

# MÁY VÉC-TƠ HỖ TRỢ HAI LỚP, KHẢ TÁCH TUYẾN TÍNH ... BÀI TOÁN ĐỐI NGẪU ...

**Lê Thành Sách**

✉ [Itsach@hcmut.edu.vn](mailto:Itsach@hcmut.edu.vn)

Khoa Khoa học & Kỹ thuật Máy tính  
Trường Đại học Bách Khoa - ĐHQG Tp.HCM

Tp.HCM. Ngày 21 tháng 9 năm 2019

# Mục lục

- ➊ Bài toán gốc: ôn lại
- ➋ Kiến thức liên quan
- ➌ Bài toán đổi ngẫu
- ➍ Phương pháp mở rộng
- ➎ Tổng kết



Support Vector  
Machine

## 1 Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đổi ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết



## Support Vector Machine

### Mục lục

#### 2 Bài toán gốc: ôn lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán gốc: ôn lại

---

# Bài toán gốc



Support Vector  
Machine

Mục lục

3 Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

Bài toán tối ưu gốc:  $\mathcal{P}_{\text{primal}}$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^*, b^* &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t:} \quad & 1 - t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b) \leq 0 \\ & \forall n = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (1.1)$$

Dạng cơ bản  $\mathcal{P}_{\text{basic}}$

$$\begin{aligned} p^* &= \underset{\mathbf{x}}{\text{minimize}} f_0(\mathbf{x}) \\ \text{s.t:} \quad & f_i(\mathbf{x}) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & h_i(\mathbf{x}) = 0, \quad i = 1, \dots, p \end{aligned} \quad (1.2)$$

# Bài toán gốc



Support Vector  
Machine

Mục lục

4

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

## Bài toán tối ưu gốc: $\mathcal{P}_{\text{primal}}$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^*, b^* &= \underset{\mathbf{w}, b}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t:} \quad & 1 - t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b) \leq 0 \\ & \forall n = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

- Hàm mục tiêu:  $f_0(\mathbf{w}, b) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$
- Các ràng buộc dạng bất đẳng thức:  $f_n(\mathbf{w}, b) = 1 - t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b)^1$
- Các ràng buộc dạng đẳng thức: **không có**
- Hàm mục tiêu và các hàm ràng buộc: **lồi và khả vi**

---

<sup>1</sup> $f_n(\mathbf{w}, b) \leq 0, \forall n = 1, 2, \dots, N$

# Kiến thức liên quan

---



**Support Vector  
Machine**

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

5 Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Tối ưu lồi



**Hình 2.1: Convex Optimization** của Stephen Boyd và Lieven Vandenberghe. Cần đọc Chương 5.



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

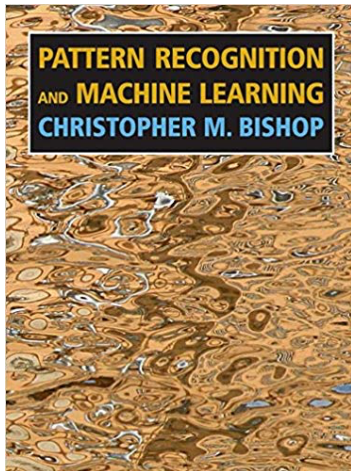
6 Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

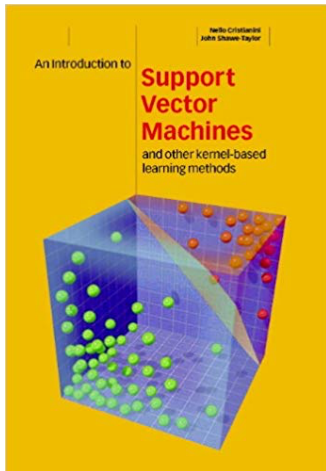
Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Máy véctor hỗ trợ



Hình 2.2: (a) Machine Learning, Bishop, (Phần 7.1)



Hình 2.3: (b) Support Vector Machines, Nello et al., (Chương 6)



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

7 Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết





## Support Vector Machine

### Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

### 8 Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

---

# Bài toán đôi ngẫu



## Nguyên tắc

- 1 Thành lập hàm **Lagrangian**  $\mathcal{L}$  để liên kết các biến gốc với các biến đôi ngẫu.
  - 1 Mỗi hàm ràng buộc ở bài toán gốc được nhân với một hệ số, được gọi là biến đôi ngẫu
  - 2  $\mathcal{L}$  là tổng của hàm mục tiêu gốc với **tổ hợp tuyến tính** gồm các hàm ràng buộc gốc với hệ số là các **biến đôi ngẫu**
- 2 Dựa vào tính chất của hàm  $\mathcal{L}$  và của bài toán gốc, chuyển sang bài toán đôi ngẫu bằng cách:
  - 1 Xây dựng **hàm đôi ngẫu** (hàm thu được khi cực tiểu hàm  $\mathcal{L}$  theo các biến gốc)
  - 2 Bài toán đôi ngẫu: **cực đại hóa hàm đôi ngẫu**
- 3 Sử dụng tính chất của hệ điều kiện **KKT** và **Slater** suy ra nghiệm của bài toán gốc.

Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đôi ngẫu

9

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

## Lagrangian

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{n=1}^N \alpha_n \{t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b) - 1\} \quad (3.1)$$

### Tên gọi

- $\mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha)$ : Hàm Lagrangian<sup>1</sup>
- $\alpha_n; n = 1, 2, \dots, N$ : Các nhân tử Lagrange<sup>2</sup>
- Lagrangian liên kết các biến của bài toán gốc và các biến mới vào một hàm

<sup>1</sup>còn gọi: **Lagrangian**

<sup>2</sup>còn gọi: biến đối ngẫu (hay **dual variables**)



### Support Vector Machine

#### Mục lục

Bài toán gốc: ôn lại

Kiến thức liên quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

10 Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

## Lagrangian



### Support Vector Machine

#### Mục lục

Bài toán gốc: ôn lại

Kiến thức liên quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

11 Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở rộng

Tổng kết

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{n=1}^N \alpha_n \{t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b) - 1\}$$

### Tính chất

- Lagrangian là **convex** theo  $\mathbf{w}, b$ : hàm bậc 2 theo  $\mathbf{w}, b$  (vì ma trận cho p.tử bậc hai  $\|\mathbf{w}\|^2$  là bán định dương)
- Lagrangian là **concave** theo  $\alpha$ ; là hàm **affine** theo  $\alpha$  (vì  $\mathcal{L}$  là tổ hợp tuyến tính theo  $\alpha_n$ )

# Bài toán đôi ngẫu

## Lagrangian

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha) = \underbrace{\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{n=1}^N \underbrace{\alpha_n}_{\text{ép buộc: } \geq 0} \underbrace{\{t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b) - 1\}}_{\text{ràng buộc gốc: } \geq 0}}_{\geq 0} \leq \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

Tính chất; với ràng buộc  $\alpha_n \geq 0$ ;  $\mathbf{w}^*, b^*$ : là điểm tối ưu của bài toán gốc

- $\mathcal{L}(\mathbf{w}^*, b^*, \alpha)$ : là chặn dưới của hàm mục tiêu gốc tại điểm tối ưu:  $\mathcal{L}(\mathbf{w}^*, b^*, \alpha) \leq \frac{1}{2} \|\mathbf{w}^*\|^2$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đôi ngẫu

Nguyên tắc

12 Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đôi ngẫu

Lagrangian: như "cost function"

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha) = \underbrace{\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \sum_{n=1}^N \underbrace{\alpha_n}_{\text{ép buộc: } \geq 0} \underbrace{\{1 - t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b)\}}_{\substack{\text{đúng : } \leq 0; \\ \text{sai : } > 0}}}}_{E_{\text{data}}: \text{cost, chí phí}}$$

**Tổng chi phí** =  $\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + E_{\text{data}}$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đôi ngẫu

Nguyên tắc

13 Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

Lagrangian: như "cost function"

- $\mathcal{L}$ : như hàm chi phí; **vừa tối thiểu**  $\|\mathbf{w}\|^2$  và  $\mathbf{b}$ , **vừa phải giảm chi phí** tính trên dữ liệu huấn luyện  $E_{data}$
- $E_{data} \leq 0$ : khi phân loại đúng  $\Rightarrow$  càng âm càng tốt, càng dương càng xấu
- $\alpha_n \geq 0$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ )  $\Rightarrow$  Cần cực đại hóa theo các  $\alpha_n$

## Cách thực hiện

- Tối thiểu  $\mathcal{L}$  theo  $\mathbf{w}$  và  $\mathbf{b}$  trước  $\Rightarrow$  Hàm đối ngẫu.
- Cần cực đại hàm kết quả theo  $\alpha \Rightarrow$  Nghiệm của bài toán đối ngẫu ( $\alpha^*$ )



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

14 Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

Xây dựng bài toán



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

15 Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

Bài toán gốc là: **Tối ưu lồi (convex optimization)** , vì:

- ① Hàm mục tiêu gốc:

$$f_0(\mathbf{w}, b) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2: \text{lồi}$$

- ② Các hàm ràng buộc dạng bất đẳng thức:

$$f_n(\mathbf{w}, b) = 1 - t_n \{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b\}; n = 1, 2, \dots, N^1: \text{lồi}$$

- ③ Các hàm ràng buộc dạng đẳng thức: có dạng **affine**; bài toán gốc không chứa dạng ràng buộc này.

---

<sup>1</sup> $f_n(\mathbf{w}, b) \leq 0$



# Bài toán đối ngẫu

Xây dựng bài toán

Bài toán tối ưu gốc có hai tính chất:

① **tối ưu lồi**

② các hàm  $f_0(\mathbf{w}, \mathbf{b})$  và  $f_n(\mathbf{w}, \mathbf{b})$  là **khả vi**

$\Rightarrow$  Thỏa mãn **hệ điều kiện KKT**<sup>1</sup> sau đây

<sup>1</sup>Karush–Kuhn–Tucker: Kết quả từ Karush (1939) và Kuhn–Tucker (1951)



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

16 Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

Xây dựng bài toán



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

17 Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

## Hệ điều kiện KKT

(KKT-1) Điều kiện dừng:	$\nabla_{\mathbf{w}, b} \mathcal{L}(\tilde{\mathbf{w}}, \tilde{b}, \tilde{\alpha}) = 0$
(KKT-2) Ràng buộc gốc:	$1 - t_n \{ \tilde{\mathbf{w}}^T \mathbf{x}_n + \tilde{b} \} \leq 0;$ $n = 1, 2, \dots, N$
(KKT-3) Ràng buộc biến đối ngẫu:	$\tilde{\alpha}_n \geq 0;$ $n = 1, 2, \dots, N$
(KKT-4) Điều kiện bù:	$\tilde{\alpha}_n \{ 1 - t_n (\tilde{\mathbf{w}}^T \mathbf{x}_n + \tilde{b}) \} = 0;$ $n = 1, 2, \dots, N$

# Bài toán đối ngẫu

Xây dựng bài toán



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

18 Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

## Ý NGHĨA CỦA HỆ ĐIỀU KIỆN KKT

**NẾU:**  $(\tilde{w}, \tilde{b}, \tilde{\alpha})$  thoả mãn KKT:

**THÌ:**

①  $(\tilde{w}, \tilde{b})$  là nghiệm của bài toán gốc; nghĩa là,

$$(\tilde{w}, \tilde{b}) \equiv (w^*, b^*)$$

②  $(\tilde{\alpha})$  là nghiệm của bài toán đối ngẫu<sup>1</sup>; nghĩa là,

$$(\tilde{\alpha}) \equiv (\alpha^*)$$

③ **duality gap** = 0; nghĩa là,  $\mathcal{L}(w^*, b^*, \alpha^*) = \frac{1}{2} \|w^*\|^2$

<sup>1</sup>trình bày sau

# Bài toán đối ngẫu

*Xây dựng bài toán: nguyên tắc*

Từ **Điều kiện dừng** :

①  $\Rightarrow$  Tìm hàm  $g(\alpha) = \mathcal{L}(\tilde{w}, \tilde{b}, \alpha)$ ; với  $\tilde{w}, \tilde{b}$  là các điểm  
dừng<sup>1</sup>; hàm  $g(\alpha)$  được gọi là **hàm đối ngẫu**

Từ **duality gap = 0**:

②  $\Rightarrow$  **maximize** hàm  $g(\alpha)$  để tìm  $\alpha^*$ . Bài toán tối ưu này  
được gọi là **bài toán đối ngẫu**<sup>2</sup>

<sup>1</sup>là điểm tại đó đạo hàm bằng 0

<sup>2</sup>vì từ nghiệm bài toán này có thể suy ra nghiệm bài toán gốc

# Bài toán đối ngẫu

*Xây dựng bài toán: tìm hàm đối ngẫu*

## • Tính đạo hàm:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\alpha})}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n \mathbf{x}_n$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\alpha})}{\partial b} = \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n$$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

20 Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đôi ngẫu

*Xây dựng bài toán: tìm hàm đôi ngẫu*

• Giải tìm các ràng buộc:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}$$

## Công thức của $\mathbf{w}$

$$\mathbf{w} = \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n \mathbf{x}_n \quad (3.2)$$

**Lưu ý:**  $\mathbf{w}$  là tổ hợp tuyến tính của các điểm dữ liệu đầu vào; **nếu tìm được  $\alpha$**  thì tính  $\mathbf{w}$  công thức trên.

# Bài toán đối ngẫu

*Xây dựng bài toán: tìm hàm đối ngẫu*

- Giải tìm các ràng buộc:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\alpha})}{\partial b} = 0$$
$$\Rightarrow \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n = 0$$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

22 Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đôi ngẫu

Xây dựng bài toán; tìm hàm đôi ngẫu

• Hàm đôi ngẫu:

$$g(\alpha) = \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha)$$

$$\text{với, } \begin{cases} \mathbf{w} = \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n \mathbf{x}_n, \text{ và} \\ \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n = 0 \end{cases}$$

## Mục tiêu

Tìm  $\alpha^* = \operatorname{argmax}_{\alpha} g(\alpha)$

Hoặc  $\alpha^* = \operatorname{argmin}_{\alpha} -g(\alpha)$



# Bài toán đối ngẫu

Xây dựng bài toán: tìm hàm đối ngẫu

•Hàm đối ngẫu:

$$\begin{aligned}
 g(\alpha) &= \frac{1}{2} \sum_{r=1}^N \sum_{c=1}^N \alpha_c \alpha_r t_c t_r \mathbf{x}_c^T \mathbf{x}_r - \sum_{r=1}^N \alpha_r t_r \left( \sum_{c=1}^N \alpha_c t_c \mathbf{x}_c^T \right) \mathbf{x}_r \\
 &\quad - b \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n + \sum_{n=1}^N \alpha_n \\
 &= -\frac{1}{2} \sum_{r=1}^N \sum_{c=1}^N \alpha_c \alpha_r t_c t_r \mathbf{x}_c^T \mathbf{x}_r + \sum_{n=1}^N \alpha_n
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

# Bài toán đối ngẫu



Support Vector  
Machine

## Hàm đối ngẫu và tính chất

$$g(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{r=1}^N \sum_{c=1}^N \alpha_c \alpha_r t_c t_r \underbrace{\mathbf{x}_c^T \mathbf{x}_r}_{\text{tích vô hướng}} + \sum_{n=1}^N \alpha_n \quad (3.4)$$

Tính chất:

- $g(\alpha)$ : **concave**, bất kể bài toán gốc là **convex** hay không
- $-g(\alpha)$ : **convex**
- Khi  $\alpha \geq 0$ :  $g(\alpha) \leq p^*$  ( $g(\alpha)$  là cận dưới của hàm mục tiêu gốc)

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

25 Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

## Bài toán đối ngẫu (dual problem): hàm mục tiêu

$$\begin{aligned}\alpha^* &= \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{r=1}^N \sum_{c=1}^N \alpha_c \alpha_r t_c t_r \mathbf{x}_c^T \mathbf{x}_r - \sum_{n=1}^N \alpha_n \\ \text{s.t: } & \alpha_n \geq 0; n = 1, 2, \dots, N \\ & \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n = 0\end{aligned} \quad (3.5)$$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

26 Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

Bài toán đối ngẫu (dual problem): hàm mục tiêu cho thư viện CVXOPT

$$\begin{aligned}\alpha^* &= \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{r=1}^N \sum_{c=1}^N \alpha_c \alpha_r t_c t_r \mathbf{x}_c^T \mathbf{x}_r - \sum_{n=1}^N \alpha_n \\ \text{s.t:} \quad & -\alpha_n \leq 0; n = 1, 2, \dots, N \\ & \sum_{n=1}^N \alpha_n t_n = 0\end{aligned} \tag{3.6}$$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

27 Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

28

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

Bài toán đối ngẫu (dual problem): hàm mục tiêu cho thư viện CVXOPT

$$\begin{aligned} \alpha^* &= \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \alpha^T K \alpha + p^T \alpha \\ \text{s.t: } & G \alpha \leq h \\ & A \alpha = b \end{aligned} \quad (3.7)$$

**Lưu ý:** ở ràng buộc, so sánh từng phần tử tương ứng của hai vectơ  $G \alpha$  và  $h$  với nhau  $\Rightarrow$  có  $N$  ràng buộc; với các ma trận và vectơ nêu sau đây.

# Bài toán đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

29

Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

$$\begin{aligned} K_{Gram} &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_N \\ \mathbf{x}_2^T \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2^T \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_2^T \mathbf{x}_N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_N^T \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_N^T \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_N^T \mathbf{x}_N \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{X} \mathbf{X}^T \end{aligned} \quad (3.8)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &= \begin{bmatrix} y_1 y_1 & y_1 y_2 & \cdots & y_1 y_N \\ y_2 y_1 & y_2 y_2 & \cdots & y_2 y_N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_N y_1 & y_N y_2 & \cdots & y_N y_N \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{y} \mathbf{y}^T \text{ (outer product)} \end{aligned} \quad (3.9)$$

(Element-wise product)

$$\mathbf{K} = \mathbf{K}_{Gram} \odot \mathbf{Y} \quad (3.10)$$

# Bài toán đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\alpha} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{p}$ :  $N \times 1$ ; chỉ chứa số  $-1$
- $\mathbf{x}$ :  $N \times 1$ ; cũng là véc tơ  $\boldsymbol{\alpha}$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

30 Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán tối ưu

## Bài toán gốc



### Support Vector Machine

#### Mục lục

#### Bài toán gốc: ôn lại

#### Kiến thức liên quan

#### Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

31 Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

#### Phương pháp mở rộng

#### Tổng kết

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} -1 & & & \\ & -1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & -1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{G}$ :  $N \times N$ ; các phần tử không xuất hiện là 0; các giá trị theo đường chéo là  $-1$
- $\mathbf{h}$ :  $N \times 1$ ; gồm các giá trị 0



# Bài toán đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad \cdots \quad y_N] \\ b &= [0] \end{aligned}$$

- $\mathbf{A}$ :  $1 \times N$  (chỉ có 1 ràng buộc đẳng thức)



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

32 Cực đại hàm đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Bài toán đối ngẫu



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

33 Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

## Tiêu chuẩn Slater cho tối ưu lồi

**NẾU:** phần trong của tập khả thi (feasible set) không rỗng

**THÌ:**  $\text{duality gap} = 0$  hay **strong duality**

$$\exists(\mathbf{w}, b) : f_n(\mathbf{w}, b) < 0; \forall n = 1, 2, \dots, N$$

$\Rightarrow$  **duality gap = 0** hay **strong duality** (lưu ý, dấu  $<$ , không phải dấu  $\leq$ )

**duality gap = 0** hay **strong duality**:

$$\underbrace{\min_{\mathbf{w}, b} \max_{\alpha} \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha)}_{\text{Bài toán gốc}} = \max_{\alpha} \underbrace{\min_{\mathbf{w}, b} \mathcal{L}(\mathbf{w}, b, \alpha)}_{\text{Bài toán đối ngẫu}} \quad (3.11)$$

# Bài toán đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

34 Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

## Ý NGHĨA CỦA TIÊU CHUẨN SLATER và HỆ ĐIỀU KIỆN KKT

Quan hệ hai chiều (cần và đủ):

$(\tilde{w}, \tilde{b}, \tilde{\alpha})$  thoả mãn KKT:



❶  $(\tilde{w}, \tilde{b})$  là nghiệm của bài toán gốc; nghĩa là,

$$(\tilde{w}, \tilde{b}) \equiv (w^*, b^*)$$

❷  $(\tilde{\alpha})$  là nghiệm của bài toán đối ngẫu; nghĩa là,

$$(\tilde{\alpha}) \equiv (\alpha^*)$$

❸ **duality gap** = 0; nghĩa là,  $\mathcal{L}(w^*, b^*, \alpha^*) = \frac{1}{2} \|w^*\|^2$

# Bài toán đối ngẫu

## Tiêu chuẩn Slater

### KKT

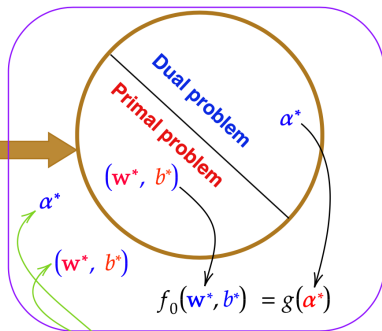
$$(KKT - 1): \nabla_{\mathbf{w}, \mathbf{b}} \mathcal{L}(\tilde{\mathbf{w}}, \tilde{\mathbf{b}}, \tilde{\alpha}) = 0$$

$$(KKT - 2): 1 - t_n [\tilde{\mathbf{w}}^T x_n + \tilde{\mathbf{b}}] \leq 0$$

$$(KKT - 3): \alpha \geq 0$$

$$(KKT - 4): \tilde{\alpha}_n \left[ 1 - t_n (\tilde{\mathbf{w}}^T x_n + \tilde{\mathbf{b}}) \right] = 0$$

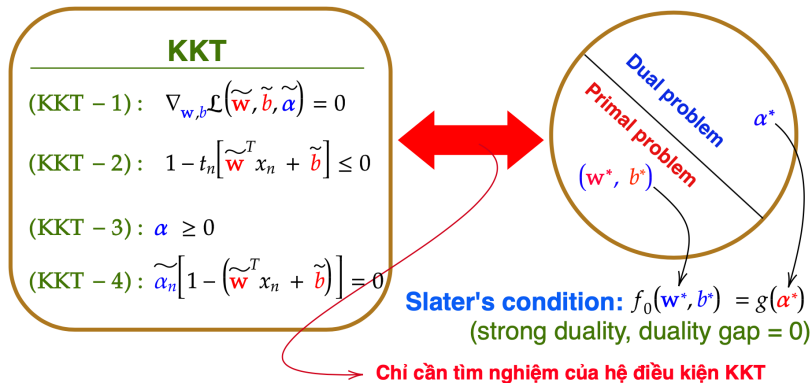
Without Slater's Condition: There maybe some solutions



**Hình 3.1:** Chỉ riêng hệ điều kiện KKT chưa đủ để bao phủ đầy đủ tập nghiệm của bài toán gốc và đối ngẫu

# Bài toán đối ngẫu

## Tiêu chuẩn Slater



**Hình 3.2:** Khi bài toán gốc thỏa những điều kiện của **KKT** và **Slater** thì chỉ cần tìm nghiệm của hệ điều kiện **KKT** là đủ

# Bài toán đối ngẫu

*Tiêu chuẩn Slater*

## Bài toán gốc và T/C Slater

Bài toán gốc thỏa mãn cả hệ điều kiện KKT (ở trên) và tiêu chuẩn Slater



**Support Vector  
Machine**

**Mục lục**

**Bài toán gốc: ôn  
lại**

**Kiến thức liên  
quan**

**Bài toán đối ngẫu**

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

37 **Tiêu chuẩn Slater**

**Phương pháp mở  
rộng**

**Tổng kết**

# Bài toán đối ngẫu

Tiêu chuẩn Slater



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đối ngẫu

Cực đại hàm đối ngẫu

38

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

## Từ điều kiện bù

- ①  $\alpha > 0 \Rightarrow \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 1$ : các điểm **support** có  $\alpha$  tương ứng  $> 0$
- ②  $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b > 1 \Rightarrow \alpha = 0$ : các điểm không là **support** có  $\alpha$  tương ứng  $= 0$

Gọi  $\mathcal{S}$ : tập chứa các chỉ số của các vectơ hỗ trợ

# Bài toán đôi ngẫu

Công thức dự báo

- Từ C.T (3.2):  $\Rightarrow$  vectơ pháp tuyến của siêu phẳng phân lớp bằng tổ hợp tuyến tính của các vectơ hỗ trợ

$$\mathbf{w} = \sum_{s \in \mathcal{S}} \alpha_s t_s \mathbf{x}_s \quad (3.12)$$

- Trong ứng dụng<sup>1</sup>, cần xét dấu của hàm phân lớp  $y(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b$

<sup>1</sup>không cần đến  $\mathbf{w}$  thường xuyên, chỉ cần dấu của  $y(\mathbf{x})$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đôi ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

39 Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết



# Bài toán đôi ngẫu

Công thức dự báo

$$\begin{aligned}y(\mathbf{x}) &= \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \\&= \sum_{n \in \mathcal{S}} \alpha_n t_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x} + b\end{aligned}\quad (3.13)$$

---

$$y(\mathbf{x}_m) = \sum_{n \in \mathcal{S}} \alpha_n t_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_m + b \quad \text{với, } \mathbf{x}_m: \text{ là một véctơ hỗ trợ}$$

---

$$\begin{aligned}\Rightarrow b &= t_m - \sum_{n \in \mathcal{S}} \alpha_n t_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_m \\ \Rightarrow b &= \frac{1}{N_S} \sum_{m \in \mathcal{S}} \left( t_m - \sum_{n \in \mathcal{S}} \alpha_n t_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_m \right)\end{aligned}\quad (3.14)$$



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đôi ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

40

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

47

# Bài toán đôi ngẫu

Công thức dự báo

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{n \in \mathcal{S}} \alpha_n t_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x} + \frac{1}{N_S} \sum_{m \in \mathcal{S}} (t_m - \sum_{n \in \mathcal{S}} \alpha_n t_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_m) \quad (3.15)$$

## Vectorization: quy ước

- $\mathbf{X}_s$ : kích thước  $N_s \times (M - 1)$ , ma trận chứa  $N_s$  vectơ hỗ trợ
- $\mathbf{X}_b$ : kích thước  $N_b \times (M - 1)$ , ma trận chứa  $N_b$  vectơ dữ liệu cần dự báo nhãn
- $\mathbf{t}_s$ : kích thước  $N_s \times 1$ , vectơ chứa nhãn của  $N_s$  vectơ hỗ trợ
- $\alpha_s$ : kích thước  $N_s \times 1$ , vectơ chứa  $N_s$  giá trị biến đổi ngẫu của các vectơ hỗ trợ
- $\mathbf{a}_s = \alpha_s \mathbf{t}_s$ : nhân phần tử với nhau



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đôi ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

41

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

47

# Bài toán đôi ngẫu



## Vectorization: Công thức dự báo

- $K_{ss} = X_s X_s^T$
- $K_{bs} = X_b X_s^T \mathbf{1}$
- $\mathbf{1}$ : vectơ cột chứa  $N_S$  số 1

$$b = \frac{1}{N_S} (t_s - K_{ss} a_s)^T \mathbf{1} \quad (3.16)$$

$$y = K_{bs} a_s + b \quad (3.17)$$

$$\text{nhãn} = \text{sign}(y) \quad (3.18)$$

**Lưu ý:** cả huấn luyện, kiểm thử, và kiểm tra đều được tính thông qua tích vô hướng giữa các điểm dữ liệu.

<sup>1</sup>b: viết tắt của “batch”

### Support Vector Machine

#### Mục lục

Bài toán gốc: ôn lại

Kiến thức liên quan

Bài toán đôi ngẫu

Nguyên tắc

Lagrangian

Xây dựng bài toán

Hàm đôi ngẫu

Cực đại hàm đôi ngẫu

42

Tiêu chuẩn Slater

Phương pháp mở rộng

Tổng kết

47



## Support Vector Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

43 Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

# Phương pháp mở rộng

---

# Phương pháp mở rộng



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

44 **Phương pháp mở  
rộng**

Tổng kết

## Các trường hợp mở rộng từ hai lớp khả tách tuyến tính

- 1 Trường hợp hai lớp, **không khả tách tuyến tính**
- 2 Trường hợp hai lớp, **có biên giới phi tuyến**
- 3 Trường hợp **nhiều lớp**

# Tổng kết

---



## Support Vector Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn lại

Kiến thức liên quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở rộng

45 **Tổng kết**

Tổng kết

Câu hỏi

# Tổng kết



## Support Vector Machine

### Mục lục

Bài toán gốc: ôn lại

Kiến thức liên quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở rộng

Tổng kết

46

Tổng kết

Câu hỏi

47

ltsach@hcmut.edu.vn  
Lê Thành Sách

## Bài toán gốc

$$\mathbf{w}^*, \mathbf{b}^* = \underset{\mathbf{w}, \mathbf{b}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

$$\text{s.t:} \quad t_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + \mathbf{b}) \geq 1 \\ \forall n = 1, 2, \dots, N$$

- Số biến:  $M$
- Số ràng buộc:  $N$
- Dừng khi:  $M \ll N$

## Bài toán đối ngẫu

$$\alpha^* = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \alpha^T \mathbf{K} \alpha + \mathbf{p}^T \alpha$$

$$\text{s.t:} \quad \mathbf{G} \alpha \leq \mathbf{h} \\ \mathbf{A} \alpha = \mathbf{b}$$

- Số biến:  $N$
- Số ràng buộc:  $N + 1$
- Dừng khi:  $M > N$

# Câu hỏi

- 1 Chứng minh rằng, bài toán gốc thỏa mãn tiêu chuẩn của Slater.
- 2 Lập trình tạo bộ phân loại SVM, chỉ dùng CVXOPT và numpy.
- 3 Tại sao nói rằng hàm đối ngẫu là một hàm concave, bất kể rằng bài toán gốc có lồi hay không?
- 4 Nếu gọi  $(\mathbf{w}^*, b^*)$  và  $\alpha^*$  tương ứng là nghiệm của bài toán gốc và bài toán đối ngẫu. Chứng minh rằng,  $\mathcal{L}(\mathbf{w}^*, b^*, \alpha^*) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}^*\|^2$
- 5 Nếu gọi  $\delta$  là độ rộng lề của bài toán gốc, chứng minh rằng  $\delta = \sqrt{2\mathcal{L}(\mathbf{w}^*, b^*, \alpha^*)}$
- 6 Cũng chứng minh rằng,  $\delta^2 = \frac{1}{\sum_{n \in S} \alpha_n}$ ; với  $S$  là tập chỉ số của các véctơ hỗ trợ.
- 7 Chưa kể đến độ chính xác của mô hình, chúng ta kỳ vọng một  $S$  có nhiều hay ít phần tử?



Support Vector  
Machine

Mục lục

Bài toán gốc: ôn  
lại

Kiến thức liên  
quan

Bài toán đối ngẫu

Phương pháp mở  
rộng

Tổng kết

Tổng kết

47

Câu hỏi

47