

Субградиент и субдифференциал

Даниил Меркулов

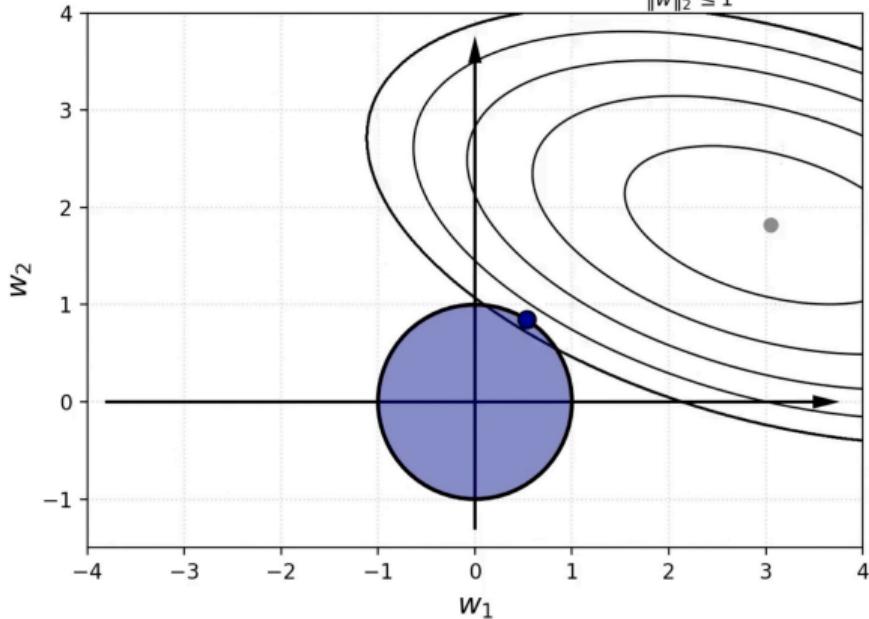
Методы оптимизации. МФТИ

Негладкие задачи

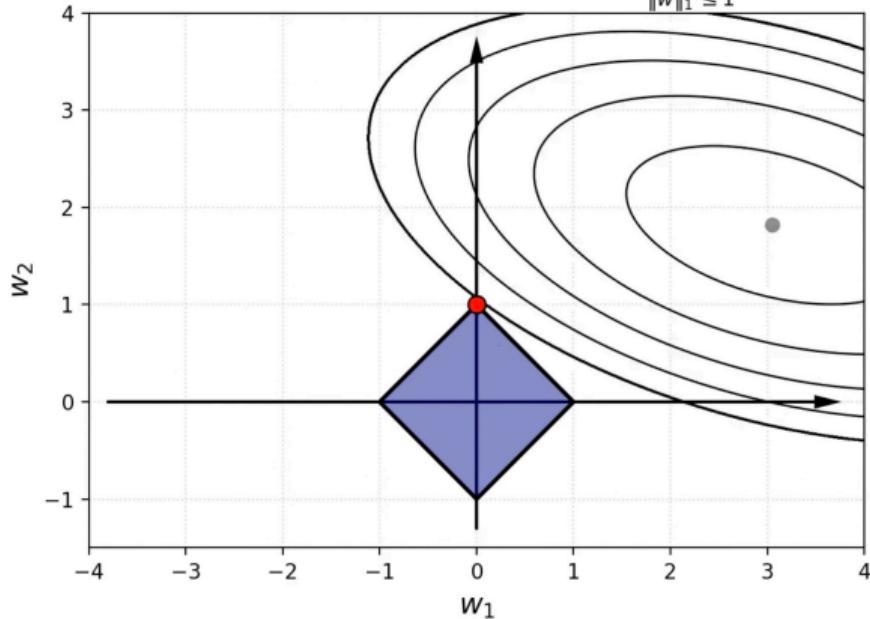
Задача наименьших квадратов с ℓ_1 -регуляризацией

ℓ_1 induces sparsity

ℓ_2 regularization. $\|Xw - y\|_2^2 \rightarrow \min_{\|w\|_2 \leq 1}$



ℓ_1 regularization. $\|Xw - y\|_2^2 \rightarrow \min_{\|w\|_1 \leq 1}$



@fminxyz

Нормы не являются гладкими

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x),$$

Рассмотрим классическую выпуклую задачу оптимизации. Мы предполагаем, что $f(x)$ является выпуклой функцией, но теперь мы не требуем гладкости.

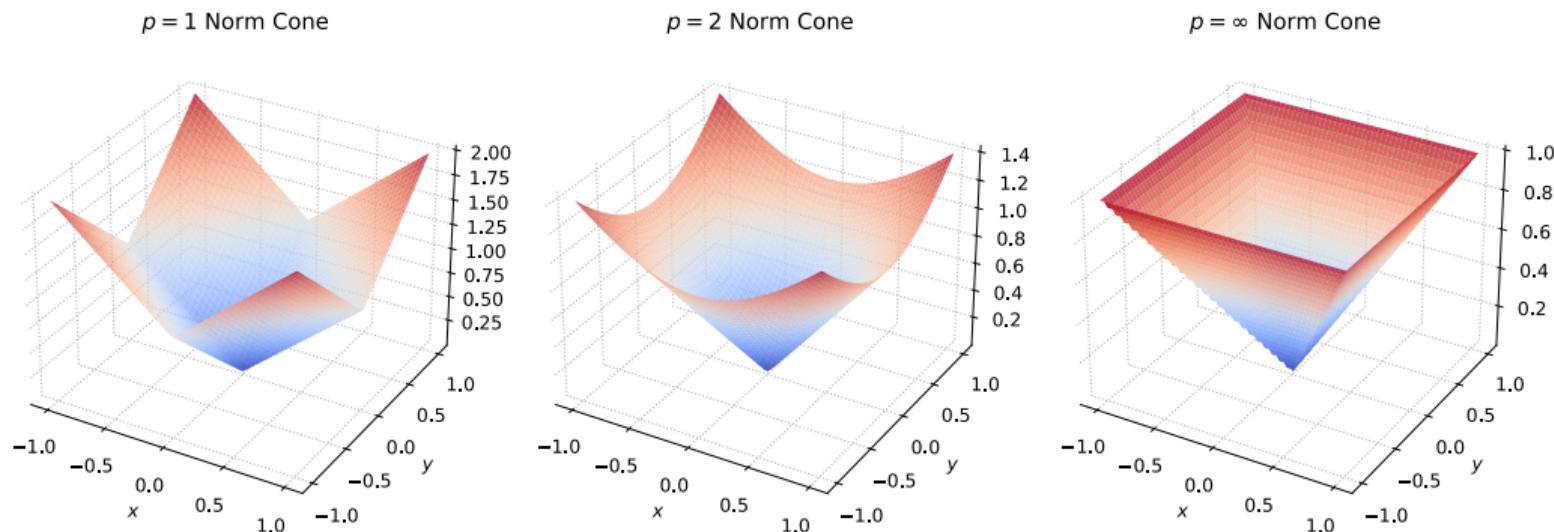


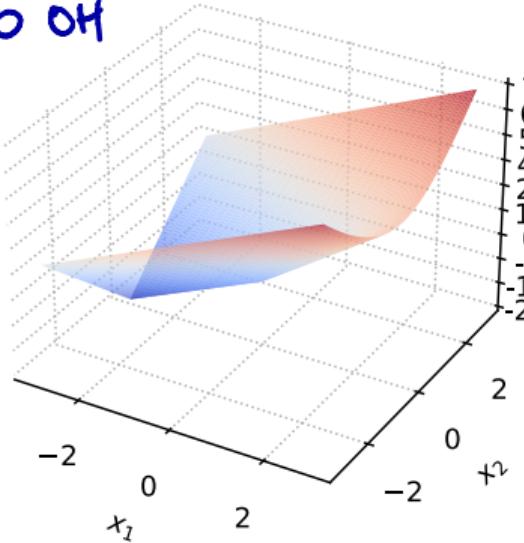
Рис. 1: Нормы конусов для разных p — нормы не являются гладкими

Пример Вульфа проблема негладких задач не в том, что

нельзя посчитать градиент,

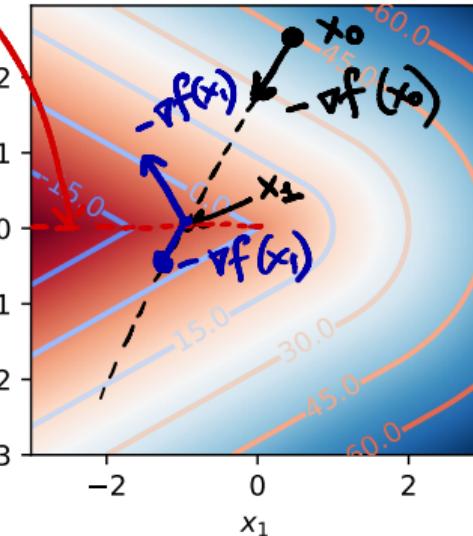
а в том, что он

меняется
скачком



Wolfe's example

$$\text{найти } d_1 = \underset{d \in \mathbb{R}^+}{\operatorname{argmin}} f(x_0 - d \nabla f(x_0))$$



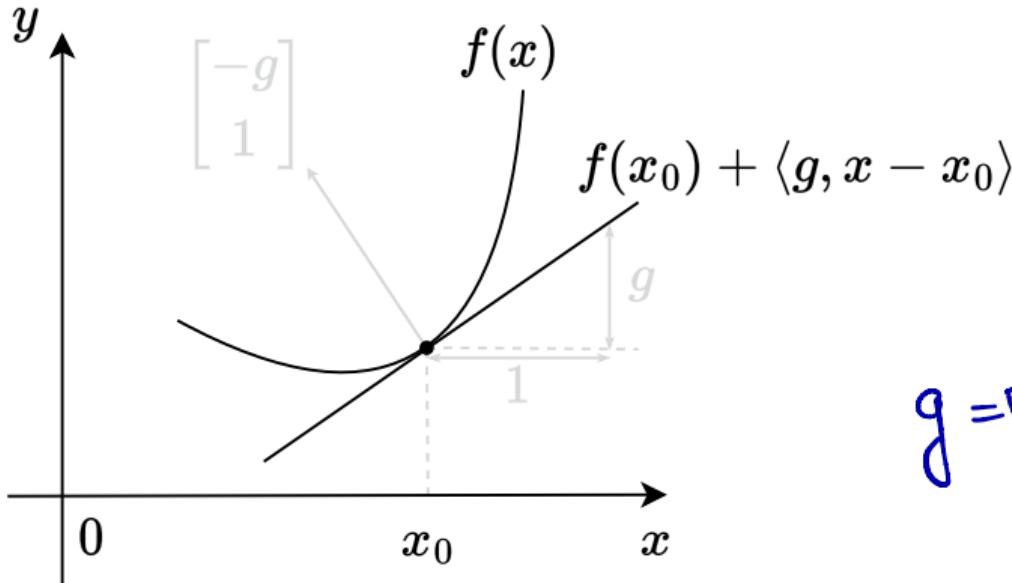
$$x_1 = x_1(d)$$

наиболее
спуск

Рис. 2: Пример Вульфа. Открыть в Colab

Вычисление субградиента

Линейная нижняя оценка выпуклых функций



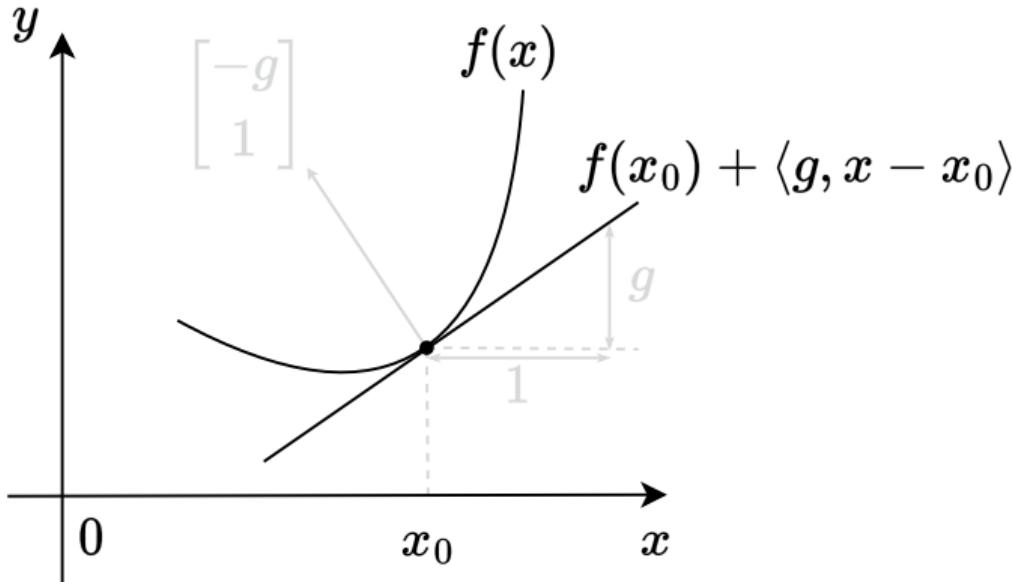
Важное свойство непрерывной выпуклой функции $f(x)$ заключается в том, что для любой выбранной точки x_0 для всех $x \in \text{dom } f$ выполняется неравенство:

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

$f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$
 $g = \nabla f(x_0)$ ↑ глобальная оценка
снизу

Рис. 3: Линейная аппроксимация Тейлора служит глобальной нижней оценкой для выпуклой функции

Линейная нижняя оценка выпуклых функций



Важное свойство непрерывной выпуклой функции $f(x)$ заключается в том, что для любой выбранной точки x_0 для всех $x \in \text{dom } f$ выполняется неравенство:

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

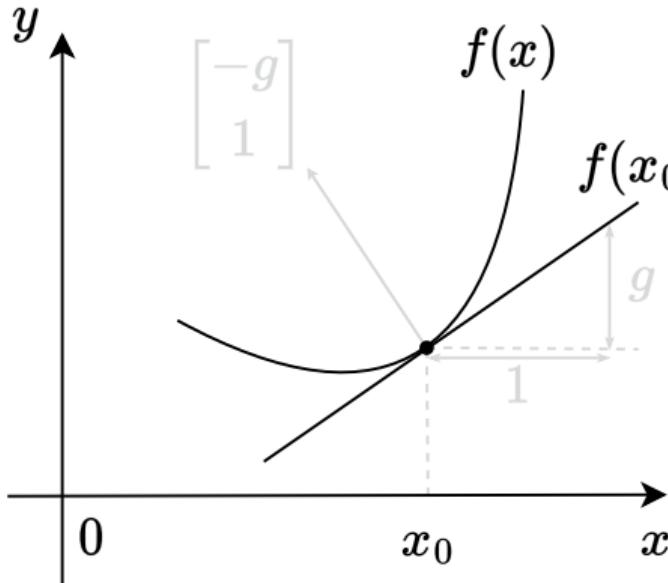
для некоторого вектора g , т.е. касательная к графику функции является *глобальной* нижней оценкой для функции.

- Если $f(x)$ дифференцируема, то $g = \nabla f(x_0)$.



Рис. 3: Линейная аппроксимация Тейлора служит глобальной нижней оценкой для выпуклой функции

Линейная нижняя оценка выпуклых функций



Важное свойство непрерывной выпуклой функции $f(x)$ заключается в том, что для любой выбранной точки x_0 для всех $x \in \text{dom } f$ выполняется неравенство:

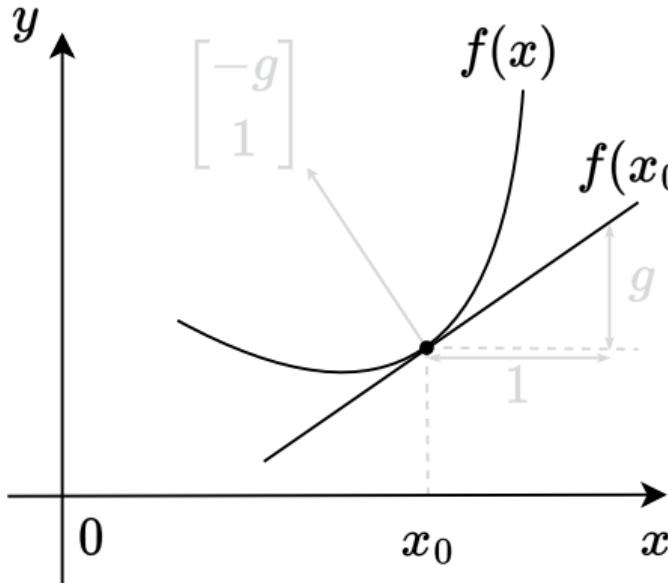
$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

для некоторого вектора g , т.е. касательная к графику функции является *глобальной* нижней оценкой для функции.

- Если $f(x)$ дифференцируема, то $g = \nabla f(x_0)$.
- Не все непрерывные выпуклые функции дифференцируемы.

Рис. 3: Линейная аппроксимация Тейлора служит глобальной нижней оценкой для выпуклой функции

Линейная нижняя оценка выпуклых функций



Важное свойство непрерывной выпуклой функции $f(x)$ заключается в том, что для любой выбранной точки x_0 для всех $x \in \text{dom } f$ выполняется неравенство:

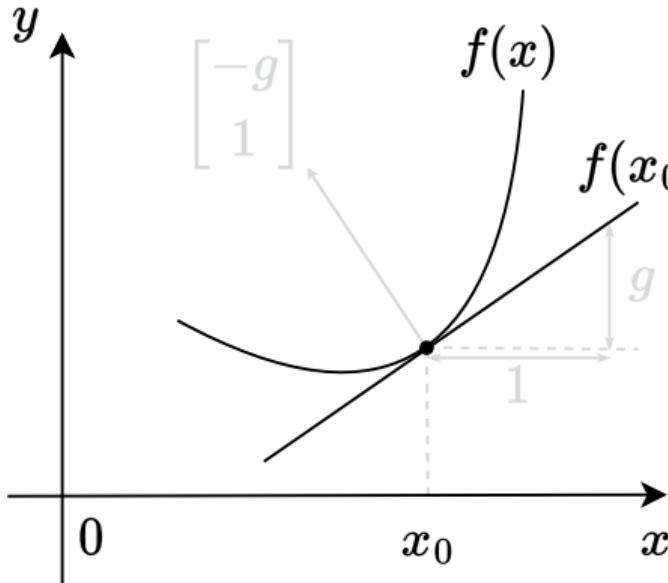
$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

для некоторого вектора g , т.е. касательная к графику функции является *глобальной* нижней оценкой для функции.

- Если $f(x)$ дифференцируема, то $g = \nabla f(x_0)$.
- Не все непрерывные выпуклые функции дифференцируемы.

Рис. 3: Линейная аппроксимация Тейлора служит глобальной нижней оценкой для выпуклой функции

Линейная нижняя оценка выпуклых функций



Важное свойство непрерывной выпуклой функции $f(x)$ заключается в том, что для любой выбранной точки x_0 для всех $x \in \text{dom } f$ выполняется неравенство:

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

для некоторого вектора g , т.е. касательная к графику функции является *глобальной* нижней оценкой для функции.

- Если $f(x)$ дифференцируема, то $g = \nabla f(x_0)$.
- Не все непрерывные выпуклые функции дифференцируемы.

Мы не хотим потерять такое удобное свойство.

Рис. 3: Линейная аппроксимация Тейлора служит глобальной нижней оценкой для выпуклой функции

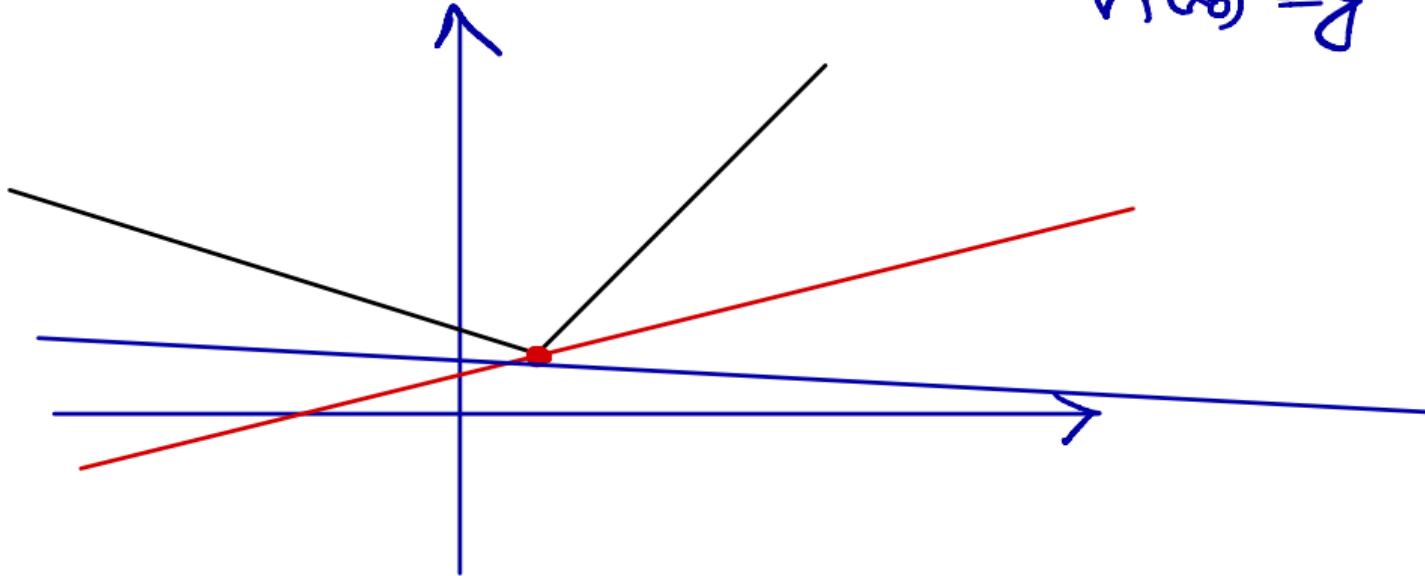
Субградиент и субдифференциал

Вектор g называется **субградиентом** функции $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$ в точке x_0 , если $\forall x \in S$:

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

в чистом случае

$$\nabla f(x_0) = g$$



Субградиент и субдифференциал

Вектор g называется **субградиентом** функции $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$ в точке x_0 , если $\forall x \in S:$

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

Множество всех субградиентов функции $f(x)$ в точке x_0 называется **субдифференциалом** функции f в точке x_0 и обозначается $\partial f(x_0)$. $\text{\textbackslash partial } f(x_0)$

Субградиент и субдифференциал

Вектор g называется **субградиентом** функции $f(x) : S \rightarrow \mathbb{R}$ в точке x_0 , если $\forall x \in S$:

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

Множество всех субградиентов функции $f(x)$ в точке x_0 называется **субдифференциалом** функции f в точке x_0 и обозначается $\partial f(x_0)$.

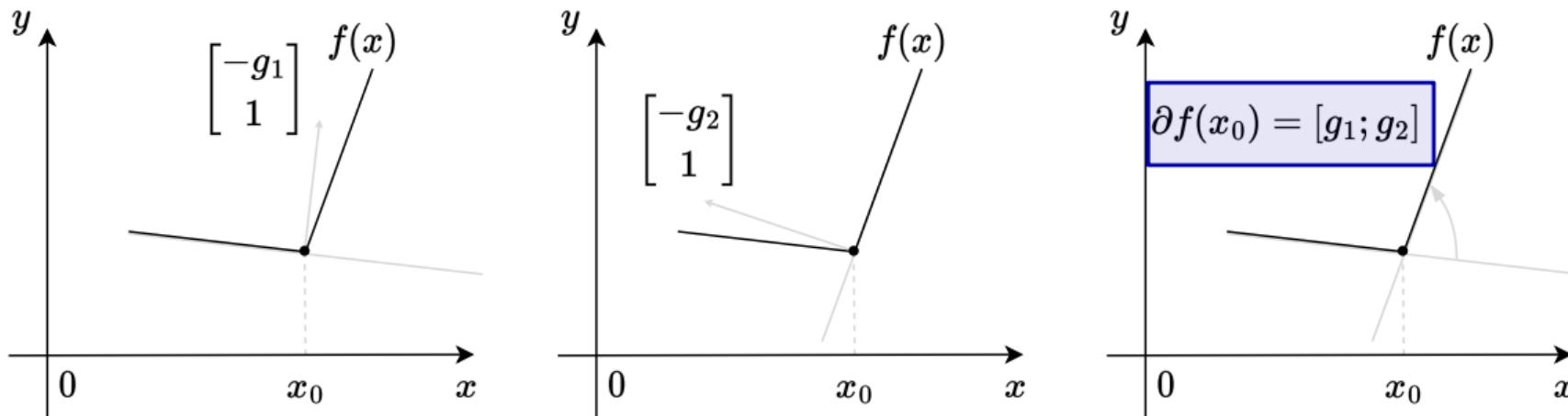
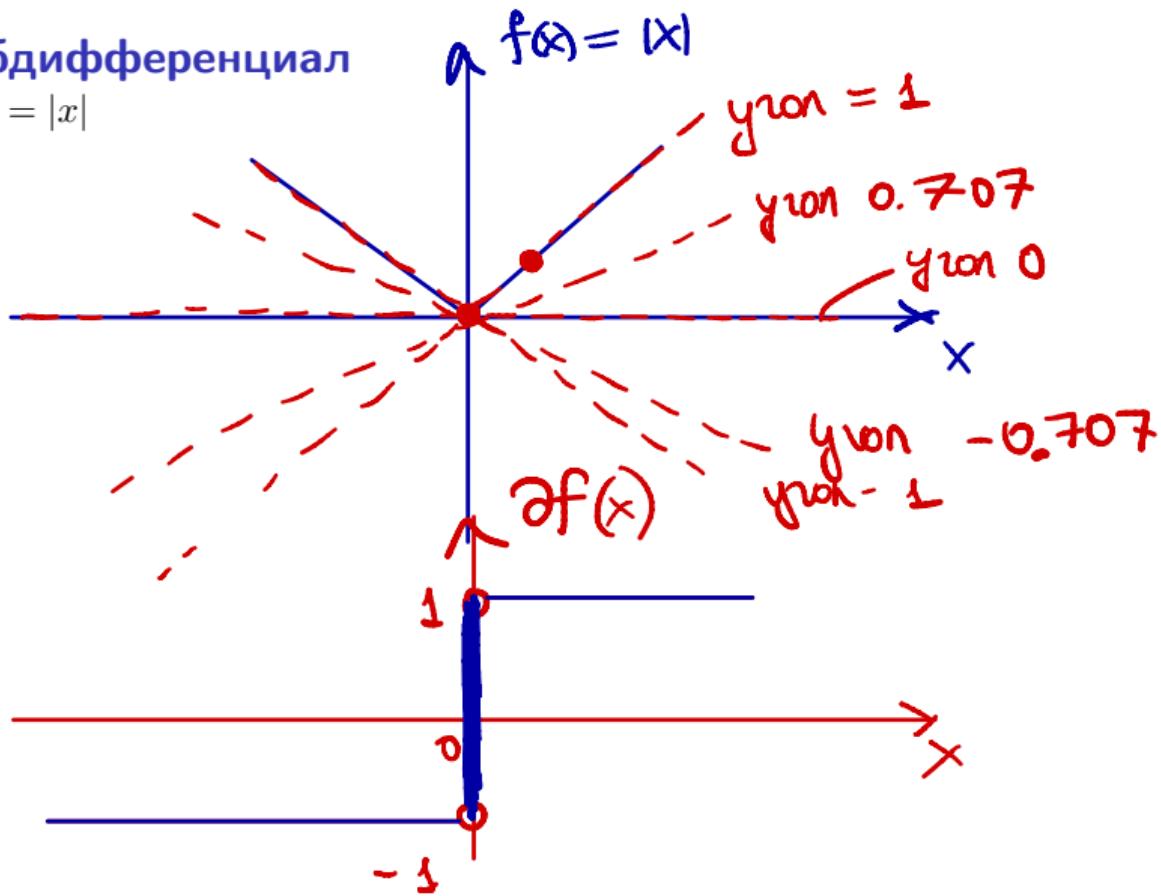


Рис. 4: Субдифференциал — это множество всех возможных субградиентов

Субградиент и субдифференциал

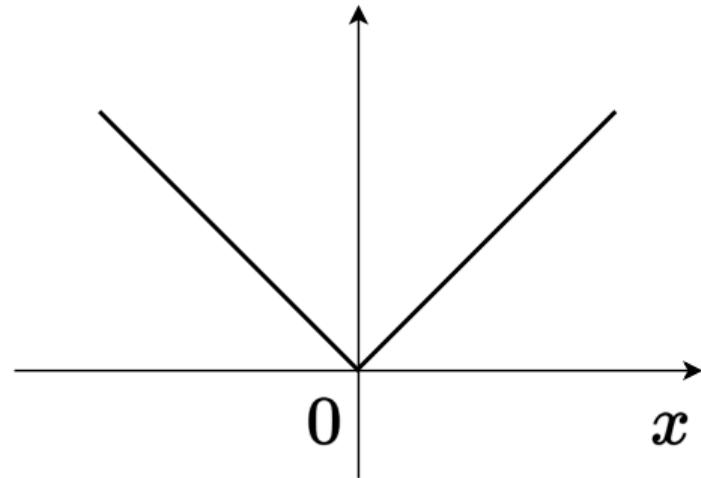
Найдите $\partial f(x)$, если $f(x) = |x|$



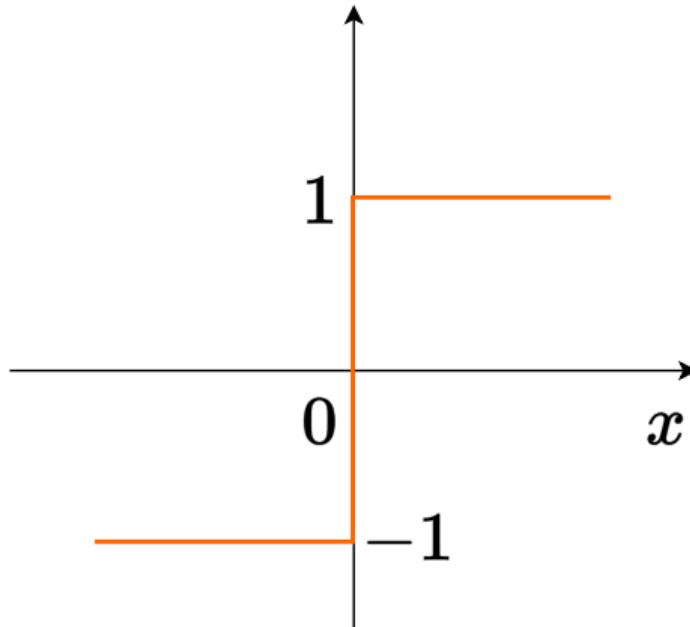
Субградиент и субдифференциал

Найдите $\partial f(x)$, если $f(x) = |x|$

$$f(x) = |x|$$

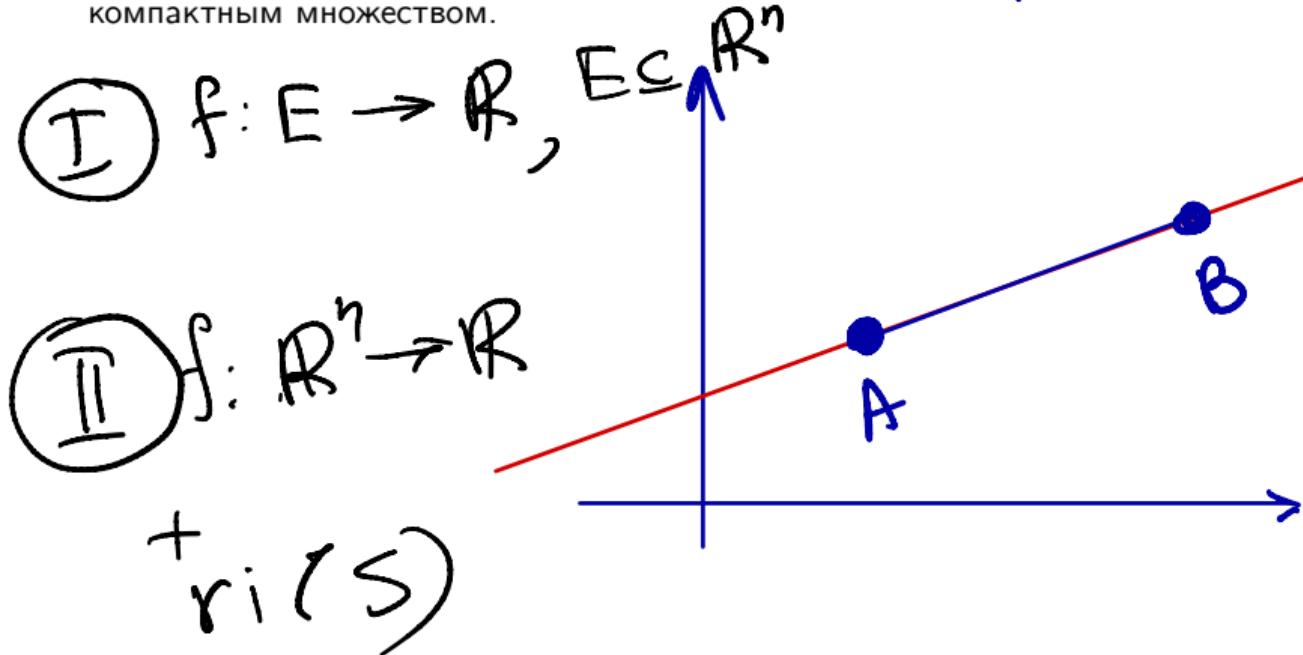


$$\partial f(x)$$



Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.



relative interior $(S) = \{x \in S : \exists \varepsilon > 0 \text{ such that } B_\varepsilon(x) \cap \text{aff}(S) \subseteq S\}$

$$\text{int}(AB) = \emptyset$$

$\text{ri}(AB)$ - отрезок

AB без концов

Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}.$

Свойства субдифференциала

$f: S \rightarrow \mathbb{R}$

$S \subseteq \mathbb{R}^n$

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.
- Если $\partial f(x_0) \neq \emptyset \quad \forall x_0 \in S$, то $f(x)$ выпукла на S .

Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.
- Если $\partial f(x_0) \neq \emptyset \quad \forall x_0 \in S$, то $f(x)$ выпукла на S .

Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.
- Если $\partial f(x_0) \neq \emptyset \quad \forall x_0 \in S$, то $f(x)$ выпукла на S .

Субдифференциал дифференцируемой функции

$$S \subseteq \mathbb{R}^n$$

Пусть $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ — функция, определенная на множестве S в евклидовом пространстве \mathbb{R}^n . Если $x_0 \in \text{ri}(S)$ и f дифференцируема в точке x_0 , то либо $\partial f(x_0) = \emptyset$ либо $\partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$. Более того, если функция f выпукла, то первая ситуация невозможна.

$s \in \partial f(x_0) \Rightarrow s$ -субградиент

Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.
- Если $\partial f(x_0) \neq \emptyset \quad \forall x_0 \in S$, то $f(x)$ выпукла на S .

i Субдифференциал дифференцируемой функции

Пусть $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ — функция, определенная на множестве S в евклидовом пространстве \mathbb{R}^n . Если $x_0 \in \text{ri}(S)$ и f дифференцируема в точке x_0 , то либо $\partial f(x_0) = \emptyset$ либо $\partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$. Более того, если функция f выпукла, то первая ситуация невозможна.

Доказательство

- Пусть $s \in \partial f(x_0)$ для некоторого $s \in \mathbb{R}^n$ отличного от $\nabla f(x_0)$. Пусть $v \in \mathbb{R}^n$ — единичный вектор. Поскольку x_0 является внутренней точкой множества S , существует $\delta > 0$ такое, что $x_0 + tv \in S$ для всех $0 < t < \delta$. По определению субградиента:

$$f(x_0 + tv) \geq f(x_0) + t\langle s, v \rangle$$

g - субградиент

$$f(x + \Delta x) \geq f(x) + \langle g, \Delta x \rangle$$

Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.
- Если $\partial f(x_0) \neq \emptyset \quad \forall x_0 \in S$, то $f(x)$ выпукла на S .

i Субдифференциал дифференцируемой функции

Пусть $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ — функция, определенная на множестве S в евклидовом пространстве \mathbb{R}^n . Если $x_0 \in \text{ri}(S)$ и f дифференцируема в точке x_0 , то либо $\partial f(x_0) = \emptyset$ либо $\partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$. Более того, если функция f выпукла, то первая ситуация невозможна.

Доказательство

1. Пусть $s \in \partial f(x_0)$ для некоторого $s \in \mathbb{R}^n$ отличного от $\nabla f(x_0)$. Пусть $v \in \mathbb{R}^n$ — единичный вектор. Поскольку x_0 является внутренней точкой множества S , существует $\delta > 0$ такое, что $x_0 + tv \in S$ для всех $0 < t < \delta$. По определению субградиента:

$$f(x_0 + tv) \geq f(x_0) + t\langle s, v \rangle$$

Свойства субдифференциала

- Если $x_0 \in \text{ri}(S)$, то $\partial f(x_0)$ является выпуклым компактным множеством.
- Выпуклая функция $f(x)$ дифференцируема в точке $x_0 \Rightarrow \partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.
- Если $\partial f(x_0) \neq \emptyset \quad \forall x_0 \in S$, то $f(x)$ выпукла на S .

i Субдифференциал дифференцируемой функции

Пусть $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ — функция, определенная на множестве S в евклидовом пространстве \mathbb{R}^n . Если $x_0 \in \text{ri}(S)$ и f дифференцируема в точке x_0 , то либо $\partial f(x_0) = \emptyset$ либо $\partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$. Более того, если функция f выпукла, то первая ситуация невозможна.

$$\langle s - \nabla f(x_0), v \rangle \leq 0$$

Доказательство

- Пусть $s \in \partial f(x_0)$ для некоторого $s \in \mathbb{R}^n$ отличного от $\nabla f(x_0)$. Пусть $v \in \mathbb{R}^n$ — единичный вектор. Поскольку x_0 является внутренней точкой множества S , существует $\delta > 0$ такое, что $x_0 + tv \in S$ для всех $0 < t < \delta$. По определению субградиента:

$$f(x_0 + tv) \geq f(x_0) + t\langle s, v \rangle \quad | : t \cancel{> 0}$$

что влечёт:

$$\frac{f(x_0 + tv) - f(x_0)}{t} \geq \langle s, v \rangle$$

для всех $0 < t < \delta$. Переходя к пределу при $t \rightarrow 0$ и используя определение градиента, получаем:

$$\langle \nabla f(x_0), v \rangle = \lim_{t \rightarrow 0; 0 < t < \delta} \frac{f(x_0 + tv) - f(x_0)}{t} \geq \langle s, v \rangle$$

Свойства субдифференциала

$$\langle s - \nabla f(x_0), \frac{s - \nabla f(x_0)}{\|s - \nabla f(x_0)\|} \rangle \leq 0$$

≤ 0

2. Отсюда $\langle s - \nabla f(x_0), v \rangle \geq 0$. В силу произвольности v можно выбрать

$$v = \frac{s - \nabla f(x_0)}{\|s - \nabla f(x_0)\|},$$

$$s = \nabla f(x_0)$$

которое приводит к $s = \nabla f(x_0)$.

Свойства субдифференциала

2. Отсюда $\langle s - \nabla f(x_0), v \rangle \geq 0$. В силу произвольности v можно выбрать

$$v = -\frac{s - \nabla f(x_0)}{\|s - \nabla f(x_0)\|},$$

которое приводит к $s = \nabla f(x_0)$.

3. Более того, если функция f выпукла, то согласно дифференциальному условию выпуклости $f(x) \geq f(x_0) + \langle \nabla f(x_0), x - x_0 \rangle$ для всех $x \in S$. Но по определению это означает, что $\nabla f(x_0) \in \partial f(x_0)$.

Субдифференцируемость и выпуклость

Question

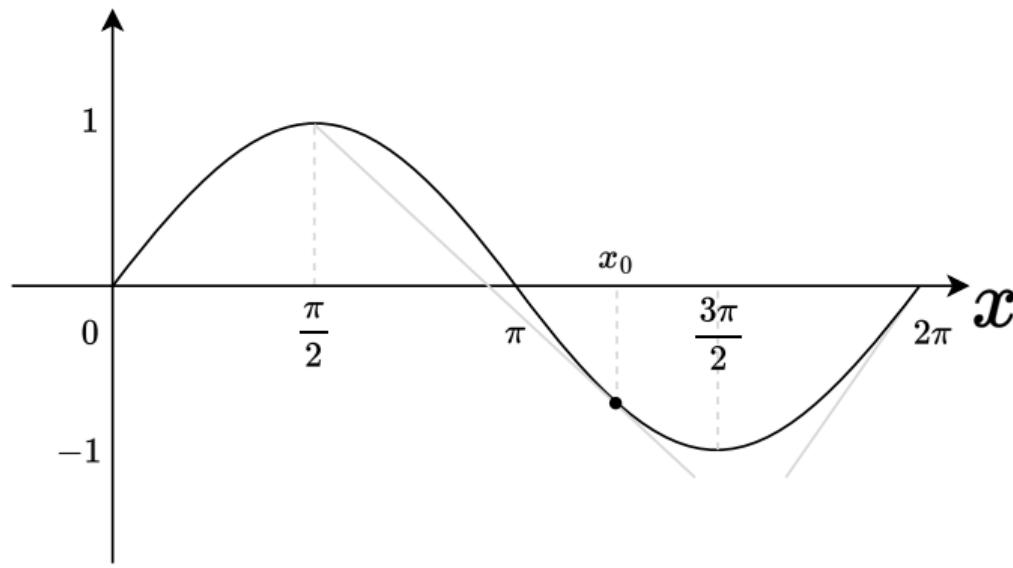
Верно ли, что если функция имеет субдифференциал в некоторой точке, то функция выпукла?

Субдифференцируемость и выпуклость

Question

Верно ли, что если функция имеет субдифференциал в некоторой точке, то функция выпукла?

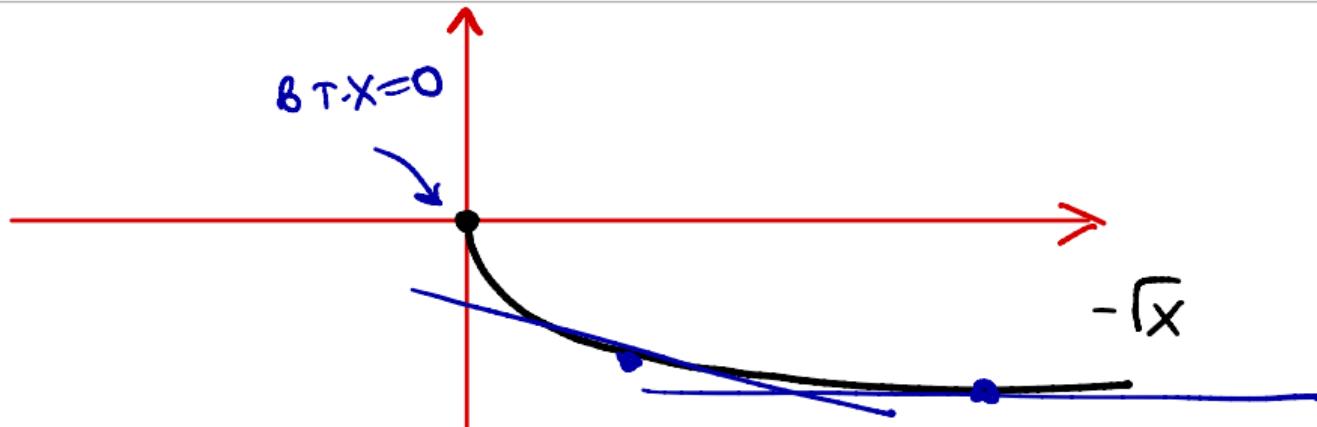
Найдите $\partial f(x)$, если $f(x) = \sin x, x \in [\pi/2; 2\pi]$



Субдифференцируемость и выпуклость

Question

Верно ли, что если функция выпукла, то она имеет субградиент в любой точке?



Субдифференцируемость и выпуклость

Оп. $f(x+\Delta x) \geq f(x) + \langle g(x), \Delta x \rangle$

$$f(x) = -\sqrt{x}$$

$$\begin{array}{l} x=0 \\ \Delta x=x \geq 0 \end{array}$$

$$-\sqrt{x} \geq 0 + 5x$$

Question

Верно ли, что если функция выпукла, то она имеет субградиент в любой точке?

Выпуклость следует из субдифференцируемости в любой точке. Естественный вопрос заключается в том, верно ли обратное: является ли всякая выпуклая функция субдифференцируемой? Оказывается, в общем случае ответ на этот вопрос отрицателен.

Пусть $f : [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ определена как $f(x) := -\sqrt{x}$. Тогда, $\partial f(0) = \emptyset$.

Предположим, что $s \in \partial f(0)$ для некоторого $s \in \mathbb{R}$. Тогда, по определению, мы должны иметь $sx \leq -\sqrt{x}$ для всех $x \geq 0$. Из этого мы можем вывести $s \leq -\sqrt{1}$ для всех $x > 0$. Переходя к пределу при x стремящемся к 0 справа, мы получаем $s \leq -\infty$, что невозможно.

$$\begin{aligned} sx + \sqrt{x} &\leq 0 \\ \sqrt{x}(s\sqrt{x} + 1) &\leq 0 \end{aligned}$$

Вычисление субдифференциалов

i Теорема Моро — Роккафеллара
(субдифференциал линейной комбинации)

Пусть $f_i(x)$ — выпуклые функции на выпуклых множествах S_i , $i = \overline{1, n}$. Тогда если $\bigcap_{i=1}^n \text{ri}(S_i) \neq \emptyset$,

то функция $f(x) = \sum_{i=1}^n a_i f_i(x)$, $a_i > 0$ имеет субдифференциал $\partial_S f(x)$ на множестве

$$S = \bigcap_{i=1}^n S_i \text{ и}$$

$$\partial_S f(x) = \sum_{i=1}^n a_i \partial_{S_i} f_i(x).$$



СУБДИФФЕРЕНЦИАЛ
ЭТО
МНОЖЕСТВО

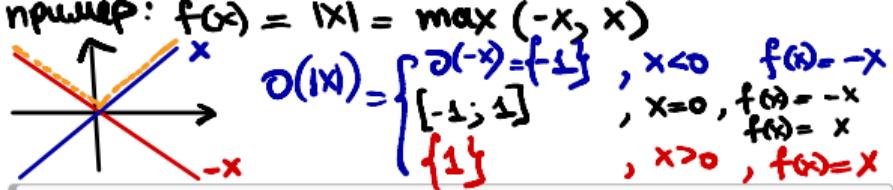
Вычисление субдифференциалов

i Теорема Моро — Роккафеллара
(субдифференциал линейной комбинации)

Пусть $f_i(x)$ — выпуклые функции на выпуклых множествах S_i , $i = \overline{1, n}$. Тогда если $\bigcap_{i=1}^n \text{ri}(S_i) \neq \emptyset$, то функция $f(x) = \sum_{i=1}^n a_i f_i(x)$, $a_i > 0$ имеет субдифференциал $\partial_S f(x)$ на множестве $S = \bigcap_{i=1}^n S_i$ и

$$\partial_S f(x) = \sum_{i=1}^n a_i \partial_{S_i} f_i(x).$$

$f \min x,y,z$



i Теорема Дубовицкого — Милютина
(субдифференциал поточечного максимума)

Пусть $f_i(x)$ — выпуклые функции на открытом выпуклом множестве $S \subseteq \mathbb{R}^n$, $x_0 \in S$ и поточечный максимум определяется как $f(x) = \max_i f_i(x)$. Тогда:

$$\partial_S f(x_0) = \text{conv} \left\{ \bigcup_{i \in I(x_0)} \partial_{S_i} f_i(x_0) \right\},$$

$$I(x) = \{i \in [1 : m] : f_i(x) = f(x)\}$$

Жадан.
методы оптимизации
2.1

Вычисление субдифференциала

- $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \partial f(x)$, для $\alpha \geq 0$

Вычисление субдифференциала

- $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \partial f(x)$, для $\alpha \geq 0$
- $\partial(\sum f_i)(x) = \sum \partial f_i(x)$, f_i — выпуклые функции

Вычисление субдифференциала

- $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \partial f(x)$, для $\alpha \geq 0$
- $\partial(\sum f_i)(x) = \sum \partial f_i(x)$, f_i — выпуклые функции
- $\partial(f(Ax + b))(x) = A^T \partial f(Ax + b)$, f — выпуклая функция

Вычисление субдифференциала

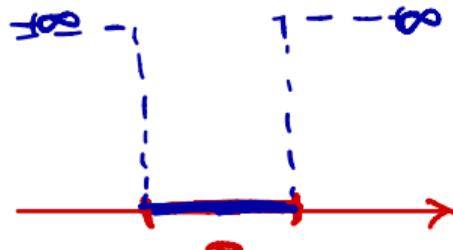
- $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \partial f(x)$, для $\alpha \geq 0$
- $\partial(\sum f_i)(x) = \sum \partial f_i(x)$, f_i — выпуклые функции
- $\partial(f(Ax + b))(x) = A^T \partial f(Ax + b)$, f — выпуклая функция
- $z \in \partial f(x)$ тогда и только тогда, когда $x \in \partial f^*(z)$.

угол и координаты меняются местами для f и f^*

Связь с выпуклой геометрией

Для выпуклого множества $S \subseteq \mathbb{R}^n$, рассмотрим индикаторную функцию $I_S : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$,

$$I_S(x) = I\{x \in S\} = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in S \\ \infty & \text{if } x \notin S \end{cases}$$



выпукла
НЕ ЗАМКНУТА

Связь с выпуклой геометрией

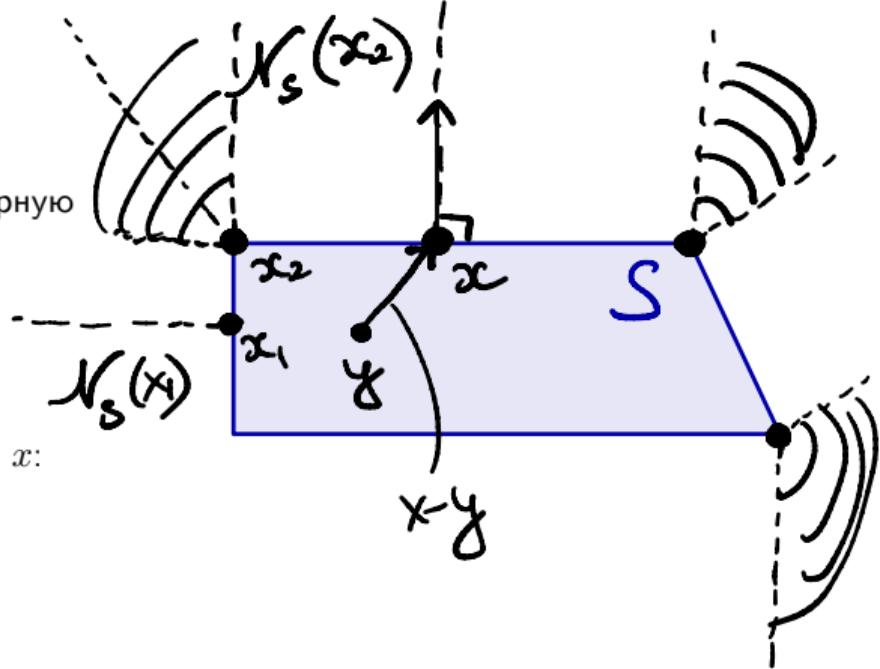
Для выпуклого множества $S \subseteq \mathbb{R}^n$, рассмотрим индикаторную функцию $I_S : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$,

$$I_S(x) = I\{x \in S\} = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in S \\ \infty & \text{if } x \notin S \end{cases}$$

Для $x \in S$, $\partial I_S(x) = \mathcal{N}_S(x)$, нормальный конус для S в x :

$$\mathcal{N}_S(x) = \{g \in \mathbb{R}^n : g^T x \geq g^T y \text{ for any } y \in S\}$$

$$g^T(x-y) \geq 0$$



Связь с выпуклой геометрией

Для выпуклого множества $S \subseteq \mathbb{R}^n$, рассмотрим индикаторную функцию $I_S : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$,

$$I_S(x) = I\{x \in S\} = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in S \\ \infty & \text{if } x \notin S \end{cases}$$

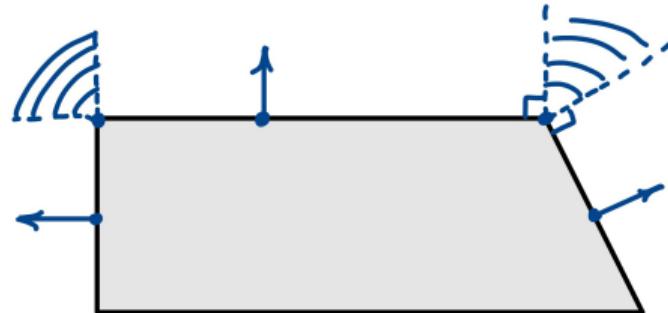
Для $x \in S$, $\partial I_S(x) = \mathcal{N}_S(x)$, **нормальный конус** для S в x :

$$\mathcal{N}_S(x) = \{g \in \mathbb{R}^n : g^T x \geq g^T y \text{ for any } y \in S\}$$

Почему? По определению субградиента g ,

$$I_S(y) \geq I_S(x) + g^T(y - x) \quad \text{for all } y$$

- При $y \notin S$, $I_S(y) = \infty$



Связь с выпуклой геометрией

Для выпуклого множества $S \subseteq \mathbb{R}^n$, рассмотрим индикаторную функцию $I_S : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$,

$$I_S(x) = I\{x \in S\} = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in S \\ \infty & \text{if } x \notin S \end{cases}$$

Для $x \in S$, $\partial I_S(x) = \mathcal{N}_S(x)$, **нормальный конус** для S в x :

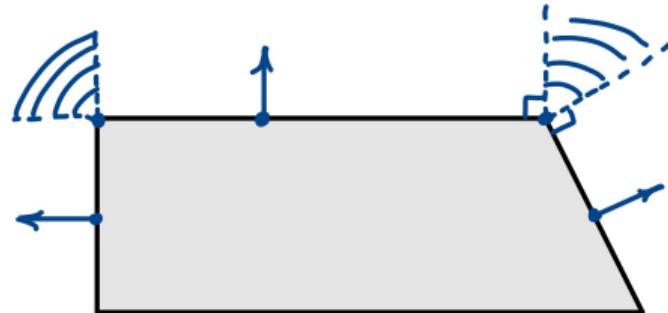
$$\mathcal{N}_S(x) = \{g \in \mathbb{R}^n : g^T x \geq g^T y \text{ for any } y \in S\}$$

Почему? По определению субградиента g ,

$$I_S(y) \geq I_S(x) + g^T(y - x) \quad \text{for all } y$$

- При $y \notin S$, $I_S(y) = \infty$
- При $y \in S$, this means $0 \geq g^T(y - x)$

$$0 \geq 0 + g^T(y - x)$$



Условия Оптимальности

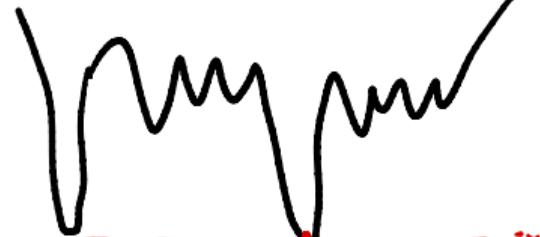
Для любой f (выпуклой или нет),

$$f(x^*) = \min_x f(x) \iff 0 \in \partial f(x^*)$$

глобальный минимум

принцип Ферма

$f(x)$



То есть, x^* является точкой минимума тогда и только тогда, когда 0 является субградиентом функции f в точке x^* . Это утверждение называется **субградиентное условие оптимальности**

Почему? Легко: если $g = 0$ является субградиентом, это значит что для всех y

$$f(y) \geq f(x^*) + 0^T(y - x^*) = f(x^*)$$

Отметим, что для выпуклой и дифференцируемой функций f верно

$$\partial f(x) = \{\nabla f(x)\}$$

Получение условия оптимальности первого порядка

Попробуем записать общее **условие оптимальности первого порядка**. Вспомним, что решением задачи

$$\min_x f(x) \text{ subject to } x \in S$$

является точка x^* , для выпуклой и дифференцируемой f , в том и только в том случае, если

$$\nabla f(x)^T(y - x) \geq 0 \quad \text{for all } y \in S$$

Интуитивно: написанное выше означает, что функция увеличивается по мере движения от точки x . Как это доказать? Во-первых, перепишем задачу в следующем виде:

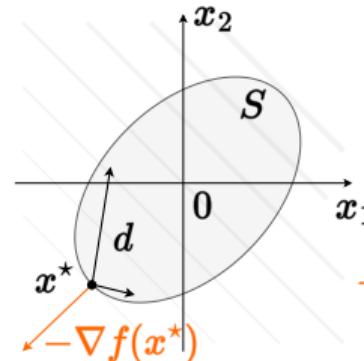
$$\min_x f(x) + I_S(x)$$

Теперь воспользуемся условием оптимальности в субградиентной форме:

$$0 \in \partial(f(x) + I_S(x)) \quad (\star)$$

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

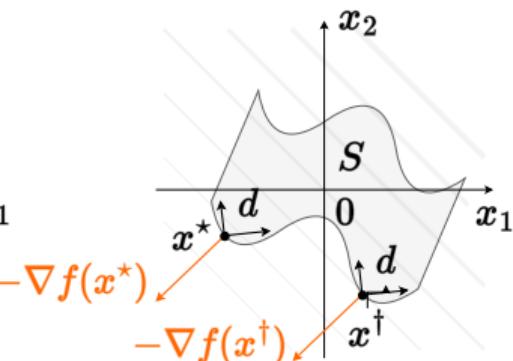
S - convex



$$\langle -\nabla f(x^*), d \rangle \leq 0$$

x^* - optimal

S - not convex



$$\langle -\nabla f(x^\dagger), d \rangle \leq 0$$

x^\dagger - not optimal

$$\begin{aligned} \min_{x \in S} f(x) &\Leftrightarrow \min_{x \in S} f(x) + I_S(x) \\ x^* - \min &\Leftrightarrow 0 \in \partial(f(x) + I_S(x)) \end{aligned}$$

Получение условия оптимальности первого порядка

Заметим, что

$$0 \in \partial(f(x) + I_S(x))$$

Получение условия оптимальности первого порядка

Заметим, что

$$0 \in \partial(f(x) + \underline{I_S(x)})$$

$$\partial(I_S(x)) = \underline{\mathcal{N}_S(x)}$$

$$\Leftrightarrow 0 \in \{\nabla f(x)\} + \underline{\mathcal{N}_S(x)}$$

Получение условия оптимальности первого порядка

Заметим, что

$$0 \in \partial(f(x) + I_S(x))$$

f-бесн., S-бесн.

$$\Leftrightarrow 0 \in \{\nabla f(x)\} + \mathcal{N}_S(x)$$

f-дифф.

$$\Leftrightarrow -\nabla f(x) \in \mathcal{N}_S(x)$$

Получение условия оптимальности первого порядка

Заметим, что

$$0 \in \partial(f(x) + I_S(x))$$

$$\Leftrightarrow 0 \in \{\nabla f(x)\} + \mathcal{N}_S(x)$$

$$\Leftrightarrow -\nabla f(x) \in \mathcal{N}_S(x)$$

$$\Leftrightarrow -\nabla f(x)^T x \geq -\nabla f(x)^T y \text{ for all } y \in S$$

$$\langle -\nabla f(x), x - y \rangle \geq 0$$

$\forall y \in S$

Получение условия оптимальности первого порядка

Заметим, что

$$0 \in \partial(f(x) + I_S(x))$$

$$\Leftrightarrow 0 \in \{\nabla f(x)\} + \mathcal{N}_S(x)$$

$$\Leftrightarrow -\nabla f(x) \in \mathcal{N}_S(x)$$

$$\Leftrightarrow -\nabla f(x)^T x \geq -\nabla f(x)^T y \text{ for all } y \in S$$

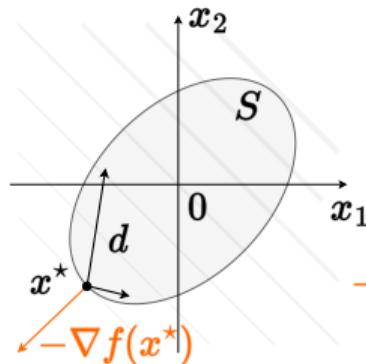
$$\Leftrightarrow \nabla f(x)^T(y - x) \geq 0 \text{ for all } y \in S$$

что и требовалось.

Замечание: условие $0 \in \partial f(x) + \mathcal{N}_S(x)$ является общим условием оптимальности для выпуклых задач. Однако с ним не всегда удобно работать (ККТ удобнее, про них позже).

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

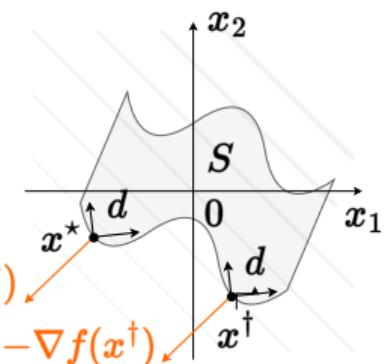
S - convex



$$\langle -\nabla f(x^*), d \rangle \leq 0$$

x^* - optimal

S - not convex



$$\langle -\nabla f(x^\dagger), d \rangle \leq 0$$

x^\dagger - not optimal

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

Обрати:

$$0 \in \partial f(x^*) + \mathcal{N}_S(x^*)$$

Пример 1

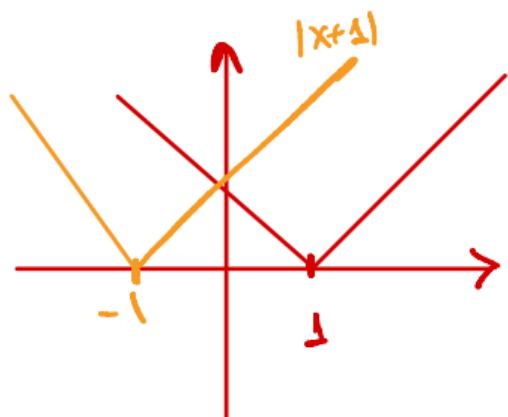
субдиф. - это -бо всех субград.

субградиента $\in \mathbb{R}^n$ (КАК ВХОД)

i Example

Найти $\partial f(x)$, if $f(x) = |x-1| + |x+1|$

$$\partial f = \partial(|x-1| + |x+1|) = \partial(|x-1|) + \partial(|x+1|) =$$



$$\left\{ \begin{array}{ll} -1 & , x < 1 \\ [-1; 1] & , x = 1 \\ 1 & , x > 1 \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} -1 & , x < -1 \\ [-1; 1] & , x = -1 \\ 1 & , x > -1 \end{array} \right.$$

Пример 1

Example

Найти $\partial f(x)$, if $f(x) = |x - 1| + |x + 1|$

$$\partial f_1(x) = \begin{cases} -1, & x < 1 \\ [-1; 1], & x = 1 \\ 1, & x > 1 \end{cases} \quad \partial f_2(x) = \begin{cases} -1, & x < -1 \\ [-1; 1], & x = -1 \\ 1, & x > -1 \end{cases}$$

Пример 1

Example

Найти $\partial f(x)$, if $f(x) = |x - 1| + |x + 1|$

$$\partial f_1(x) = \begin{cases} -1, & x < 1 \\ [-1; 1], & x = 1 \\ 1, & x > 1 \end{cases} \quad \partial f_2(x) = \begin{cases} -1, & x < -1 \\ [-1; 1], & x = -1 \\ 1, & x > -1 \end{cases}$$

Итак,

$$\partial f(x) = \begin{cases} -2, & x < -1 \\ [-2; 0], & x = -1 \\ 0, & -1 < x < 1 \\ [0; 2], & x = 1 \\ 2, & x > 1 \end{cases}$$

Пример 2

Найти $\partial f(x)$ if $f(x) = [\max(0, f_0(x))]^q$. Здесь $f_0(x)$ - выпуклая функция на открытом множестве S , и $q \geq 1$.

Пример 2

Найти $\partial f(x)$ if $f(x) = [\max(0, f_0(x))]^q$. Здесь $f_0(x)$ - выпуклая функция на открытом множестве S , и $q \geq 1$.

Согласно теореме о производной композиции функций (функция $\varphi(x) = x^q$ дифференцируема) и обозначая $g(x) = \max(0, f_0(x))$, имеем:

$$\underline{\partial f(x) = q(g(x))^{q-1} \partial g(x)}$$

$$\begin{aligned}\partial g(x) &= \text{conv} \left\{ \bigcup_{i \in I} \partial f_i(x) \right\} \\ I &= \{ i : f_i(x) = f(x) \}\end{aligned}$$

$$f_0(x) = 0$$

$$\partial g(x) =$$

$$= \text{conv}(0, \partial f_0(x))$$

Пример 2

Найти $\partial f(x)$ if $f(x) = [\max(0, f_0(x))]^q$. Здесь $f_0(x)$ - выпуклая функция на открытом множестве S , и $q \geq 1$.

Согласно теореме о производной композиции функций (функция $\varphi(x) = x^q$ дифференцируема) и обозначая $g(x) = \max(0, f_0(x))$, имеем:

$$\partial f(x) = q(g(x))^{q-1} \partial g(x)$$

По теореме о субдифференциале поточечного максимума

$$\partial g(x) = \begin{cases} \partial f_0(x), & f_0(x) > 0, \\ \{0\}, & f_0(x) < 0, \\ \{a \mid a = \lambda a', \ 0 \leq \lambda \leq 1, \ a' \in \partial f_0(x)\}, & f_0(x) = 0 \end{cases}$$

Пример 3. Субдифференциал нормы

Пусть V - конечномерное евклидово пространство, и $x_0 \in V$. Пусть $\|\cdot\|$ - произвольная норма в пространстве V , и пусть $\|\cdot\|_*$ - соответствующая сопряженная норма. Тогда,

$$\partial\|\cdot\|(x_0) = \begin{cases} B_{\|\cdot\|_*}(0, 1), & \text{если } x_0 = 0, \\ \{s \in V : \|s\|_* \leq 1; \langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|\} = \{s \in V : \|s\|_* = 1; \langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|\}, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Где $B_{\|\cdot\|_*}(0, 1)$ есть замкнутый единичный относительно сопряженной нормы шар с центром в нуле. Другими словами, вектор $s \in V$ с $\|s\|_* = 1$ является субградиентом нормы $\|\cdot\|$ в точке $x_0 \neq 0$ тогда и только тогда, когда неравенство Гельдера $\langle s, x_0 \rangle \leq \|x_0\|$ переходит в равенство.

Пример 3. Субдифференциал нормы

Пусть V - конечномерное евклидово пространство, и $x_0 \in V$. Пусть $\|\cdot\|$ - произвольная норма в пространстве V , и пусть $\|\cdot\|_*$ - соответствующая сопряженная норма. Тогда,

$$\partial\|\cdot\|(x_0) = \begin{cases} B_{\|\cdot\|_*}(0, 1), & \text{если } x_0 = 0, \\ \{s \in V : \|s\|_* \leq 1; \langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|\} = \{s \in V : \|s\|_* = 1; \langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|\}, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Где $B_{\|\cdot\|_*}(0, 1)$ есть замкнутый единичный относительно сопряженной нормы шар с центром в нуле. Другими словами, вектор $s \in V$ с $\|s\|_* = 1$ является субградиентом нормы $\|\cdot\|$ в точке $x_0 \neq 0$ тогда и только тогда, когда неравенство Гельдера $\langle s, x_0 \rangle \leq \|x_0\|$ переходит в равенство.

Пусть $s \in V$. По определению $s \in \partial\|\cdot\|(x_0)$ если и
только если

$$\langle s, x \rangle - \|x\| \leq \langle s, x_0 \rangle - \|x_0\|, \text{ for all } x \in V,$$

что равносильно

$$\sup_{x \in V} \{\langle s, x \rangle - \|x\|\} \leq \langle s, x_0 \rangle - \|x_0\|.$$

По определению супремума, последнее равносильно

$$\sup_{x \in V} \{\langle s, x \rangle - \|x\|\} = \langle s, x_0 \rangle - \|x_0\|.$$

Пример 3. Субдифференциал нормы

Пусть V - конечномерное евклидово пространство, и $x_0 \in V$. Пусть $\|\cdot\|$ - произвольная норма в пространстве V , и пусть $\|\cdot\|_*$ - соответствующая сопряженная норма. Тогда,

$$\partial\|\cdot\|(x_0) = \begin{cases} B_{\|\cdot\|_*}(0, 1), & \text{если } x_0 = 0, \\ \{s \in V : \|s\|_* \leq 1; \langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|\} = \{s \in V : \|s\|_* = 1; \langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|\}, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Где $B_{\|\cdot\|_*}(0, 1)$ есть замкнутый единичный относительно сопряженной нормы шар с центром в нуле. Другими словами, вектор $s \in V$ с $\|s\|_* = 1$ является субградиентом нормы $\|\cdot\|$ в точке $x_0 \neq 0$ тогда и только тогда, когда неравенство Гельдера $\langle s, x_0 \rangle \leq \|x_0\|$ переходит в равенство.

Пусть $s \in V$. По определению $s \in \partial\|\cdot\|(x_0)$ если и только если

$$\langle s, x \rangle - \|x\| \leq \langle s, x_0 \rangle - \|x_0\|, \text{ for all } x \in V,$$

что равносильно

$$\sup_{x \in V} \{\langle s, x \rangle - \|x\|\} \leq \langle s, x_0 \rangle - \|x_0\|.$$

По определению супремума, последнее равносильно

$$\sup\{\langle s, x \rangle - \|x\|\} = \langle s, x_0 \rangle - \|x_0\|.$$

Важно отметить, что выражение слева есть супремум из определения сопряженной функции по Фенхелю для нормы, которая, как известно, записывается так:

$$\sup_{x \in V} \{\langle s, x \rangle - \|x\|\} = \begin{cases} 0, & \text{if } \|s\|_* \leq 1, \\ +\infty, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Таким образом, выражение равносильно $\|s\|_* \leq 1$ и $\langle s, x_0 \rangle = \|x_0\|$.

Пример 3. Субдифференциал нормы

Следовательно, остаётся заметить, что для $x_0 \neq 0$ неравенство $\|s\|_* \leq 1$ должно переходить в равенство, поскольку при $\|s\|_* < 1$ неравенство Гёльдера влечёт $\langle s, x_0 \rangle \leq \|s\|_* \|x_0\| < \|x_0\|$.

Сопряженная норма в примере выше появилась не случайно. Оказывается, что совершенно аналогичным образом для произвольной функции f (не только для нормы) её субдифференциал может быть описан в терминах двойственного объекта - сопряженной по Фенхелю функции.