^*) < 0$
- $\nabla f(x^*) = 0$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



Итак, у нас есть задача:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Два возможных случая:

$g(x) \leq 0$  неактивно:  $g(x^*) < 0$

- $g(x^*) < 0$
- $\nabla f(x^*) = 0$
- $\nabla^2 f(x^*) \succ 0$



# Задачи с ограничениями-неравенствами



Итак, у нас есть задача:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Два возможных случая:

$g(x) \leq 0$  неактивно:  $g(x^*) < 0$

- $g(x^*) < 0$
- $\nabla f(x^*) = 0$
- $\nabla^2 f(x^*) \succ 0$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



Итак, у нас есть задача:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Два возможных случая:

$g(x) \leq 0$  неактивно:  $g(x^*) < 0$

- $g(x^*) < 0$
- $\nabla f(x^*) = 0$
- $\nabla^2 f(x^*) \succ 0$

$g(x) \leq 0$  активно:  $g(x^*) = 0$

- $g(x^*) = 0$

# Задачи с ограничениями-неравенствами



Итак, у нас есть задача:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Два возможных случая:

$g(x) \leq 0$  неактивно:  $g(x^*) < 0$

- $g(x^*) < 0$
- $\nabla f(x^*) = 0$
- $\nabla^2 f(x^*) \succ 0$

$g(x) \leq 0$  активно:  $g(x^*) = 0$

- $g(x^*) = 0$
- Необходимые условия:  $-\nabla f(x^*) = \lambda \nabla g(x^*)$ ,  $\lambda > 0$

# Лагранжиан для задач с ограничениями-неравенствами

Объединяя два возможных случая, мы можем записать общие условия для задачи:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Определим функцию Лагранжа:

$$L(x, \lambda) = f(x) + \lambda g(x)$$

Классические условия Каруша-Куна-Таккера для локального минимума  $x^*$ , сформулированные при некоторых условиях регулярности, можно записать следующим образом.

# Лагранжиан для задач с ограничениями-неравенствами

Объединяя два возможных случая, мы можем записать общие условия для задачи:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} \\ \text{s.t. } g(x) &\leq 0 \end{aligned}$$

Определим функцию Лагранжа:

$$L(x, \lambda) = f(x) + \lambda g(x)$$

Классические условия Каруша-Куна-Таккера для локального минимума  $x^*$ , сформулированные при некоторых условиях регулярности, можно записать следующим образом.

Если  $x^*$  является локальным минимумом для описанной выше задачи, то существует единственный множитель Лагранжа  $\lambda^*$  такой, что:

- (1)  $\nabla_x L(x^*, \lambda^*) = 0$
- (2)  $\lambda^* \geq 0$
- (3)  $\lambda^* g(x^*) = 0$
- (4)  $g(x^*) \leq 0$

# Общая формулировка



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

Данная формулировка является общей задачей математического программирования.

Решение включает в себя построение лагранжиана:

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

# Необходимые условия



Пусть  $x^*, (\lambda^*, \nu^*)$  является решением **регулярной** задачи математического программирования. Пусть также функции  $f_0, f_i, h_i$  дифференцируемы.

- $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$

# Необходимые условия



Пусть  $x^*, (\lambda^*, \nu^*)$  является решением **регулярной** задачи математического программирования. Пусть также функции  $f_0, f_i, h_i$  дифференцируемы.

- $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\nabla_\nu L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$



# Необходимые условия

Пусть  $x^*, (\lambda^*, \nu^*)$  является решением **регулярной** задачи математического программирования. Пусть также функции  $f_0, f_i, h_i$  дифференцируемы.

- $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\nabla_\nu L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\lambda_i^* \geq 0, i = 1, \dots, m$

# Необходимые условия

Пусть  $x^*$ ,  $(\lambda^*, \nu^*)$  является решением **регулярной** задачи математического программирования. Пусть также функции  $f_0, f_i, h_i$  дифференцируемы.

- $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\nabla_\nu L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\lambda_i^* \geq 0, i = 1, \dots, m$
- $\lambda_i^* f_i(x^*) = 0, i = 1, \dots, m$

# Необходимые условия

Пусть  $x^*, (\lambda^*, \nu^*)$  является решением **регулярной** задачи математического программирования. Пусть также функции  $f_0, f_i, h_i$  дифференцируемы.

- $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\nabla_\nu L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
- $\lambda_i^* \geq 0, i = 1, \dots, m$
- $\lambda_i^* f_i(x^*) = 0, i = 1, \dots, m$
- $f_i(x^*) \leq 0, i = 1, \dots, m$

# Некоторые условия регулярности



Эти условия нужны для того, чтобы условия Каруша-Куна-Таккера стали необходимыми условиями. Некоторые из них даже превращают необходимые условия в достаточные (например, условие Слейтера).

- **Условие Слейтера.** Если для выпуклой задачи (при минимизации, с выпуклыми  $f_0, f_i$  и аффинными  $h_i$ ) существует точка  $x$  такая, что  $h(x) = 0$  и  $f_i(x) < 0$  (существует строго допустимая точка), и условия Каруша—Куна—Таккера становятся необходимыми и достаточными.

# Некоторые условия регулярности

Эти условия нужны для того, чтобы условия Каруша-Куна-Таккера стали необходимыми условиями. Некоторые из них даже превращают необходимые условия в достаточные (например, условие Слейтера).

- **Условие Слейтера.** Если для выпуклой задачи (при минимизации, с выпуклыми  $f_0, f_i$  и аффинными  $h_i$ ) существует точка  $x$  такая, что  $h(x) = 0$  и  $f_i(x) < 0$  (существует строго допустимая точка), и условия Каруша—Куна—Таккера становятся необходимыми и достаточными.
- **Условие линейной квалификации ограничений.** Если  $f_i$  и  $h_i$  являются аффинными функциями, то никаких других условий не требуется.

# Некоторые условия регулярности

Эти условия нужны для того, чтобы условия Каруша-Куна-Таккера стали необходимыми условиями. Некоторые из них даже превращают необходимые условия в достаточные (например, условие Слейтера).

- **Условие Слейтера.** Если для выпуклой задачи (при минимизации, с выпуклыми  $f_0, f_i$  и аффинными  $h_i$ ) существует точка  $x$  такая, что  $h(x) = 0$  и  $f_i(x) < 0$  (существует строго допустимая точка), и условия Каруша—Куна—Таккера становятся необходимыми и достаточными.
- **Условие линейной квалификации ограничений.** Если  $f_i$  и  $h_i$  являются аффинными функциями, то никаких других условий не требуется.
- **Условие линейной независимости ограничений.** Градиенты активных ограничений неравенства и градиенты ограничений равенства линейно независимы в точке  $x^*$ .

# Некоторые условия регулярности



Эти условия нужны для того, чтобы условия Каруша-Куна-Таккера стали необходимыми условиями. Некоторые из них даже превращают необходимые условия в достаточные (например, условие Слейтера).

- **Условие Слейтера.** Если для выпуклой задачи (при минимизации, с выпуклыми  $f_0, f_i$  и аффинными  $h_i$ ) существует точка  $x$  такая, что  $h(x) = 0$  и  $f_i(x) < 0$  (существует строго допустимая точка), и условия Каруша—Куна—Таккера становятся необходимыми и достаточными.
- **Условие линейной квалификации ограничений.** Если  $f_i$  и  $h_i$  являются аффинными функциями, то никаких других условий не требуется.
- **Условие линейной независимости ограничений.** Градиенты активных ограничений неравенства и градиенты ограничений равенства линейно независимы в точке  $x^*$ .
- Для других примеров см. wiki.

# Пример. Проекция на гиперплоскость



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{a}^T \mathbf{x} = b.$$



# Пример. Проекция на гиперплоскость



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{a}^T \mathbf{x} = b.$$

**Решение**

Лагранжиан:

# Пример. Проекция на гиперплоскость



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{a}^T \mathbf{x} = b.$$

**Решение**

Лагранжиан:

$$L(\mathbf{x}, \nu) = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \nu(\mathbf{a}^T \mathbf{x} - b)$$

# Пример. Проекция на гиперплоскость



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{a}^T \mathbf{x} = b.$$

**Решение**

Лагранжиан:

$$L(\mathbf{x}, \nu) = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \nu(\mathbf{a}^T \mathbf{x} - b)$$

Производная  $L$  по  $\mathbf{x}$ :

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{x} - \mathbf{y} + \nu \mathbf{a} = 0, \quad \mathbf{x} = \mathbf{y} - \nu \mathbf{a}$$

# Пример. Проекция на гиперплоскость



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{a}^T \mathbf{x} = b.$$

**Решение**

Лагранжиан:

$$L(\mathbf{x}, \nu) = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \nu(\mathbf{a}^T \mathbf{x} - b)$$

Производная  $L$  по  $\mathbf{x}$ :

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{x} - \mathbf{y} + \nu \mathbf{a} = 0, \quad \mathbf{x} = \mathbf{y} - \nu \mathbf{a}$$

$$\mathbf{a}^T \mathbf{x} = \mathbf{a}^T \mathbf{y} - \nu \mathbf{a}^T \mathbf{a} \quad \nu = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{y} - b}{\|\mathbf{a}\|^2}$$

# Пример. Проекция на гиперплоскость



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{a}^T \mathbf{x} = b.$$

**Решение**

Лагранжиан:

$$L(\mathbf{x}, \nu) = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \nu(\mathbf{a}^T \mathbf{x} - b)$$

Производная  $L$  по  $\mathbf{x}$ :

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{x} - \mathbf{y} + \nu \mathbf{a} = 0, \quad \mathbf{x} = \mathbf{y} - \nu \mathbf{a}$$

$$\mathbf{a}^T \mathbf{x} = \mathbf{a}^T \mathbf{y} - \nu \mathbf{a}^T \mathbf{a} \quad \nu = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{y} - b}{\|\mathbf{a}\|^2}$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{y} - \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{y} - b}{\|\mathbf{a}\|^2} \mathbf{a}$$

## Пример. Проекция на единичный симплекс



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

# Пример. Проекция на единичный симплекс



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

# Пример. Проекция на единичный симплекс



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$



# Пример. Проекция на единичный симплекс



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$
- $\lambda_i x_i = 0$

# Пример. Проекция на единичный симплекс



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$
- $\lambda_i x_i = 0$
- $\lambda_i \geq 0$

# Пример. Проекция на единичный симплекс

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$
- $\lambda_i x_i = 0$
- $\lambda_i \geq 0$
- $\mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0$

# Пример. Проекция на единичный симплекс

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$
- $\lambda_i x_i = 0$
- $\lambda_i \geq 0$
- $\mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0$

# Пример. Проекция на единичный симплекс

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$
- $\lambda_i x_i = 0$
- $\lambda_i \geq 0$
- $\mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0$

### Question

Решите систему выше за  $O(n \log n)$ .

# Пример. Проекция на единичный симплекс



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2, \quad \text{s.t. } \mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0.$$

## Условия ККТ

Лагранжиан задается следующим образом:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 - \sum_i \lambda_i x_i + \nu (\mathbf{x}^\top \mathbf{1} - 1)$$

Взяв производную  $L$  по  $x_i$  и записав ККТ, мы получаем:

- $\frac{\partial L}{\partial x_i} = x_i - y_i - \lambda_i + \nu = 0$
- $\lambda_i x_i = 0$
- $\lambda_i \geq 0$
- $\mathbf{x}^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mathbf{x} \geq 0$

### i Question

Решите систему выше за  $O(n \log n)$ .

### i Question

Решите систему выше за  $O(n)$ .

# Ссылки



- Лекция по условиям KKT (очень интуитивное объяснение) в курсе "Элементы статистического обучения" @ KTH.

# Ссылки



- Лекция по условиям ККТ (очень интуитивное объяснение) в курсе "Элементы статистического обучения" @ КТН.
- Однострочное доказательство ККТ



# Ссылки



- Лекция по условиям ККТ (очень интуитивное объяснение) в курсе "Элементы статистического обучения" @ KTH.
- Однострочное доказательство ККТ
- О втором порядке оптимальности для задач оптимизации с ограничениями неравенства

# Ссылки



- Лекция по условиям ККТ (очень интуитивное объяснение) в курсе "Элементы статистического обучения" @ KTH.
- Однострочное доказательство ККТ
- О втором порядке оптимальности для задач оптимизации с ограничениями неравенства
- О втором порядке оптимальности в нелинейной оптимизации

# Ссылки



- Лекция по условиям KKT (очень интуитивное объяснение) в курсе "Элементы статистического обучения" @ KTH.
- Однострочное доказательство KKT
- О втором порядке оптимальности для задач оптимизации с ограничениями неравенства
- О втором порядке оптимальности в нелинейной оптимизации
- Численная оптимизация by Jorge Nocedal and Stephen J. Wright.