

# Konvexná optimalizácia

## Dualita v konvexnom programovaní

## Úloha konvexného programovania:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f_0(x) \\ & f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & Ax = b, \end{aligned} \quad (P)$$

**Lagrangeova funkcia** (prináležiaca úlohe (P)):

$$L : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R},$$

$$L(x, u, v) = f_0(x) + \sum_{i=1}^m u_i f_i(x) + v^T (Ax - b)$$

$u, v$  - vektory Lagrangeových multiplikátorov (duálne premenné)

Zrejme  $\forall x \in \mathcal{P}, \forall u \geq 0$  platí

$$L(x, u, v) \leq f_0(x).$$

## Lagrangeova duálna funkcia:

$$G : \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$$

$$G(u, v) = \inf_x L(x, u, v) = \inf_x \left[ f_0(x) + \sum_{i=1}^m u_i f_i(x) + v^T (Ax - b) \right]$$

Ked'že  $\forall \tilde{x} \in \mathcal{P}$  a  $\forall u \geq 0$  platí

$$G(u, v) = \inf_x L(x, u, v) \leq L(\tilde{x}, u, v) \leq f_0(\tilde{x}),$$

tak zrejme

$$G(u, v) \leq p^*$$

- duálna funkcia dáva **dolné ohraničenie** na optimálnu hodnotu  $p^*$

## Lagrangeova duálna úloha:

Hľadáme najlepšie dolné ohraničenie na hodnotu  $p^*$ :

$$\begin{array}{ll} \text{Max} & G(u, v) \\ & u \geq 0 \end{array} \quad (D)$$

- **optimálne riešenie** -  $(u^*, v^*)$  (optimálne Lagrangeove multiplikátory)
- $d^*$  - optimálna hodnota úlohy (D)
- Úloha (D) je vždy konvexná - bez ohľadu na konvexnosť (P).
- **Slabá dualita:**  $d^* \leq p^*$  - platí vždy
- $p^* - d^*$  - optimálna duálna medzera

## Slaterova podmienka a silná dualita

- **Silná dualita:**  $d^* = p^*$
- **Slaterova podmienka (regularita):** existuje vnútorný bod množiny  $\mathcal{P}$

$$\exists x : f_i(x) < 0, i = 1, \dots, m, Ax = b$$

- stačí zoslabená verzia: ak  $f_1, \dots, f_k$  sú afínne:

$$\exists x : f_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, k, f_i(x) < 0, i = k + 1, \dots, m, Ax = b$$

- Pre úlohy s lineárnymi (afínnymi) ohraničeniami sa Slaterova podmienka rovná požiadavke  $\mathcal{P} \neq \emptyset$
- **Veta:** Majme úlohu konvexného programovania, pre ktorú je splnená Slaterova podmienka. Potom  $d^* = p^*$ . Navyše ak  $d^* > -\infty$ , tak existuje dúalne prípustné  $(u^*, v^*)$  tak, že platí  $G(u^*, v^*) = d^* = p^*$ .

## Geometrická interpretácia silnej duality pomocou epigrafov

Definujme množinu  $\mathcal{A} \subseteq \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}$ :

$$\mathcal{A} = \{(r, s, t) \mid \exists x : f_i(x) \leq r_i, i = 1, \dots, m, Ax - b = s, f_0(x) \leq t\}$$

Pomocou tejto množiny môžeme vyjadriť

- hodnotu  $p^*$  ako  $p^* = \inf\{t \mid (0, 0, t) \in \mathcal{A}\}$
- hodnotu duálnej funkcie  $G(\tilde{u}, \tilde{v})$ , pre  $\tilde{u} \geq 0$  ako

$$G(\tilde{u}, \tilde{v}) = \inf\{(\tilde{u}, \tilde{v}, 1)^T (r, s, t) \mid (r, s, t) \in \mathcal{A}\}$$

Ak je  $G(\tilde{u}, \tilde{v})$  konečné, tak vektor  $(\tilde{u}, \tilde{v}, 1)$  a hodnota  $G(\tilde{u}, \tilde{v})$  definujú **nevertikálnu** opornú nadrovinu množiny  $\mathcal{A}$ , lebo

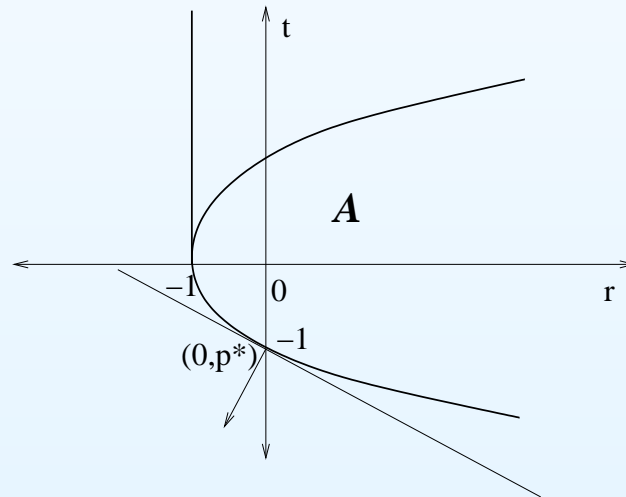
$$(\tilde{u}, \tilde{v}, 1)^T (r, s, t) \geq G(\tilde{u}, \tilde{v})$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

Ked'že  $(0, 0, p^*) \in cl(\mathcal{A}) \setminus int(\mathcal{A})$  tak platí

$$(\tilde{u}, \tilde{v}, 1)^T (0, 0, p^*) = p^* \geq G(\tilde{u}, \tilde{v}).$$

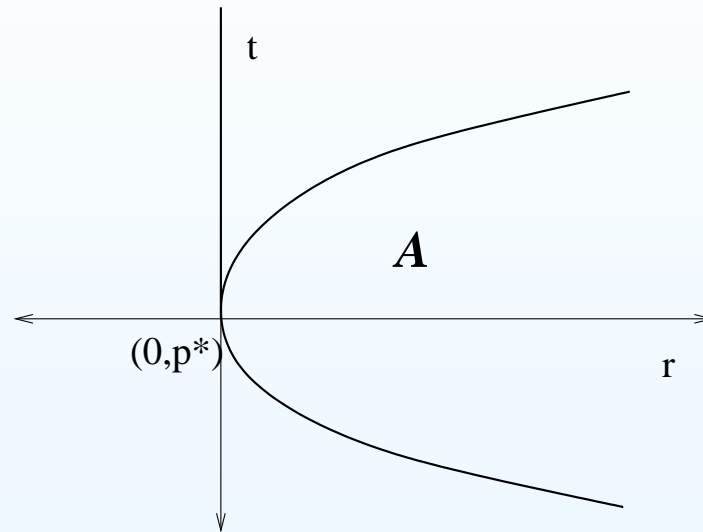
Silná dualita nastáva, ak existuje nevertikálna oporná nadrovina v bode  $(0, 0, p^*)$ .



**Príklad.**  $f_0(x) = x$ ,  $f_1(x) = x^2 - 1$ . Slaterova podmienka je splnená.

$\mathcal{A} = \{(r, s) \mid \exists x : x \leq t, x^2 - 1 \leq r\}$ . V bode  $(0, p^*) = (0, -1)$  existuje nevertikálna oporná nadrovina množiny  $\mathcal{A}$  daná vektorom  $(u^*, 1) = (\frac{1}{2}, 1)$ .

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní



**Príklad.**  $f_0(x) = x$ ,  $f_1(x) = x^2$ . Slaterova podmienka **nie je** splnená. Množina  $\mathcal{A}$  má tvar  $\mathcal{A} = \{(r, t) \mid \exists x : x \leq t, x^2 \leq r\}$ . V bode  $(0, p^*) = (0, 0)$  existuje len vertikálna oporná nadrovina množiny  $\mathcal{A}$ . Optimálna hodnota duálnej úlohy je

$$d^* = \sup\left\{-\frac{1}{4u} \mid u \geq 0\right\} = 0 = p^*$$

a teda platí silná dualita, avšak duálne optimum sa nedosahuje.



## Dôkaz vety o silnej dualite

- Uvažujeme úlohu (KO), predpokladáme platnosť **Slaterovej podmienky** a  $h(A) = p$ .
- Ak by  $p^* = -\infty$ , tak zo slabej duality máme  $d^* = -\infty$ .
- Predpokladajme, že  $p^*$  je konečná hodnota.
- Uvažujme množiny

$$\mathcal{A} = \{(r, s, t) \mid \exists x : f_i(x) \leq r_i, i = 1, \dots, m, Ax - b = s, f_0(x) \leq t\},$$

$$\mathcal{B} = \{(0, 0, q) \mid \exists x : q < p^*\}.$$

- $\mathcal{A} \cap \mathcal{B} = \emptyset \Rightarrow$  existuje **deliaca nadrovina** daná vektorom  $(\tilde{u}, \tilde{v}, \mu) \neq 0_{m+p+1}$  a konštantou  $\alpha \in \mathbb{R}$ .
- Platí teda

$$(\tilde{u}, \tilde{v}, \mu)^T (r, s, t) = \tilde{u}^T r + \tilde{v}^T s + \mu t \geq \alpha \quad \forall (r, s, t) \in \mathcal{A},$$

$$(\tilde{u}, \tilde{v}, \mu)^T (0, 0, q) = \mu q \leq \alpha \quad \forall (0, 0, q) \in \mathcal{B}$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- Zrejme  $\tilde{u} \geq 0, \mu \geq 0$  - inak by  $\tilde{u}^T r + \mu t$  bolo zdola neohraničené na  $\mathcal{A}$ .

- Teda  $\forall x$  platí

$$\sum_{i=1}^m \tilde{u}_i f_i(x) + \tilde{v}^T (Ax - b) + \mu f_0(x) \geq \alpha \geq \mu p^*$$

- Prípád  $\mu > 0$ .

Zrejme  $L(x, \tilde{u}/\mu, \tilde{v}/\mu) \geq p^*$  a teda aj

$$\inf_x L(x, \tilde{u}/\mu, \tilde{v}/\mu) = G(\tilde{u}/\mu, \tilde{v}/\mu) \geq p^* .$$

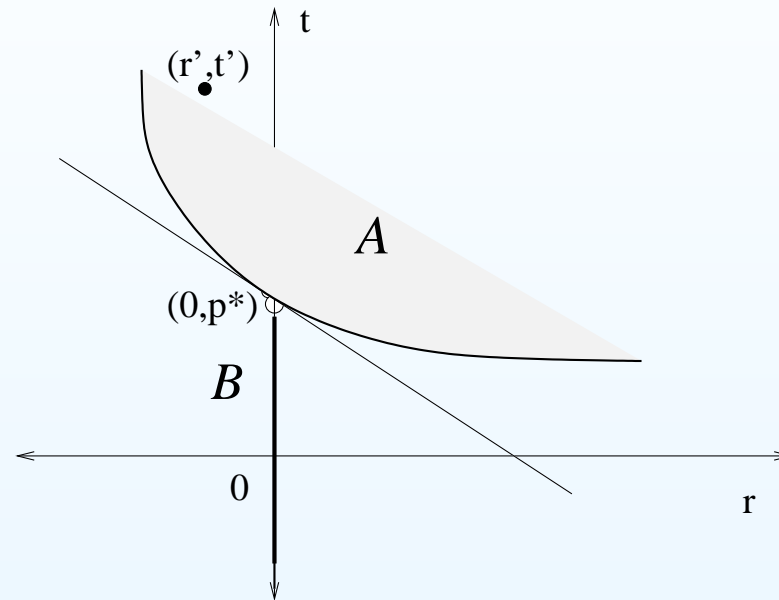
Zo slabej duality vyplýva  $G(\tilde{u}/\mu, \tilde{v}/\mu) = p^*$ .

- Prípád  $\mu = 0$ .

Platí  $\sum_{i=1}^m \tilde{u}_i f_i(x) + \tilde{v}^T (Ax - b) \geq 0$ . Zo Slaterovej podmienky dostávame  $\tilde{u} = 0$ . Teda platí  $\tilde{v}^T (Ax - b) \geq 0$ . Zo Slaterovej podmienky a predpokladu maximálnej hodnoty  $A$  dostávame, že to nemôže nastať.

(QED)

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní



### Ilustrácia Slaterovej podmienky a silnej duality.

Množina  $A$  je vyznačená sivou, množina  $B$  je polpriamka bez počiatočného bodu  $(0, p^*)$ . Obe množiny sú konvexné a disjunktné a teda je možné ich oddeliť nadrovinou. Slaterova podmienka zaručuje, že táto nadrovina je nevertikálna.

### Dualita a sedlový bod Lagrangeovej funkcie

- 

$$L(x, u, v) = f_0(x) + \sum_{i=1}^m u_i f_i(x) + v^T (Ax - b)$$

- 

$$\sup_{u \geq 0, v} L(x, u, v) = \begin{cases} f_0(x) & x \in \mathcal{P} \\ \infty & \text{inak} \end{cases}$$

- Optimálnu hodnotu úlohy (P) možno vyjadriť ako

$$p^* = \inf_x \sup_{u \geq 0, v} L(x, u, v).$$

- Z definície duálnej funkcie máme

$$d^* = \sup_{u \geq 0, v} \inf_x L(x, u, v).$$

## Dualita a sedlový bod Lagrangeovej funkcie

### Platí všeobecne:

Ak  $(\hat{x}, \hat{u}, \hat{v}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}_+^m \times \mathbb{R}^p$  je sedlový bod (typu min-max) Lagrangeovej funkcie t. j.

$$\forall x, u \geq 0, v : L(\hat{x}, u, v) \leq L(\hat{x}, \hat{u}, \hat{v}) \leq L(x, \hat{u}, \hat{v}),$$

potom  $\hat{x}$  je optimálne riešenie (P) a  $(\hat{u}, \hat{v})$  je optimálne riešenie (D).

### Platí pre konvexné úlohy:

Ak je splnená Slaterova podmienka a  $\hat{x} \in \mathbb{R}^n$  je optimálne riešenie (P), tak existuje  $(\hat{u}, \hat{v}) \in \mathbb{R}_+^m \times \mathbb{R}^p$  také, že  $(\hat{x}, \hat{u}, \hat{v})$  je sedlový bod (typu min-max) Lagrangeovej funkcie.

Zrejme potom  $p^* = f_0(\hat{x}) = L(\hat{x}, \hat{u}, \hat{v}) = G(\hat{u}, \hat{v}) = d^*$ .

## Kritérium suboptimality

- Každý duálne prípustný bod  $(u, v)$ ,  $u \geq 0$  nám povie ako suboptimálny je daný prípustný bod  $x \in \mathcal{P}$  bez toho, aby sme poznali  $p^*$ :

$$f_0(x) - p^* \leq f_0(x) - G(u, v) := \varepsilon$$

a tiež interval

$$p^* \in [G(u, v), f_0(x)], \quad d^* \in [G(u, v), f_0(x)]$$

- **Kritérium pre zastavenie algoritmu:** ak algoritmus generuje postupnosť  $x^k \in \mathcal{P}$  a  $(u^k, v^k)$ ,  $u^k \geq 0$ , tak podmienka

$$f_0(x^k) - G(u^k, v^k) \leq \varepsilon$$

garantuje, že keď algoritmus skončí, tak  $x^k$  je  $\varepsilon$ -suboptimálne.

**Podmienka pre zabezpečenie relatívnej presnosti  $\varepsilon_{rel} > 0$ :**

Ak

$$G(u^k, v^k) > 0, \quad \frac{f_0(x^k) - G(u^k, v^k)}{G(u^k, v^k)} \leq \varepsilon_{rel}$$

alebo

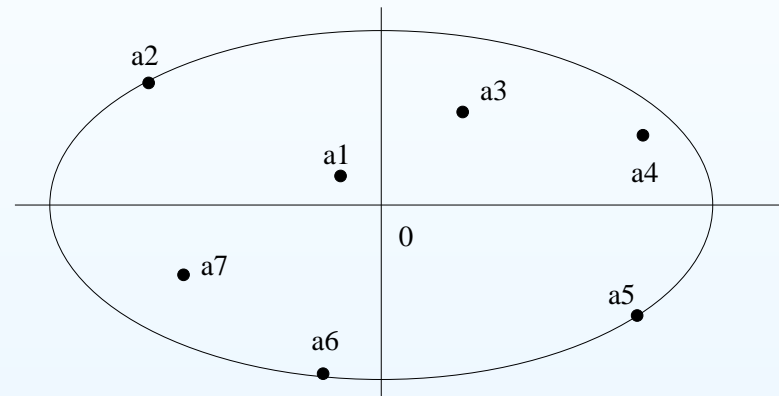
$$f_0(x^k) < 0, \quad \frac{f_0(x^k) - G(u^k, v^k)}{-f_0(x^k)} \leq \varepsilon_{rel},$$

tak  $p^* \neq 0$  a máme zaručené, že relatívna chyba

$$\frac{f_0(x^k) - p^*}{|p^*|} \leq \varepsilon_{rel}.$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

**Príklad:** Dané sú body  $a_1, \dots, a_m$ . Úlohou je nájsť elipsoid centrovany v  $0$  s čo najmenším objemom, obsahujúci všetky body  $a_1, \dots, a_m$ .



- Uvažujme elipsoid  $\mathcal{E}_X = \{z \mid z^T X z \leq 1\}$ .
- Objem elipsoidu:  $\frac{4}{3}\pi \sqrt{\det X^{-1}}$
- Konvexná formulácia úlohy:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min} \quad \ln \det X^{-1} \\ a_i^T X a_i \leq 1 \quad i = 1, \dots, m \end{array} \right\} (P)$$



## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- $a_i^T X a_i = \text{tr}(X a_i a_i^T) = \text{tr}(X A_i)$ ,  $A_i = a_i a_i^T \in \mathcal{S}_+^n$
- $X \bullet Y = \text{tr}(XY)$  je skalárny súčin na  $\mathcal{S}^n$
- **Lagrangeova funkcia:**

$$L(X, u) = \ln \det X^{-1} + \sum_{i=1}^m u_i (\text{tr}(X A_i) - 1) =$$

$$\ln \det X^{-1} + X \bullet \left( \sum_{i=1}^m u_i A_i \right) - u^T \mathbf{1}$$

- $\nabla_X L(X, u) = -X^{-1} + \sum_{i=1}^m u_i A_i$
- **Lagrangeova duálna funkcia:**

$$G(u) = \inf_X L(X, u) = \begin{cases} \ln \det \left( \sum_{i=1}^m u_i A_i \right) + n - u^T \mathbf{1} & \sum_{i=1}^m u_i A_i \succ 0 \\ -\infty & \text{inak} \end{cases}$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- Pre ľubovoľné  $\bar{u} \geq 0$  je hodnota

$$\ln \det \left( \sum_{i=1}^m \bar{u}_i A_i \right) + n - \bar{u}^T \mathbf{1}$$

dolným ohraničením na optimálnu hodnotu  $p^*$ .

- **Duálna úloha:**

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max} \quad \ln \det \left( \sum_{i=1}^m u_i A_i \right) + n - u^T \mathbf{1} \\ u \geq 0, \end{array} \right\} (D)$$

pričom  $\sum_{i=1}^m u_i A_i \succ 0$  je ohraničenie dané implicitne definičným oborom účelovej funkcie

- **Slaterova podmienka**

$$\exists X \succ 0 : \quad a_i^T X a_i \leq 1, \quad i = 1, \dots, m$$

je vždy splnená. Stačí vziať  $X = \frac{1}{\alpha} I$ , kde  $\alpha = \max_i \{ \|a_i\|_2^2 \}$ .

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- Predpokladajme, že  $a_1, \dots, a_m$  generujú  $\mathbb{R}^n$  - úloha (P) je ohraničená
- Z predpokladu tiež vyplýva, že  $\sum_{i=1}^m a_i a_i^T = \sum_{i=1}^m A_i \succ 0$ . Z vlastnosti Schurovho doplnku máme, že  $\bar{X} = (\sum_{i=1}^m a_i a_i)^{-1}$  je prípustné riešenie.
- Pomocou duálnej úlohy určíme úroveň suboptimality  $\bar{X}$ .
- Aby sme ju analyticky určili, uvažujeme v duálnej úlohe (D) zúženie na premenné  $t\mathbf{1} \in \mathbb{R}^m$ ,  $t > 0$ .

$$g(t) = G(t\mathbf{1}) = \ln \det \left( \sum_{i=1}^m A_i \right) + n \ln t + n - tm$$

- $g(t)$  je konkávna,  $g'(t) = 0 \Leftrightarrow t = \frac{n}{m}$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- Označme  $\bar{u} = \frac{n}{m} \mathbf{1}$ . Potom

$$g\left(\frac{n}{m}\right) = G(\bar{u}) = \ln \det \left( \sum_{i=1}^m A_i \right) + n \ln \frac{n}{m}$$

- Duálna medzera  $G(\bar{u}) - f_0(\bar{X}) = n \ln \frac{n}{m}$
- Teda  $\bar{X}$  je najviac  $n \ln \frac{n}{m}$  suboptimálne riešenie.
- Pre objem elipsoidu platí

$$V(\mathcal{E}_{\bar{X}}) \leq (n/m)^{\frac{n}{2}} V^*,$$

kde  $V^*$  je objem minimálneho elipsoidu

- Ak  $m = n$ , tak duálna medzera je nulová -  $\bar{X}$  je **optimálne riešenie!!**

### Príklad: Maximalizácia entropie

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min } f_0(x) = \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i \\ Ax \leq b \\ \mathbf{1}^T x = 1 \end{array} \right\} (P), \quad \mathcal{D}(f_0) = \mathbb{R}_{++}^n$$

- $L(x, u, v) = \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i + u^T (Ax - b) + v(\mathbf{1}^T x - 1)$
- Duálna úloha

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max } G(u, v) = -b^T u - v - e^{-v-1} \sum_{i=1}^n e^{-(A^T u)_i} \\ u \geq 0 \end{array} \right\} (D)$$

- Úloha sa dá zjednodušiť minimalizáciou cez voľnú premennú  $v$ :

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max } G(u) = -b^T u - \ln \left( \sum_{i=1}^n e^{-(A^T u)_i} \right) \\ u \geq 0 \end{array} \right\} (D)$$

## Riešenie primárnej úlohy pomocou duálnej:

- Ak je splnená Saterova podmienka,

$$(\exists x > 0 : Ax \leq b, \mathbf{1}^T x = 1)$$

tak  $d^* = p^*$  a duálne optimum sa nadobúda.

- Nech  $(u^*, v^*)$  je známe riešenie duálnej úlohy.
- Lagrangeova funkcia

$$L(x, u^*, v^*) = \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i + (u^*)^T (Ax - b) + v^* (\mathbf{1}^T x - 1)$$

je rýdzo konvexná a zdola ohraničená - jediné minimum je dané

$$x_i^* = e^{-1 - v^* - (A^T u^*)_i}$$

- $x^* \in \mathcal{P}$  - je to optimálne riešenie (P)
- $x^* \notin \mathcal{P}$  - optimálne riešenie sa nenadobúda

## Príklad: Konvexné a nekonvexné kvadratické programovanie

- Uvažujme **konvexnú** kvadratickú úlohu:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min } f_0(x) = x^T A_0 x + 2b_0^T x + c_0 \\ f_1(x) = x^T A_1 x + 2b_1^T x + c_1 \leq 0 \end{array} \right\} (P)$$

kde  $A_0 \succ 0$ ,  $A_1 \succeq 0$ ,  $b_0, b_1 \in \mathbb{R}^n$ ,  $c_0, c_1 \in \mathbb{R}$ .

- **Lagrangeova funkcia:**

$$L(x, u) = x^T (A_0 + uA_1)x + 2(b_0 + ub_1)^T x + (c_0 + uc_1)$$

- 

$$\nabla_x L(x, u) = 2(A_0 + uA_1)x + 2(b_0 + ub_1) = 0 \Leftrightarrow$$

$$x = -(A_0 + uA_1)^{-1}(b_0 + ub_1)$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- Duálna funkcia:

$$G(u) = \inf_x L(x, u) = -(b_0 + ub_1)^T (A_0 + uA_1)^{-1} (b_0 + ub_1) + (c_0 + uc_1)$$

- Duálna úloha:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max} \quad -(b_0 + ub_1)^T (A_0 + uA_1)^{-1} (b_0 + ub_1) + (c_0 + uc_1) \\ u \geq 0 \end{array} \right\} (D)$$

- Semidefinitná formulácia:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max} \quad t \\ \left( \begin{array}{cc} c_0 + uc_1 - t & (b_0 + ub_1)^T \\ b_0 + ub_1 & A_0 + uA_1 \end{array} \right) \succeq 0 \end{array} \right\} (D)$$



## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

- Uvažujme **nekonvexnú** kvadratickú úlohu:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min } f_0(x) = x^T A_0 x + 2b_0^T x + c_0 \\ f_1(x) = x^T A_1 x + 2b_1^T x + c_1 \leq 0 \end{array} \right\} (P)$$

kde  $A_0, A_1 \not\geq 0$ ,  $b_0, b_1 \in \mathbb{R}^n$ ,  $c_0, c_1 \in \mathbb{R}$ .

- Opäť  $L(x, u) = x^T (A_0 + uA_1)x + 2(b_0 + ub_1)^T x + (c_0 + uc_1)$
- Ak  $A_0 + uA_1 \succeq 0$  a  $b_0 + ub_1 \in \mathcal{S}(A_0 + uA_1)$  tak

$$x = -(A_0 + uA_1)^\dagger (b_0 + ub_1),$$

minimalizuje  $L(x, u)$ .

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

### Duálna funkcia:

$$G(u) = \inf_x L(x, u) = \begin{cases} -(b_0 + ub_1)^T (A_0 + uA_1)^\dagger (b_0 + ub_1) + (c_0 + uc_1) & A_0 + uA_1 \succeq 0, \\ & b_0 + ub_1 \in \mathcal{S}(A_0 + uA_1) \\ -\infty & \text{inak} \end{cases}$$

### Duálna úloha:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max} \quad -(b_0 + ub_1)^T (A_0 + uA_1)^\dagger (b_0 + ub_1) + (c_0 + uc_1) \\ \quad A_0 + uA_1 \succeq 0, \\ \quad b_0 + ub_1 \in \mathcal{S}(A_0 + uA_1) \\ \quad u \geq 0 \end{array} \right\} (D)$$

## Zovšeobecnenie vety o Schurovom doplnku:

$$\begin{pmatrix} A & B \\ B^T & C \end{pmatrix} \succeq 0 \Leftrightarrow A \succeq 0, C - B^T A^\dagger B \succeq 0, \mathcal{S}(B) \subseteq \mathcal{S}(A)$$

- Ak  $A \succ 0$  tak  $A^\dagger = A^{-1}$  a  $\mathcal{S}(B) \subseteq \mathcal{S}(A)$  je triviálne splnené.
- $\mathcal{S}(B) \subseteq \mathcal{S}(A)$  je ekvivalentné podmienke  $(I - AA^\dagger)B = 0$ .
- $\mathcal{S}(B) \subseteq \mathcal{S}(A)$  implikuje jednoznačnosť zovšeobecneného Schurovho doplnku  $C - B^T A^\dagger B$ .

Platí

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -B^T A^\dagger & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & -A^\dagger B \\ 0 & I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & (I - AA^\dagger)B \\ B^T(I - AA^\dagger) & C - B^T A^\dagger B \end{bmatrix}$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

Semidefinitná formulácia úlohy (D):

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max } t \\ \left( \begin{array}{cc} c_0 + uc_1 - t & (b_0 + ub_1)^T \\ b_0 + ub_1 & A_0 + uA_1 \end{array} \right) \succeq 0 \\ u \geq 0 \end{array} \right\} (D)$$

- Je to úloha semidefinitná a teda konvexná.
- Navyše pre kvadratické úlohy (aj nekonvexné) platí silná dualita za predpokladu splnenia Slaterovej podmienky - v našom prípade

$$\exists x : x^T A_1 x + 2b_1^T x + c_1 < 0.$$

## DUALITA A VETY O ALTERNATÍVACH

**Farkasova lema:** Platí práve jedna z alternatív:

$$I. \quad \exists x : Ax \leq 0, c^T x < 0$$

$$II. \quad \exists y : A^T y + c = 0, y \geq 0$$

Uvažujme dvojicu duálnych úloh LP:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min} \quad c^T x \\ Ax \leq 0 \end{array} \right\} (P) \qquad \left. \begin{array}{l} \text{Max} \quad 0 \\ A^T y + c = 0 \\ y \geq 0 \end{array} \right\} (D)$$

Ak systém I. **je** riešiteľný, tak  $p^* = -\infty = d^*$  (silná dualita) a teda systém II. nie je riešiteľný.

Ak systém I. **nie je** riešiteľný, tak  $p^* = 0 = d^*$  (lebo je splnená Slaterova podmienka a duálne optimum sa nadobúda) a teda systém II. má riešenie.

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

Predpokladáme:  $f_1, \dots, f_m$  sú konvexné a  $b \in \mathcal{S}(A)$ .

Platí práve jedna z alternatív:

- I.  $\exists x : f_i(x) < 0, i = 1, \dots, m, Ax = b,$
- II.  $\exists u \geq 0, u \neq 0 : G(u, v) \geq 0,$

kde  $G(u, v)$  je Lagrangeova duálna funkcia k úlohe prípustnosti

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min } 0 \\ f_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m \\ Ax = b, \end{array} \right\}$$

t. j.

$$G(u, v) = \inf_x \sum_{i=1}^m u_i f_i(x) + v^T (Ax - b).$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

Uvažujme úlohu:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min } s \\ f_i(x) \leq s, \quad i = 1, \dots, m \\ Ax = b, \end{array} \right\} \quad (Ps)$$

s optimálnou hodnotou  $p^*$ . Systém I. je riešiteľný  $\Leftrightarrow p^* < 0$ .  
Lagrangeova funkcia úlohy (Ps) je

$$L(x, s, u, v) = s(1 - \mathbf{1}^T u) + \sum_{i=1}^m u_i f_i(x) + v^T (Ax - b).$$

$$\inf_{x, s} L(x, s, u, v) = \begin{cases} G(u, v) & \mathbf{1}^T u = 1 \\ -\infty & \text{inak} \end{cases}$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

Duálna úloha:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max } G(u, v) \\ \mathbf{1}^T u = 1, \\ u \geq 0 \end{array} \right\}$$

- Slaterova podmienka je za daných predpokladov splnená  $\Rightarrow$  platí  $d^* = p^*$  a duálne optimum sa nadobúda.
- Ak systém I. nie je riešiteľný  $\Rightarrow p^* \geq 0 \Rightarrow (u^*, v^*)$  rieši systém II.
- Ak systém I. je riešiteľný  $\Rightarrow$  z vlastností funkcie  $G(u, v)$  vyplýva riešiteľnosť II.

Podobne sa dá ukázať: ak  $b \in \mathcal{S}(A)$  a optimálna hodnota  $p^*$  sa nadobúda, tak platí práve jedna z alternatív:

$$\begin{array}{l} I. \quad \exists x : \quad f_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m, \quad Ax = b, \\ II. \quad \exists u \geq 0 : \quad G(u, v) > 0, \end{array}$$



## Zovšeobecnené nerovnosti a dualita na príklade semidefinitného programovania

Dané sú  $b \in \mathbb{R}^n$ ,  $A_1, \dots, A_n, C \in \mathcal{S}^m$ . Uvažujme úlohu SDP:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min } b^T x \\ \sum_{i=1}^n x_i A_i + C \preceq 0 \end{array} \right\} (P)$$

Lagrangeova funkcia:

$$L(x, Y) = b^T x + Y \bullet \left( \sum_{i=1}^n x_i A_i + C \right) = \sum_{i=1}^n x_i (b_i + Y \bullet A_i) + Y \bullet C,$$

kde  $Y \in \mathcal{S}^m$ , a pre  $U, V \in \mathcal{S}^m$  :  $U \bullet V = \text{tr}(UV)$ .

$$x \in \mathcal{P}, Y \succeq 0 \Rightarrow L(x, Y) \leq b^T x$$

## Prednáška piata: Dualita v konvexnom programovaní

### Lagrangeova duálna funkcia:

$$G(Y) = \inf_x L(x, Y) = \begin{cases} Y \bullet C & b_i + Y \bullet A_i = 0, \quad i = 1, \dots, n \\ -\infty & \text{inak} \end{cases}$$

Slabá dualita:  $\forall Y \succeq 0 : G(Y) \leq p^*$

### Duálna úloha:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Max} \quad Y \bullet C \\ b_i + Y \bullet A_i = 0, \quad i = 1, \dots, n \\ Y \succeq 0 \end{array} \right\} (D)$$

Slaterova podmienka:

$$\exists x : \sum_{i=1}^n x_i A_i + C \prec 0$$