

Tối ưu phân tuyến tính cho nghiệm nguyên

Nguyễn Chí Bằng

Ngày 2 tháng 3 năm 2024

TÓM TẮT

- Giới thiệu về bài toán tối ưu phân tuyến tính:
 - Cơ sở lý thuyết.
 - Thuật toán Dinkelbach.
- Phương pháp giải bài toán tối ưu phân tuyến tính cho nghiệm nguyên bằng thuật toán nhánh cận (LandDoig).

NỘI DUNG

- 1 Giới thiệu
- 2 Phương pháp hình học
- 3 Thuật toán Dinkelbach
- 4 Thuật toán LandDoig - Dinkelbach

Giới thiệu bài toán

Tối ưu phân tuyến tính (Linear-Fractional Programming)

$$(F) \quad Q(x) = \frac{P(x)}{D(x)} \longrightarrow \text{Max}$$
$$\begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases} \quad (1)$$

- Bài toán (F) gọi là bài toán **Tối ưu phân tuyến tính**.

- Trong đó A là ma trận $m \times n$, $b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$, với $x \in \mathbb{R}_+^n$. Tập

$S_F := \{x \in \mathbb{R}_+^n : Ax \leq b\}$ là tập nghiệm của bài toán Tối ưu phân tuyến tính.

- $P(x) = p^T x + p_0$, với $p^T = (p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n)$ và $D(x) = d^T x + d_0$, với $d^T = (d_1 \ d_2 \ \dots \ d_n)$ ($D(x) > 0, \forall x \in S_F$).

Bài toán minh họa

$$Q(x) = \frac{4x_1 + 2x_2 - 6}{3x_1 + 2x_2 - 5} \longrightarrow \text{Max}$$
$$\begin{cases} x_1 + x_2 \geq 6 \\ x_1 + 2x_2 \leq 12 \\ x_1, x_2 \geq 0. \end{cases} \quad (2)$$

Mối quan hệ với bài toán tối ưu tuyến tính

- Nếu $d^T = 0$ và $d_0 = 1$, bài toán (F) trở thành bài toán tối ưu tuyến tính (P) và ta gọi (F) là bài toán mở rộng của (P):

$$(P) \quad P(x) = p^T x + p_0 \longrightarrow \text{Max} \\ \begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases} \quad (3)$$

- Nếu $d^T = 0$ và $d_0 \neq 0$, ta thu được bài toán tuyến tính (Q):

$$(Q) \quad Q(x) = \frac{p^T}{d_0} x + \frac{p_0}{d_0} = \frac{P(x)}{d_0} \longrightarrow \text{Max} \\ \begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases} \quad (4)$$

- Ngược lại nếu $p^T = 0$ và $p_0 \neq 0$:

$$(Q) \quad Q(x) = \frac{p_0}{d^T x + d_0} = \frac{p_0}{D(x)} \longrightarrow \text{Max}$$
$$\begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases} \quad (5)$$

Tương tự bài toán:

$$(Q) \quad Q(x) = \frac{d^T x + d_0}{p_0} = \frac{D(x)}{p_0} \longrightarrow \text{Min}$$
$$\begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases} \quad (6)$$

- Nếu p^T và d^T phụ thuộc tuyến tính, khi đó tồn tại $\mu \neq 0$ và $p^T = \mu d^T$, ta thu được hàm:

$$(Q) \quad Q(x) = \frac{\mu d^T x + p_0}{d^T x + d_0} = \mu + \frac{p_0 - \mu d_0}{d^T x + d_0} \quad (7)$$
$$\begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases}$$

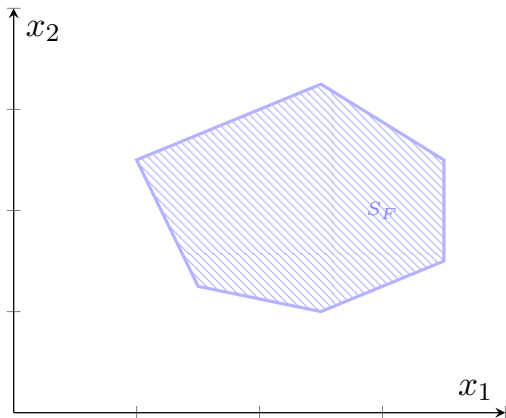
Ta thay bằng hàm $D(x)$ với điều kiện:

- Nếu $p_0 - \mu d_0 > 0$, $D(x) \longrightarrow Min$.
- Nếu $p_0 - \mu d_0 < 0$, $D(x) \longrightarrow Max$.
- Nếu $p_0 - \mu d_0 = 0$ thì $Q(x) = \mu = \text{hằng số } (\forall x \in S_F)$, ta bỏ qua bài toán.

Phương pháp hình học

Bài toán trên không gian \mathbb{R}^2

$$(F) \quad Q(x) = \frac{P(x)}{D(x)} = \frac{p_1x_1 + p_2x_2 + p_0}{d_1x_1 + d_2x_2 + d_0} \longrightarrow Max \quad (8)$$
$$\begin{cases} Ax \leq b, \text{ trong đó } A = m \times 2 \\ x_1, x_2 \geq 0. \end{cases}$$



Hình: Tập nghiệm minh họa của bài toán (F)

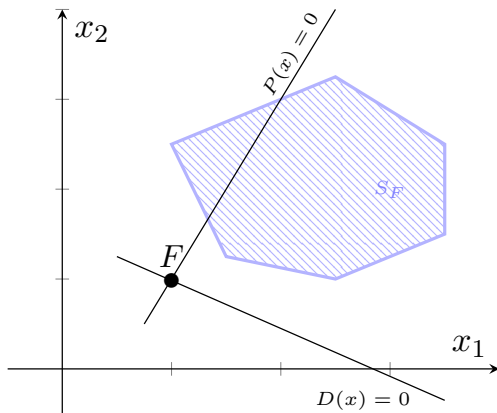
Tính chất

Đặt $Q(x) = K$ ($K \in \mathbb{R}$), ta được:

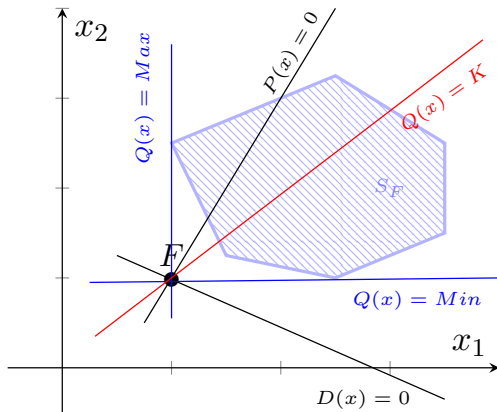
$$(p_1 - Kd_1)x_1 + (p_2 - Kd_2)x_2 + (p_0 - Kd_0) = 0 \quad (9)$$

$$\Rightarrow \begin{cases} p_1x_1 + p_2x_2 + p_0 = 0 \\ d_1x_1 + d_2x_2 + d_0 = 0 \end{cases} \quad (10)$$

- $Q(x) = K$ là đường mức quét qua tập S_F , đến khi gặp cực điểm thì ở đó ta nhận được giá trị K là giá trị tối ưu của bài toán (F).
- Ta xác định được điểm cố định F là nghiệm của phương trình (9), nói cách khác, điểm cố định F là điểm giao của 2 đường thẳng $P(x) = 0$ và $D(x) = 0$.
- Trường hợp $P(x) = 0$ song song với $D(x) = 0$, hay nói cách khác hệ (9) vô nghiệm thì điểm cố định F không tồn tại.



Hình: Minh họa điểm cố định F



Hình: Minh họa đường mức $Q(x) = K$

Xét tính biến thiên

Từ phương trình (9), ta có:

$$x_2 = -\frac{p_1 - Kd_1}{p_2 - Kd_2}x_1 - \frac{p_0 - Kd_0}{p_2 - Kd_2}. \quad (11)$$

Đạo hàm 2 vế ta được:

$$\frac{dx_2}{dx_1} = \frac{d}{dx_1} \left[-\frac{p_1 - Kd_1}{p_2 - Kd_2}x_1 \right] - \frac{d}{dx_1} \left[\frac{p_0 - Kd_0}{p_2 - Kd_2} \right]$$

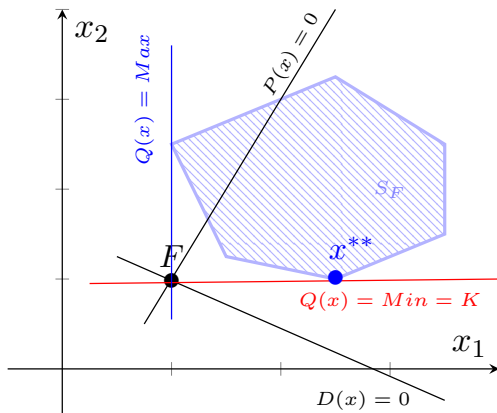
$$\frac{dx_2}{dx_1} = -\frac{p_1 - Kd_1}{p_2 - Kd_2}$$

$$k = -\frac{p_1 - Kd_1}{p_2 - Kd_2} \quad (\text{Đặt } k = \frac{dx_2}{dx_1})$$

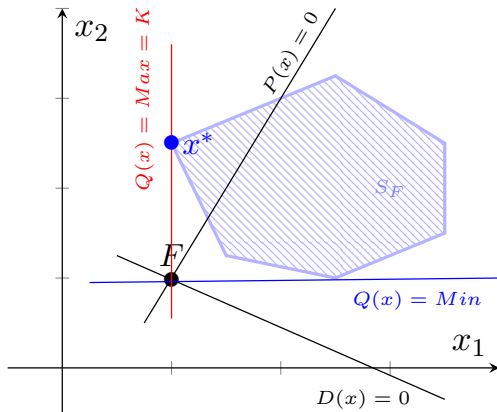
- Ta thấy hệ số góc k phụ thuộc vào tham số K , Khảo sát sự biến thiên của k theo K , ta có:

$$\frac{dk}{dK} = \frac{d_1 p_2 - d_2 p_1}{(p_2 - K d_2)^2} \quad (12)$$

- Giá trị của $Q(x)$ tăng hay giảm phụ thuộc vào $(d_1 p_2 - d_2 p_1)$, do đó k biến thiên theo 1 chiều nhất định. Từ đây, ta có thể tìm được nghiệm tối ưu của bài toán (F).
- Quay đường mức $Q(x) = K$ quanh điểm F đến khi trùng với cực điểm x^* ta nhận được giá trị cực đại của hàm $Q(x)$, x^{**} ta nhận được giá trị cực tiểu của hàm $Q(x)$.



Hình: $Q(x)$ đạt giá trị tối ưu tại điểm x^{**}



Hình: $Q(x)$ đạt giá trị tối ưu tại điểm x^*

Ví dụ minh họa

Thuật toán Dinkelbach

Tính chất

- Quay lại bài toán:

$$(F) \quad Q(x) = \frac{P(x)}{D(x)} \longrightarrow Max \quad (13)$$
$$\begin{cases} Ax \leq b, \\ x \geq 0. \end{cases}$$

- Ta đặt hàm:

$$F(\lambda) = \max_{x \in S_F} \{P(x) - \lambda D(x)\}, \quad \lambda \in \mathbb{R} \quad (14)$$

Định lý 3.1

Vector x^ là nghiệm tối ưu của bài toán (F) nếu và chỉ nếu*

$$F(\lambda^*) = \max_{x \in S_F} \{P(x) - \lambda^* D(x)\} = 0 \quad (15)$$

Với

$$\lambda^* = \frac{P(x^*)}{D(x^*)} \quad (16)$$

Chứng minh.

Nếu vector x^* là nghiệm tối ưu của bài toán (F), ta có:

$$\lambda^* = \frac{P(x^*)}{D(x^*)} \geq \frac{P(x)}{D(x)}, \forall x \in S_F$$

Tương tự,

$$P(x) - \lambda^* D(x) \leq 0, \forall x \in S_F \quad (17)$$

Từ bất phương trình (17), ta được:

$$\Rightarrow \max_{x \in S_F} \{P(x) - \lambda^* D(x)\} = 0$$

Nếu vector x^* là nghiệm tối ưu thì:

$$P(x) - \lambda^* D(x) \leq P(x^*) - \lambda^* D(x^*) = 0, \forall x \in S_F$$

Với $D(x) > 0$, $\forall x \in S_F$, ta có:

$$\frac{\partial F(\lambda)}{\partial \lambda} = -D(x) < 0 \quad (18)$$

Đồng nghĩa $F(\lambda)$ giảm theo λ , từ đó ta thiết lập được thuật toán Dinkelbach.

Thuật toán Dinkelbach

Bước 1. Thiết lập

Đặt $x^{(0)} \in S_F$, tính $\lambda^{(1)} := \frac{P(x^{(0)})}{D(x^{(0)})}$, $k := 1$.

Bước 2. Tìm nghiệm

Tìm $x^{(k)}$ là nghiệm của bài toán $\max_{x \in S_F} \{P(x) - \lambda^{(k)} D(x)\}$

Bước 3. Kiểm tra

Nếu $F(\lambda^{(k)}) = 0$ thì $x^* = x^{(k)}$ là nghiệm tối ưu và bài toán được giải, nếu không chuyển sang bước 4.

Bước 4. Cải thiện

Đặt $\lambda^{(k+1)} := \frac{P(x^{(k)})}{D(x^{(k)})}$, $k := k + 1$ và quay lại bước 2.

Ví dụ minh họa

Thuật toán LandDoig - Dinkelbach

