

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^d} f_0(x) \\ \text{s.t. } f_i(x) \leq 0 \quad i=1 \dots m \\ Ax = b \quad A \in \mathbb{R}^{n \times d} \quad b \in \mathbb{R}^n \end{aligned}$$

• Lagrangian:

$$L(x, \lambda, \nu) = f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \nu^T (Ax - b)$$

$$\lambda_i \geq 0 \quad i=1 \dots m, \quad \nu \in \mathbb{R}^n$$

• Dual problem formulation:

$$g(\lambda, \nu) = \inf_{x \in \mathbb{R}^d} L(x, \lambda, \nu)$$

properties

$$1) \forall \lambda_i \geq 0, \forall \nu \in \mathbb{R}^n \hookrightarrow g(\lambda, \nu) \leq f_0(x^*)$$

$$2) \text{ weak duality: } \exists x \in \mathbb{R}^d: f_i(x) < 0, Ax = b$$

even  $f_0, f_i$  - convex and  $b$  - convex  
duality, no

$$\sup_{\lambda_i \geq 0, \nu \in \mathbb{R}^n} g(\lambda, \nu) = f_0(x^*)$$

Opt. (strong duality)

Point  $(x^*, \lambda^*, \nu^*) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}_+^m \times \mathbb{R}^n$  is called optimal if  
for given  $L(x, \lambda, \nu)$ , even  $\forall (x, \lambda, \nu) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}_+^m \times \mathbb{R}^n$

$$\hookrightarrow L(x, \lambda^*, \nu^*) \geq L(x^*, \lambda^*, \nu^*) \geq L(x^*, \lambda, \nu)$$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} \max_{\lambda \in \mathbb{R}_+^m, \nu \in \mathbb{R}^n} L(x, \lambda, \nu)$$

## Теорема (Куна-Таккера)

$f_0, f_i$  - выпуклые, дифференцируемые функции, максимизируемые над выпуклым множеством

1)  $x^*$  - локальный максимум задачи с ограничениями

2) для  $x^* \exists \lambda_i^* \geq 0, J^* \in \mathbb{R}^n : (x^*, \lambda^*, J^*)$  - экстремум Лагранжа

Док. бс

1)  $\Leftarrow$  2)  $x^*$  - глобальный максимум? или невыпуклость

$\exists i : f_i(x^*) > 0$  (или  $Ax^* \neq b$ )

$\sup_{\lambda \geq 0, J \in \mathbb{R}^n} L(x^*, \lambda, J) - ? \sup = +\infty$

$\triangleleft L(x^*, \lambda^*, J^*) \geq L(x^*, \lambda, J)$  применяем для  $x^*, \lambda^*, J^*$  - экстремум  
 $\lambda_i = 2\lambda_i^* \quad \lambda_{j \neq i} = \lambda_j^*, \text{ тогда } L(x^*, \lambda, J) > L(x^*, \lambda^*, J^*)$

$x^*$  - глобальный максимум

$\sup_{\lambda \geq 0, J \in \mathbb{R}^n} L(x^*, \lambda, J) = f_0(x^*) \quad (\lambda_i = 0)$

$\forall \lambda_i \geq 0, J \in \mathbb{R}^n \hookrightarrow L(x^*, \lambda, J) \leq f_0(x^*)$

из условия, что  $(x^*, \lambda^*, J^*)$  - экстремум Лагранжа, то

$\forall \lambda_i \geq 0, J \in \mathbb{R}^n \hookrightarrow L(x^*, \lambda, J) \leq L(x^*, \lambda^*, J^*)$

$L(x^*, \lambda^*, J^*) = f_0(x^*)$  (выражение сокращается)

$L(x, \lambda^*, J^*) \geq L(x^*, \lambda^*, J^*) = f_0(x^*)$

$f_0(x) + \sum \lambda_j^* f_j(x) + (J^*)^T (Ax - b)$

$$f_0(x) + \sum \lambda_j^* f_j(x) + (J^*)^T (Ax - b) \geq f_0(x^*)$$

Если  $x$  - глоб. оптимальная

$$f_0(x) + \underbrace{\sum \lambda_j^* f_j(x)}_{\geq 0 \leq 0} \geq f_0(x^*)$$

$$f_0(x) \geq f_0(x^*) \quad \forall x - \text{глоб. оптимальная}$$

$$\boxed{x^* - \text{глоб. минимум}}$$

1)  $\Rightarrow$  2) *гипотеза Кремонны:*  
 $\sup_{\lambda_i \geq 0, J \in \mathbb{R}^n} g(\lambda, J) = f_0(x^*)$

$\triangleq \lambda_i^* \geq 0, J^* \in \mathbb{R}^n$  - некоторые глобальные  
 $f_0(x^*) = g(\lambda^*, J^*) = \inf_{x \in \mathbb{R}^d} L(x, \lambda^*, J^*) \leq L(x^*, \lambda^*, J^*)$

$$f_0(x^*) \leq L(x^*, \lambda^*, J^*) = f_0(x^*) + \underbrace{\sum \lambda_j^* f_j(x^*)}_{\geq 0 \leq 0} + \underbrace{(J^*)^T (Ax^* - b)}_{? 0}$$

$$f_0(x^*) \leq L(x^*, \lambda^*, J^*) = f_0(x^*) + \underbrace{\text{что} \leq 0}_{=0}$$

$\parallel$   
 $f_0(x^*)$

Первое число верно:

$$\boxed{L(x^*, \lambda^*, J^*) = f_0(x^*) = \inf_{x \in \mathbb{R}^d} L(x, \lambda^*, J^*)}$$

Второе число верно:  $f_i(x^*) \leq 0 \quad Ax^* - b = 0$

$$f_0(x^*) \geq f_0(x^*) + \underbrace{\sum \lambda_j^* f_j(x^*)}_{\geq 0} + J^T (Ax^* - b) = L(x^*, \lambda, J)$$

$$\boxed{L(x^*, \lambda^*, J^*) \geq J_0(x^*) \geq L(x^*, \lambda, J)} \quad \blacksquare$$

Асимптотическая оптимальность:

$$\triangleq L(x, \lambda) : X \times \Lambda \rightarrow \mathbb{R}$$

1-матрица: генераторы из  $X$

2-матрица: генераторы из  $\Lambda$

$L(x, \lambda)$  - значение 2-матрицы, если 1-матрица задана г.  $x$   
(заданная 1-матрица) 2-матрица задана г.  $\lambda$

1-матрица задана значением элемента, а 2-матрица задана значением

генератора.

генератор  $x^*, \lambda^*$ :

$\forall x, \lambda$   
 $\in X \quad \in \Lambda$

$$L(x, \lambda^*) \geq L(x^*, \lambda^*) \geq L(x^*, \lambda)$$

↑  
матрица  
1-матрица

↑  
матрица  
2-матрица

• Если 1-матрица задана оптимально:

$$\underbrace{\inf_{x \in X} L(x, \lambda)}_{\text{генератор 1-матрицы}} \quad \underbrace{\sup_{\lambda \in \Lambda} L(x, \lambda)}_{\text{генератор 2-матрицы}}$$

• Если 2-матрица задана оптимально:

$$\sup_{\lambda \in \Lambda} \inf_{x \in X} L(x, \lambda)$$

$$\sup_{\lambda} \inf_x L(x, \lambda) \leq \inf_x \sup_{\lambda} L(x, \lambda)$$

$$\inf_{\tilde{x}} L(\tilde{x}, \lambda) \leq L(x, \lambda) \quad \forall x \Rightarrow \sup_{\lambda} \inf_{\tilde{x}} L(\tilde{x}, \lambda) \leq \sup_{\lambda} L(x, \lambda)$$

## Теорема

Минимизация седловых точек  $L: X \times \Lambda \rightarrow \mathbb{R}$  эквивалентна.



$$\sup_{\lambda} \inf_x L(x, \lambda) \text{ и } \inf_x \sup_{\lambda} L(x, \lambda)$$

имеют одинаковые и тот же минимальные значения

## Теорема (Седова-Куныгина)

$X, \Lambda$  — выпуклые множества

$L$  — непрерывна, выпукла по  $x$ , вогнута по  $\lambda$ , тогда

$L$  имеет седловую точку на  $X \times \Lambda$

Понятие седловой точки

= (где "хороший" выбор)

Значение  $\min_{x \in X} \max_{\lambda \in \Lambda} L(x, \lambda)$

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

$$x^{k+1} = x^k - \gamma \nabla f(x^k)$$

$\Rightarrow$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} \max_{\lambda \in \mathbb{R}^n} L(x, \lambda)$$

$$\begin{aligned} x^{k+1} &= x^k - \gamma \nabla_x L(x^k, \lambda^k) \\ \lambda^{k+1} &= \lambda^k + \gamma \nabla_{\lambda} L(x^k, \lambda^k) \end{aligned}$$

теперь видно почему:—

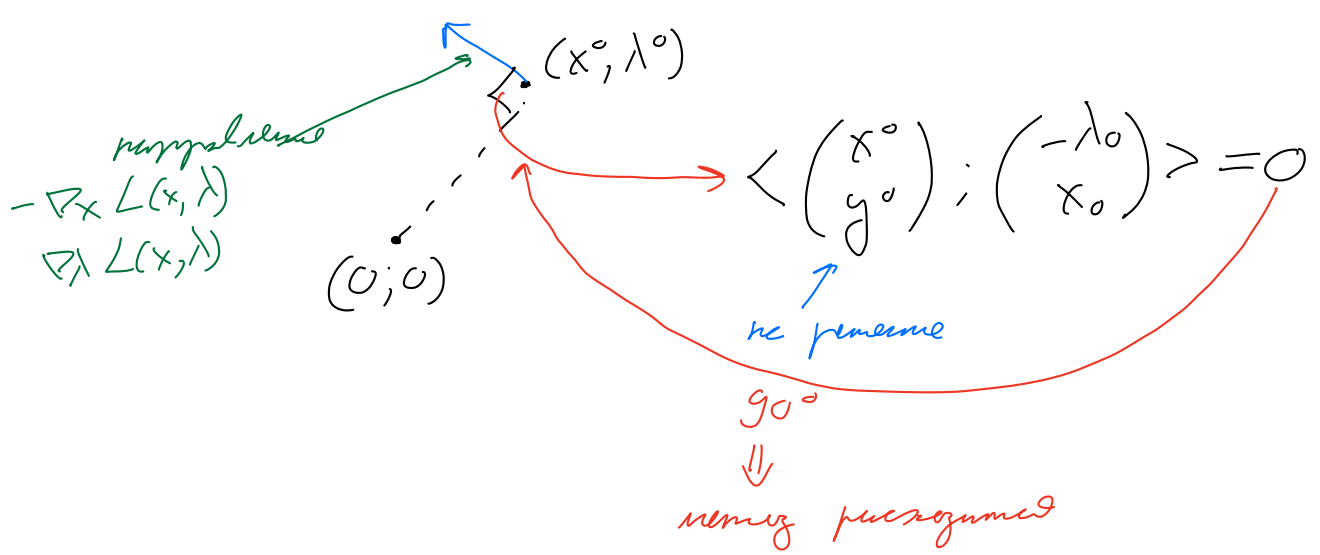
## Пример

$$\min_{x \in \mathbb{R}} \max_{\lambda \in \mathbb{R}} x \lambda$$

$$\begin{aligned} x^* &= 0 \\ \lambda^* &= 0 \end{aligned}$$

седловая точка:  $(x^0, \lambda^0) \neq (0, 0)$

$$\nabla_x L(x^0, \lambda^0) = \lambda^0 \quad \nabla_{\lambda} L(x^0, \lambda^0) = x^0$$



## • Эвристика (Т. Корнелович)

итер.  $\begin{cases} x^{k+1/2} = x^k - \gamma \nabla_x L(x^k, \lambda^k) \\ \lambda^{k+1/2} = \lambda^k + \gamma \nabla_\lambda L(x^k, \lambda^k) \end{cases}$

$x^{k+1} = x^k - \gamma \nabla_x L(x^{k+1/2}, \lambda^{k+1/2})$   
 $\lambda^{k+1} = \lambda^k + \gamma \nabla_\lambda L(x^{k+1/2}, \lambda^{k+1/2})$

итер.  $\lambda^k$   $\lambda^{k+1/2}$

где  $\gamma$  — шаг  $< 90^\circ$   $\gamma > 0$