# TỐI ƯU CÓ RÀNG BUỘC

Khoa công nghệ thông tin Đại học PHENIKAA

Hà Nội - 2023

1. Bài toán tối ưu lồi có ràng buộc

3. Điều kiện cần và đủ cực trị

2. Điều kiện cần cực trị



# Bài toán tối ưu lồi có ràng buộc



- ► Hàm mục tiêu (objective function): lồi
- ► Tập chấp nhận được (feasible set): lồi



- ▶ Hàm mục tiêu (objective function): lồi
- Tập chấp nhận được (feasible set): lồi



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

- x là biến số
- $f: \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là hàm mục tiêu
- $g_i: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm lồi
- $h_i(x): \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm affine



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

- x là biến số
- $f: \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là hàm mục tiêu
- $g_i: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm lồi
- $h_i(x): \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm affine



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

- x là biến số
- $ullet f: \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n o \mathbb{R}$  là hàm mục tiêu
- $g_i: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm lồi
- $h_i(x): \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm affine



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

- x là biến số
- $ullet f: \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n o \mathbb{R}$  là hàm mục tiêu
- $ullet g_i: \mathbb{R}^n o \mathbb{R}$  là các hàm lồi
- $h_j(x): \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm affine



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

- x là biến số
- $ullet f: \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n o \mathbb{R}$  là hàm mục tiêu
- $ullet g_i: \mathbb{R}^n o \mathbb{R}$  là các hàm lồi
- $h_i(x): \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  là các hàm affine



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Least squares
- Linear programming
- Convex quadratic minimization with linear constraints
- Quadratic minimization with convex quadratic constraints
- Conic optimization
- Geometric programming
- Second order cone programming



- Portfolio optimization
- Worst-case risk analysis
- Optimal advertising
- Variations of statistical regression (including regularization and quantile regression)
- Model fitting (particularly multiclass classification)



- Portfolio optimization
- Worst-case risk analysis
- Optimal advertising
- Variations of statistical regression (including regularization and quantile regression)
- Model fitting (particularly multiclass classification)



- Portfolio optimization
- Worst-case risk analysis
- Optimal advertising
- Variations of statistical regression (including regularization and quantile regression)
- Model fitting (particularly multiclass classification)



- Portfolio optimization
- Worst-case risk analysis
- Optimal advertising
- Variations of statistical regression (including regularization and quantile regression)
- Model fitting (particularly multiclass classification)



- Portfolio optimization
- Worst-case risk analysis
- Optimal advertising
- Variations of statistical regression (including regularization and quantile regression)
- Model fitting (particularly multiclass classification)



- ▶ Electricity generation optimization
- Combinatorial optimization
- Non-probabilistic modelling of uncertainty
- Localization using wireless signals



- ▶ Electricity generation optimization
- Combinatorial optimization
- Non-probabilistic modelling of uncertainty
- Localization using wireless signals



- Electricity generation optimization
- Combinatorial optimization
- Non-probabilistic modelling of uncertainty
- Localization using wireless signals



- Electricity generation optimization
- Combinatorial optimization
- Non-probabilistic modelling of uncertainty
- Localization using wireless signals



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

$$\mathsf{D} \mathsf{a} \mathsf{t} \ I = \{1, 2, \dots, n\}, \ J = \{1, 2, \dots, p\}.$$

Đặt 
$$C = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leqslant 0 \ \forall i \in I, \ h_j(x) = 0 \ \forall j \in J\}$$



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

Dặt 
$$I = \{1, 2, ..., n\}, J = \{1, 2, ..., p\}.$$

Đặt 
$$C = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leqslant 0 \ \forall i \in I, \ h_j(x) = 0 \ \forall j \in J\}$$



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

Dặt 
$$I = \{1, 2, ..., n\}, J = \{1, 2, ..., p\}.$$

Đặt 
$$C = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leqslant 0 \ \forall i \in I, \ h_j(x) = 0 \ \forall j \in J\}$$



(P) min 
$$f(x)$$
  
sao cho  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., n$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ..., p$   
 $x \in \mathbb{R}^n$ .

Dặt 
$$I = \{1, 2, ..., n\}, J = \{1, 2, ..., p\}.$$

Dăt 
$$C = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leq 0 \ \forall i \in I, \ h_j(x) = 0 \ \forall j \in J\}$$



# Điều kiện cần cực trị

### Định lý KKT1



Nếu  $x^*$  là một nghiệm tối ưu của bài toán P thì tồn tại các hằng số  $\lambda_i$   $(i \in I)$ ,  $\mu_i$   $(j \in J)$  sao cho

$$\begin{cases}
\nabla f(x^*) + \sum_{i \in I} \lambda_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j \in J} \mu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \\
\lambda_i g_i(x^*) = 0 \quad \forall i \in I \\
g_i(x^*) \leq 0 \quad \forall i \in I, \ h_j(x^*) = 0 \quad \forall j \in J \\
\lambda_i \geq 0 \quad \forall i \in I, \ \mu_j \in \mathbb{R} \quad \forall j \in J
\end{cases} \tag{1}$$



Điểm  $\mathbf{x}^*$  thỏa mãn hệ (1) được gọi là một điểm KKT (Karush-Kuhn-Tucker) của bài toán

- Diều kiện  $\lambda_i g_i(x^*) = 0$ : điều kiện bù
- lacktriangle Các nhân tử Lagrange



Điểm  $\mathbf{x}^*$  thỏa mãn hệ (1) được gọi là một điểm KKT (Karush-Kuhn-Tucker) của bài toán

- Điều kiện  $\lambda_i g_i(x^*) = 0$ : điều kiện bù
- Các nhân tử  $\lambda_i$ ,  $\mu_i$ : nhân tử Lagrange

### Điều kiện chính quy Slater



Điều kiện chính quy **Slater** (CQ) thỏa mãn đối với bài toàn P nếu tồn tại  $u \in C$  sao cho

$$g_i(u) < 0 \quad \forall i = 1, \ldots, m.$$



# Điều kiện cần và đủ cực trị

## Định lý KKT2



- Điều kiện chính quy Slater thỏa mãn
- $x^*$  là một điểm chấp nhận được của bài toán  $x^*$  là một nghiệm tối ưu của bài toán (P) khi và chỉ khi tồn tại các hằng số  $\lambda_i$   $(i \in I)$ ,  $\mu_j$   $(j \in J)$  sao cho

$$\begin{cases} \nabla f(x^*) + \sum_{i \in I} \lambda_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j \in J} \mu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \\ \lambda_i g_i(x^*) = 0 \quad \forall i \in I \\ g_i(x^*) \leq 0 \quad \forall i \in I, \ h_j(x^*) = 0 \quad \forall j \in J \\ \lambda_i \geq 0 \quad \forall i \in I, \ \mu_j \in \mathbb{R} \quad \forall j \in J \end{cases}$$

## Định lý KKT2



- Điều kiện chính quy Slater thỏa mãn
- x\* là một điểm chấp nhận được của bài toán

 $x^*$  là một nghiệm tối ưu của bài toán (P) khi và chỉ khi tồn tại các hằng số  $\lambda_i$   $(i \in I)$ ,  $\mu_j$   $(j \in J)$  sao cho

$$\begin{cases} \nabla f(x^*) + \sum_{i \in I} \lambda_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j \in J} \mu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \\ \lambda_i g_i(x^*) = 0 \quad \forall i \in I \\ g_i(x^*) \leq 0 \quad \forall i \in I, \ h_j(x^*) = 0 \quad \forall j \in J \\ \lambda_i \geq 0 \quad \forall i \in I, \ \mu_i \in \mathbb{R} \quad \forall j \in J \end{cases}$$

#### Định lý KKT2



- Điều kiện chính quy Slater thỏa mãn
- $x^*$  là một điểm chấp nhận được của bài toán  $x^*$  là một nghiệm tối ưu của bài toán (P) khi và chi khi tồn tại các hằng số  $\lambda_i$   $(i \in I)$ ,  $\mu_i$   $(j \in J)$  sao cho

$$\begin{cases} \nabla f(x^*) + \sum_{i \in I} \lambda_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j \in J} \mu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \\ \lambda_i g_i(x^*) = 0 \quad \forall i \in I \\ g_i(x^*) \leq 0 \quad \forall i \in I, \ h_j(x^*) = 0 \quad \forall j \in J \\ \lambda_i \geqslant 0 \quad \forall i \in I, \ \mu_i \in \mathbb{R} \quad \forall j \in J \end{cases}$$



Tìm cực tiểu của hàm số  $f(x,y)=(x-1)^2+y-2$  thỏa mãn

$$\begin{cases} x + y - 2 \le 0 \\ x - y + 1 = 0 \end{cases}$$

Điểm dừng  $(x^*, y^*) = (1/2, 3/2)$  ứng với cặp nhân tử  $(\lambda, \mu) = (0, 1)$ .



Tìm cực tiểu của hàm số  $f(x,y)=(x-1)^2+y-2$  thỏa mãn

$$\begin{cases} x + y - 2 \leqslant 0 \\ x - y + 1 = 0 \end{cases}$$

Diếm dừng  $(x^*, y^*) = (1/2, 3/2)$  ứng với cặp nhân tử  $(\lambda, \mu) = (0, 1)$ .



Tìm cực đại của hàm số  $f(x,y)=x^2+y^2+4x-6y$  thỏa mãn

$$\begin{cases} x + y \le 3 \\ -2x + y \le 2 \end{cases}$$

Điểm KKT 
$$(x^*, y^*) = (\frac{1}{3}, \frac{8}{3})$$



Tìm cực đại của hàm số  $f(x,y)=x^2+y^2+4x-6y$  thỏa mãn

$$\begin{cases} x + y \le 3 \\ -2x + y \le 2 \end{cases}$$

Diểm KKT  $(x^*, y^*) = (\frac{1}{3}, \frac{8}{3})$ 



Tìm cực đại của hàm số f(x,y)=xy thỏa mãn

$$\begin{cases} x^2 + y^2 \le 2 \\ x \ge 0 \\ y \ge 0 \end{cases}$$



Tìm cực tiểu của hàm số f(x,y) = 2x + y thỏa mãn

$$\begin{cases} 3x + y \le 6 \\ x + y \le 4 \\ x \ge 0 \\ y \ge 0 \end{cases}$$

## Một số ví dụ bài toán tối ưu lồi



Bài toán quy hoạch tuyến tính

min 
$$c^T x + d$$
  
thỏa mãn  $Gx \le h$   
 $Ax = b$ ,

trong đó,  $G \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $A \in \mathbb{R}^{p \times n}$ ,  $c, d, h, b \in \mathbb{R}^n$ .

# Một số ví dụ về bài toán tối ưu lồi



Bài toán quy hoạch toàn phương lồi

min 
$$(1/2)x^T P x + q^T x + r$$
  
thỏa mãn  $Gx \le h$   
 $Ax = b$ ,

trong đó,  $P \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $P \geq 0$ ,  $G \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $A \in \mathbb{R}^{p \times n}$ .