# Методы оптимизации. Семинар 7. Субдифференциал.

### Александр Катруца

Московский физико-технический институт, Факультет Управления и Прикладной Математики

22 октября 2017 г.

### Напоминание

- Выпуклая функция
- Надграфик и множество подуровня функции
- Критерии выпуклости функции
- Неравенство Йенсена

## Мотивация

#### Зачем?

Важным свойством непрерывной выпуклой функции f является то, что в выбранной точке  $\mathbf{x}$  для всех  $\mathbf{y} \in \mathsf{dom}\ f$  выполнено неравенство:

$$f(y) - f(x) \ge \langle a, y - x \rangle$$

для некоторого вектора **a**, то есть касательная к графику функции является <mark>глобальной</mark> оценкой снизу для функции.

- Если f дифференцируема, то  $\mathbf{a} = \nabla f(\mathbf{y})$ .
- Что делать, если f недифференцируема?

### Определение

### Субградиент

Вектор **a** называется субградиентом функции  $f: X \to \mathbb{R}^n$  в точке **x**, если  $f(\mathbf{y}) - f(\mathbf{x}) > \langle \mathbf{a}, \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle$ 

для всех  $\mathbf{y} \in X$ .

#### Субдифференциал

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

## Полезные факты

### Теорема Моро-Рокафеллара

Пусть  $f_i(\mathbf{x})$  — выпуклые функции на выпуклых множествах

$$G_i,\;i=1,\ldots,n$$
. Тогда, если  $\bigcap\limits_{i=1}^n \operatorname{relint}(G_i) 
eq arnothing$  то функция

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_i f_i(\mathbf{x}), \ a_i > 0$$
 имеет субдифференциал  $\partial_G f(\mathbf{x})$ 

на множестве 
$$G = \bigcap_{i=1}^n G_i$$
 и  $\partial_G f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_i \partial_{G_i} f_i(\mathbf{x})$ .

### Если функция — максимум

Если 
$$f(\mathbf{x}) = \max_{i=1,\dots,m} (f_i(\mathbf{x}))$$
, где  $f_i(\mathbf{x})$  выпуклы, тогда

## Полезные факты

### Теорема Моро-Рокафеллара

Пусть  $f_i(\mathbf{x})$  — выпуклые функции на выпуклых множествах  $G_i,\ i=1,\dots,n.$  Тогда, если  $\bigcap_{i=1}^n \mathrm{relint}(G_i) \neq \varnothing$  то функция  $f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_i f_i(\mathbf{x}),\ a_i > 0$  имеет субдифференциал  $\partial_G f(\mathbf{x})$  на множестве  $G = \bigcap_{i=1}^n G_i$  и  $\partial_G f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_i \partial_{G_i} f_i(\mathbf{x}).$ 

### Если функция — максимум

Если 
$$f(\mathbf{x}) = \max_{i=1,\dots,m} (f_i(\mathbf{x}))$$
, где  $f_i(\mathbf{x})$  выпуклы, тогда  $\partial_G f(\mathbf{x}) = \operatorname{Conv}\left(\bigcup_{i\in\mathcal{J}(\mathbf{x})} \partial_G f_i(\mathbf{x})\right)$ , где  $\mathcal{J}(\mathbf{x}) = \{i=1,\dots,m|f_i(\mathbf{x})=f(\mathbf{x})\}$ 

# Примеры

Найдите субдифференциал для следующих функций.

- Модуль: f(x) = |x|
- Норма  $\ell_2$ :  $f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|_2$
- ullet Скалярный максимум:  $f(x) = \max(e^x, 1-x)$
- ullet Векторный максимум:  $f(\mathbf{x}) = |\mathbf{c}^\mathsf{T} \mathbf{x}|$
- $f(x) = |c_1^T x| + |c_2^T x|$

# Условный субдифференциал

#### Определение

Множество  $\{\mathbf{a}|f(\mathbf{x})-f(\mathbf{x}_0)\geq \langle \mathbf{a},\mathbf{x}-\mathbf{x}_0\rangle,\ \forall \mathbf{x}\in X\}$  называется субдифференциалом f в  $\mathbf{x}_0$  на множестве X и обозначается  $\partial_X f(\mathbf{x}_0)$ .

#### Как перейти от безусловного субдифференциала к условному?

Если f — выпуклая функция, то рассмотрим функцию  $g(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + \delta(\mathbf{x}|X)$ , которая тоже выпуклая. Тогда

$$\partial g(\mathbf{x}_0) = \partial_X f(\mathbf{x}_0) = \partial f(\mathbf{x}_0) + \partial \delta(\mathbf{x}_0|X).$$

Найдём  $\partial \delta(\mathbf{x}_0|X)$ :

$$\delta(\mathbf{x}|X) - \delta(\mathbf{x}_0|X) \stackrel{\mathbf{x} \in X}{=} 0 \ge \langle \mathbf{a}, \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$$

#### Нормальный конус

Множество  $N(\mathbf{x}_0|X)=\{\mathbf{a}|\langle \mathbf{a},\mathbf{x}-\mathbf{x}_0\rangle\leq 0,\ \forall \mathbf{x}\in X\}$  называется нормальным конусом к множеству X в точке  $\mathbf{x}_0$ .

Тогда 
$$\partial_X f(\mathbf{x}_0) = \partial f(\mathbf{x}_0) + \mathcal{N}(\mathbf{x}_0|X)$$

# Примеры

• 
$$f(x) = |x|, X = \{-1 \le x \le 1\}$$

• 
$$f(\mathbf{x}) = |x_1 - x_2|, X = {\mathbf{x} | ||\mathbf{x}||_2^2 \le 2}$$

### Резюме

- Субградиент
- Субдифференциал
- Условный субдифференциал
- Методы вычислений