### Linear Programming for Data Science

### Lê Tiến Hợp, Trần Bảo Minh Nguyễn Mai Anh Thư, Nguyễn Thị Bảo Tiên

PiMA 2024



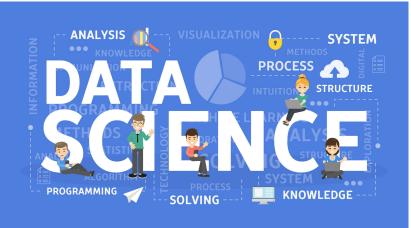
Trình bày: Nhóm 2

Ngày 29 tháng 6 năm 2025

#### Contents

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tống quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Động lực
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python

#### Data Science



#### **Contents**

L-Dông lưc

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Dông lực
  - Tổng quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Dông lưc
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



└-Động lực

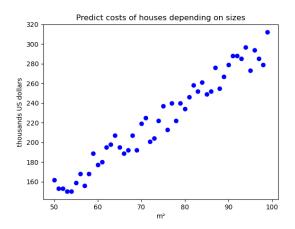
### Bài toán ví dụ

Xét bài toán ước lượng giá nhà của một căn nhà có diện tích x m $^2$ .

└-Động lực

#### Bài toán ví dụ:

Giả sử ta đã thu thập được số liệu từ 100 căn nhà trong một thành phố.

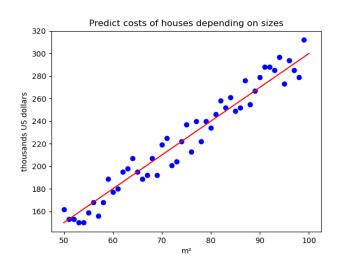


# Đặt vấn đề

L-Đông lực

Liệu rằng khi có một căn nhà mới xây có dữ liệu về thông tin như trên thì ta có thể dự đoán giá y của căn nhà đó không? Nếu có thì kết quả dự đoán giá nhà  $\hat{y} = f(x)$  sẽ được biểu diễn như thế nào?

### Nhận xét



└-Động lực

### Nhận xét

- Ta dự đoán đường thẳng biểu diễn mối quan hệ giữa giá nhà và diện tích là  $y = w_1x + w_0$ .
- Từ đó, ta tìm cách tìm  $w_1$  và  $w_0$  để sai số so với các điểm dữ liệu là thấp nhất có thể.

└─Tổng quát hóa bài toán

#### **Contents**

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tổng quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
    - Mở rộng
      - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Động lực
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



Ta tổng quát Linear Regression với d biến đầu vào và có biến tự do:

$$y = w_0 + w_1 x_n + ... + w_d x_d = x^T w,$$

trong đó: 
$$w = [w_0, w_1, ..., w_d]^T$$
 và  $x = [1, x_1, x_2, ..., x_d]^T$ .

#### **Contents**

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tổng quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
    - Mở rộng
      - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Đông lưc
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



### Nhắc lại

Ta nhắc lại bài toán Linear Programming như sau: Với

$$A_{ub} \in \mathbb{R}^{m_{ub} \times n}, b_{ub} \in \mathbb{R}_{m_{ub}}, A_{eq} \in \mathbb{R}^{m_{eq} \times n}, b_{eq} \in \mathbb{R}^{m_{eq}}, c, l, u \in \mathbb{R}^{n}$$

### L<sup>1</sup> Regression

Xét các bài toán với các cặp điểm  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1,2,\cdots,n$ . Ta xây dựng bài toán mất mát cho  $L^1$ -regression:

$$\mathcal{L}_1(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| y_i - x_i^T w \right|,$$

trong đó: n là số điểm dữ liệu ta thu thập được,  $y_i$  là giá trị đầu ra của mỗi điểm,  $x_i = [1, x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{id}]^T$  với  $x_{ij}$  là đặc tính thứ j của dữ liệu thứ i.

# $L^1$ Regression

Xét bài toán sau:

minimize: 
$$\sum_{j} t_{i}$$
 subject to:  $t_{i} - \left| y_{i} - \sum_{j} w_{j} x_{ij} \right| = 0, i = 1, 2, ..., n$ 

# L<sup>1</sup> Regression

Ta làm lỏng các ràng buộc của bài toán gốc ta được bài toán sau:

minimize: 
$$\sum_{i} t_{i}$$
 subject to: 
$$\left| y_{i} - \sum_{j} w_{j} x_{ij} \right| \leq t_{i}, i = 1, 2, ..., n$$

Linear Regression

Các hướng xử lí bài toán Linear Regression

### Nhận xét: Khử giá trị tuyệt đối

Tại sao có thể chuyển từ bài toán gốc qua bài toán Linear Programming?

# Nhận xét: Khử giá trị tuyệt đối

Tại sao có thể chuyển từ bài toán gốc qua bài toán Linear Programming?

- (1) Nghiệm tối ưu của bài toán Linear Programming là một nghiệm chấp nhận được của bài toán gốc.
- (2) Miền nghiệm của bài toán gốc là con của miền nghiệm của bài toán Linear Programming.

# L<sup>1</sup> Regression

Từ **nhận xét (1) và (2)** ta nới lỏng và khử điều kiện giá trị tuyệt đối để chuyển về bài toán sau:

$$\begin{array}{ll} \text{minimize:} & \sum_i t_i \\ \text{subject to:} & -t_i \leq y_i - \sum_j w_j x_{ij} \leq t_i, i = 1, 2, ..., n \end{array}$$

Các hướng xử lí bài toán Linear Regression

### L<sup>1</sup> Regression

Cụ thể, ta có thể biến đổi bài toán về dạng sau:

minimize: 
$$0w_0 + 0w_1 + \dots + 0w_d + t_1 + \dots + t_n$$
  
subject to:  $w_0 + w_1x_1 + \dots + w_dx_{nd} - t_1 \le y_1$   
 $\vdots$   
 $w_0 + w_1x_1 + \dots + w_dx_{nd} - t_n \le y_n$   
 $-w_0 - w_1x_1 - \dots - w_dx_{nd} - t_1 \le -y_1$   
 $\vdots$   
 $-w_0 - w_1x_1 - \dots - w_dx_{nd} - t_n \le -y_n$ 

Đến đây ta có thể bắt đầu giải bài toán  $L^1$  Regression bằng Linear Programming thông qua thư viện scipy.

### From scipy to linprog

```
\label{eq:linprog} \begin{array}{ll} \mbox{linprog (c, A\_ub=None, b\_ub=None, A\_eq=None,} \\ \mbox{b\_eq=None, bounds=(0, None), methods='highs',} \\ \mbox{callback=None, options=None, } \mbox{x}_0 = \mbox{None, integrality} = \mbox{None)} \end{array}
```

Linear Regression

Các hướng xử lí bài toán Linear Regression

### From scipy to linprog

$$\mathbf{c} = [(0)_{1 \times m} \mid (1)_{1 \times n}] = [0 \quad 0 \quad \cdots \quad 0 \quad 1 \quad 1 \quad \cdots \quad 1]$$

$$\mathbf{b}_{\mathbf{u}}\mathbf{b} = [(y)_{1 \times n} \mid -(y)_{1 \times n}] = [y_{1} \cdots y_{n} - y_{1} \cdots - y_{n}]$$

$$\mathbf{A}_{\mathbf{u}}\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \frac{(1)_{n \times 1} \mid X_{n \times d} \mid I_{n \times n}}{-(1)_{n \times 1} \mid -X_{n \times d} \mid -I_{n \times n}} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1d} & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{nd} & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -1 & -x_{11} & \cdots & -x_{1d} & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & -x_{n1} & \cdots & -x_{nd} & 0 & 0 & \cdots & -1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{bounds} = (\mathsf{None}, \mathsf{None})$$

# L<sup>2</sup>Regression

Tương tự với  $L^1$ -regression, ta xây dựng hàm mất mát với  $L^2$ -regression như sau:

$$\mathcal{L}_2(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( y_i - x_i^T w \right)^2$$

### Cách xử lí bài toán:

Trước khi giải bài toán trên, ta viết gọn hàm số dưới dạng ma trận, vector và norm:

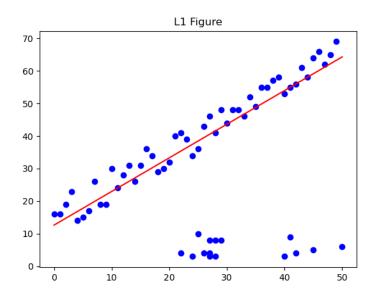
$$\mathcal{L}_{2}(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_{i} - x_{i}^{T} w)^{2} = \frac{1}{n} \left\| \begin{bmatrix} y_{1} \\ y_{2} \\ \vdots \\ y_{n} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{1}^{T} \\ x_{2}^{T} \\ \vdots \\ x_{n}^{T} \end{bmatrix} w \right\|^{2} = \frac{1}{n} \|y - Xw\|^{2}$$

với 
$$y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T, X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T.$$

### Cách xử lí bài toán:

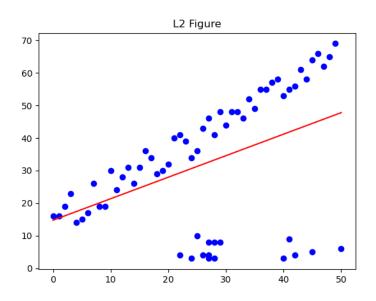
$$f(w) = \|y - Xw\|^2 = \langle Xw - y, Xw - y \rangle = (Xw - y)^T(Xw - y) = (X^Tw^T - y^T)(Xw - y) = X^Tw^TXw - y^TXw - w^TX^Ty + y^Ty = w^T(X^TX)xw - (2y^TX)w + y^Ty.$$
 Do  $y^TXw = X^Tw^Ty$  nên  $\nabla f(w) = 2(X^TX)w - 2X^Ty$  và  $\nabla^2 f(w) = 2(X^TX)$ . Hơn nữa,  $h^T\nabla^2 f(w)h = 2[h^T(X^TX)h] = 2[(h^TX^T)(h)] = 2||Xh||^2 \ge 0$   $\forall h \in \mathbb{R}^N$  hay ma trận  $\nabla^2 f(w)$  xác định dương. Hơn nữa, rank $(X) = n$  nên rank $(X^TX) = n$ , hay  $X^TX$  khả nghịch. Vậy nghiệm  $w^* = (X^TX)^{-1}X^Ty$  của  $\nabla f(x) = 0$  là cực tiểu toàn cục của hàm  $f$ . Đến đây ta tìm được giá trị tối ưu.

Các hướng xử lí bài toán Linear Regression



Linear Regression

Các hướng xử lí bài toán Linear Regression



#### **Contents**

└ Mở rông

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tổng quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Động lực
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



### Polynomial Regression

Mô hình hồi quy đa thức có dạng:

$$\hat{y} = w_0 + w_1 x_i + w_2 x_i^2 + \dots + w_m x_i^m, (i = 1, 2, \dots, n)$$
  
=  $w^T x$   
 $x = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_n \end{bmatrix}$ 

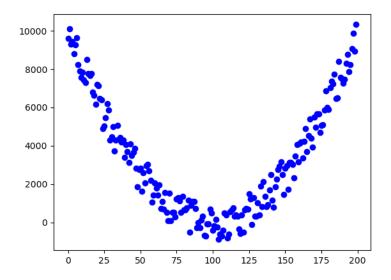
Dễ nhận thấy,  $(x_i, y_i)$  là dữ liệu đầu vào. Do đó, ta chỉ đang tìm w bằng việc tối ưu  $|\hat{y} - w^T x|$ .

### Polynomial Regression

$$\mathbf{A_ub} = \begin{bmatrix} \frac{(1)_{n \times 1} & X_{n \times m} & I_{n \times n}}{-(1)_{n \times 1} & -X_{n \times m} & -I_{n \times n}} \end{bmatrix}$$

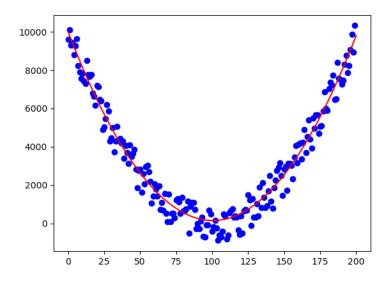
$$= \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & (x_{1m})^m & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & (x_{nm})^m & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -1 & -x_{11} & \cdots & -(x_{1m})^m & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & -x_{n1} & \cdots & -(x_{nm})^m & 0 & 0 & \cdots & -1 \end{bmatrix}$$

∟<sub>Mở rông</sub>





∟Mở rông





#### **Contents**

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tổng quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Đông lưc
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



# Động lực thực tế

#### Phân lớp dữ liệu

Một số ứng dụng thực tế:

L-Dông lưc

# Động lực thực tế

#### Phân lớp dữ liệu

Một số ứng dụng thực tế:

- Nhận diện khuôn mặt
- Phân loai hình ảnh
- Tin sinh hoc
- Nhận diện kí tự viết tay
- ...

∟Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine

#### **Contents**

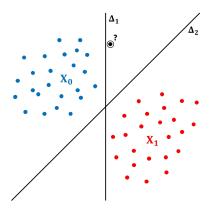
- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tổng quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Động lực
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



#### Linear Programming for Data Science

- Support Vector Machine
  - LXây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine

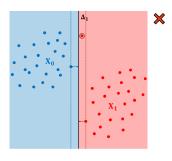
#### Ví dụ

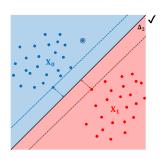


Hình: Có nhiều đường phân chia 2 lớp  $X_0$  và  $X_1$ 



## Đường phân chia nào thực sự tốt hơn?





Khoảng cách từ các điểm gần nhất của một tập hợp tới mặt phân chia được gọi là **margin**. Để mô hình học cách nhận diện tốt nhất, ta cần tìm mặt phân chia 2 tập hợp dữ liệu tốt nhất, tức để 2 tập hợp dữ liệu cách xa nhau nhất.

Support Vector Machine

Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine

## Đường phân chia nào thực sự tốt hơn?

#### Bài toán Support Vector Machine

Bài toán tối ưu trong SVM là bài toán đi tìm **mặt phân chia tốt nhất** (sao cho margin giữa hai lớp bằng nhau và lớn nhất).

### Kiến thức cũ

Cho các cặp dữ liệu  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_n, y_n)$  với vector  $x_i \in \mathbb{R}^d$  thể hiện đầu vào của một điểm dữ liệu và  $y_i$  là nhãn của dữ liệu đó.

Khoảng cách từ điểm đó tới mặt phân chia

$$\frac{|w^T x_i + b|}{\|w\|} = \frac{y_i(w^T x_i + b)}{\|w\|} \quad \forall i = 1, 2, ..., n$$

## Mô hình hoá bài toán gốc

**Bài toán Support Vector Machine**: tìm w và b sao cho margin đạt max

$$(w, b) = \arg \max_{w, b} \left\{ \min_{i} \frac{y_i(w^T x_i + b)}{\|w\|} \right\}$$
$$= \arg \max_{w, b} \left\{ \frac{1}{\|w\|} \min_{i} y_i(w^T x_i + b) \right\}$$

Hướng tiếp cận trong Linear Programing

#### **Contents**

- 1 Data science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tống quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression
- 3 Support Vector Machine
  - Động lực
  - Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
  - Hướng tiếp cận trong Linear Programing
  - Lập trình trong Python



#### Nhân xét bài toán SVM

Gọi  $(x_k, y_k) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$  là điểm gần nhất của một lớp tới mặt phân chia. Giả sử  $y_k(w^Tx_k+b)=a$ . Khi ta chia w và b cho a:

- Tử số  $y_k(w^Tx_k + b) = 1$
- Minimize ||w|| tương tự với việc minimize  $\frac{1}{a} ||w||$
- Siêu phẳng phân chia không thay đổi

#### Nhận xét bài toán SVM

Vậy nên, không mất tính tổng quát:

$$y_k(w^Tx_k+b)=1$$

với những điểm nằm gần mặt phân chia nhất.

Như vậy, với mọi i ta luôn có:

$$y_i(w^Tx_i+b)\geq 1$$

#### Mô hình hoá bài toán SVM

Bài toán tối ưu có thể viết lại dưới dạng:

$$\begin{array}{ll} \underset{w,b}{\text{maximize}} & \frac{1}{\|w\|} \\ \text{subject to:} & y_i(w^Tx_i+b) \geq 1 \quad \forall i=1,2,...,n \end{array}$$

Nói cách khác, ta phải chứng minh:

minimize 
$$||w||$$
  
subject to:  $y_i(w^Tx_i + b) \ge 1 \quad \forall i = 1, 2, ..., n$ 



#### Mô hình hoá bài toán SVM

Để đưa bài toán về dạng Linear Programming, ta có thể sử dụng  $L_1-norm$  để đưa vector  $\|w\|$  về dạng tổng của các phần tử  $|w_1|+|w_2|+...+|w_n|$ .

Đặt  $t_i = \|w_i\| \quad \forall n = 1, 2, ..., d$ , bài toán được viết lại dưới dạng:

minimize 
$$\sum_{j=1}^{a} t_j$$
 subject to:  $y_n(w^Tx_i + b) \ge 1 \quad \forall i = 1, 2, ..., n$  
$$t_j = |w_j| \qquad \forall j = 1, 2, ..., d$$



## Mô hình hoá bài toán gốc

Có vẻ như ràng buộc  $t_j = |w_j|$  sẽ gây không ít khó khăn trong quá trình giải. May mắn thay, **nhận xét (1)** đã giúp chúng ta chứng minh được rằng nghiệm tối ưu của bài toán trên cũng là nghiệm tối ưu của bài toán dưới đây:

minimize 
$$\sum_{j=1}^{a} t_{j}$$
 subject to:  $y_{i}(w^{T}x_{i}+b) \geq 1 \quad \forall i=1,2,...,n$  
$$-t_{i} \leq w_{j} \leq t_{j} \quad \forall j=1,2,...,d$$

#### └-Lập trình trong Python

#### Contents

- 1 Data Science
- 2 Linear Regression
  - Động lực
  - Tống quát hóa bài toán
  - Các hướng xử lí bài toán Linear Regression
    - L<sup>1</sup> regression
    - L<sup>2</sup> regression
  - Mở rộng
    - Polynomial Regression

#### 3 Support Vector Machine

- Dông lưc
- Xây dựng bài toán tối ưu cho thuật toán Support Vector Machine
- Hướng tiếp cận trong Linear Programing
- Lập trình trong Python



• d: số pixel trong 1 tấm ảnh (d = 28x28 = 784)

- d: số pixel trong 1 tấm ảnh (d = 28x28 = 784)
- n : số tấm ảnh trong dataset

- d: số pixel trong 1 tấm ảnh (d = 28x28 = 784)
- n : số tấm ảnh trong dataset
- x : vector chứa

- d: số pixel trong 1 tấm ảnh (d = 28x28 = 784)
- n : số tấm ảnh trong dataset
- x : vector chứa
  - $t = [t_1, t_2, ..., t_d]$

- d : số pixel trong 1 tấm ảnh (d = 28x28 = 784)
- n : số tấm ảnh trong dataset
- x : vector chứa
  - $t = [t_1, t_2, ..., t_d]$
  - $\mathbf{w} = [w_1, w_2, ..., w_d]$

- d: số pixel trong 1 tấm ảnh (d = 28x28 = 784)
- n : số tấm ảnh trong dataset
- x : vector chứa
  - $t = [t_1, t_2, ..., t_d]$
  - $\mathbf{w} = [w_1, w_2, ..., w_d]$
  - $\mathbf{w}_0 = \text{scalar}$

- d : số pixel trong 1 tấm ảnh  $(d = 28 \times 28 = 784)$
- n : số tấm ảnh trong dataset
- x : vector chứa
  - $t = [t_1, t_2, ..., t_d]$
  - $\mathbf{w} = [w_1, w_2, ..., w_d]$
  - $\mathbf{w}_0 = \mathrm{scalar}$

$$x = [t_1, t_2, ..., t_d, w_1, w_2, ..., w_d, w_0]$$
 (vector x có  $2d + 1$  phần tử)

Linear Programming for Data Science
Support Vector Machine
Lâp trình trong Python

## Đặt vấn đề

Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Linear Programming for Data Science
Support Vector Machine
Lâp trình trong Python

## Đặt vấn đề

Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Bài toán hiện có:

Lập trình trong Python

## Đặt vấn đề

#### Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Bài toán hiện có:

Minimize: 
$$t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... + 0w_d + 0w_0$$

#### Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Bài toán hiện có:

Minimize: 
$$t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... + 0w_d + 0w_0$$

Subject to:

$$-t_j \le w_j \le t_j, j = 1, 2, ..., d$$
  
 $-y_i(w^Tx_i + w_0) \le -1,$   
 $i = 1, 2, ..., n$ 

#### Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Bài toán hiện có:

Bài toán gốc:

Minimize: 
$$t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... + 0w_d + 0w_0$$

Subject to:

$$-t_j \le w_j \le t_j, j = 1, 2, ..., d$$
  
 $-y_i(w^Tx_i + w_0) \le -1,$ 

$$i = 1, 2, ..., n$$



#### Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Bài toán hiện có:

Minimize: 
$$t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... + 0w_d + 0w_0$$

Subject to:

$$-t_j \le w_j \le t_j, j = 1, 2, ..., d$$
  
 $-y_i(w^T x_i + w_0) \le -1,$   
 $i = 1, 2, ..., n$ 

Bài toán gốc:

Minimize:  $C^{T}x$ 



#### Làm sao để đưa về bài toán gốc và sử dụng hàm linprog?

Bài toán hiên có:

Minimize: 
$$t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... + 0w_d + 0w_0$$

Subject to:

$$-t_j \le w_j \le t_j, j = 1, 2, ..., d$$
  
 $-y_i(w^T x_i + w_0) \le -1,$   
 $i = 1, 2, ..., n$ 

Bài toán gốc:

Minimize.

$$c^T x$$

Subject to:

$$Ax \leq b$$

bounds[i][0]  $< x_i <$ bounds[i][1]



### Mô hình hoá $c^T$ , A và b

Hàm mục tiêu:

$$c^T x = t_1 + t_2 + \dots + t_d + 0w_1 + 0w_2 + \dots + 0w_d + 0w_0$$

### Mô hình hoá $c^T$ , A và b

Hàm muc tiêu:

$$c^T x = t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... 0w_d + 0w_0$$
  
 $\longrightarrow c^T = [1, ..., 1, 0, ..., 0, 0] (d số 1 và  $d + 1$  số 0)$ 

## ∟Lập trình trong Python

Mô hình hoá  $c^T$ , A và b

#### Hàm muc tiêu:

$$c^T x = t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ...0w_d + 0w_0$$
  
 $\longrightarrow c^T = [1, ..., 1, 0, ..., 0, 0] (d số 1 và  $d + 1$  số 0)$ 

Code: c = np.concatenate((np.ones(d), np.zeros(d+1)))

### Mô hình hoá $c^T$ , A và b

Hàm mục tiêu:

$$c^T x = t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... 0w_d + 0w_0$$
  
 $\longrightarrow c^T = [1, ..., 1, 0, ..., 0, 0] (d số 1 và  $d + 1$  số 0)$ 

 $A = \text{tham s\^o c\^ua 3 bi\^en } t_j, w_j, w_0 \text{ trong constraints}$ 

## Mô hình hoá $c^T$ . A và b

Hàm muc tiêu:

$$c^T x = t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... 0w_d + 0w_0$$
  
 $\longrightarrow c^T = [1, ..., 1, 0, ..., 0, 0] (d số 1 và  $d + 1$  số 0)$ 

Code: c = np.concatenate((np.ones(d), np.zeros(d+1)))

 $A = \text{tham số của 3 biến } t_j, w_j, w_0 \text{ trong constraints}$ Chia A ra  $A_1, A_2, A_3$  tương ứng với 3 loại điều kiện:

### Mô hình hoá $c^T$ , A và b

Hàm muc tiêu:

$$c^T x = t_1 + t_2 + ... + t_d + 0w_1 + 0w_2 + ... 0w_d + 0w_0$$
  
 $\longrightarrow c^T = [1, ..., 1, 0, ..., 0, 0] (d số 1 và  $d + 1$  số 0)$ 

Code: c = np.concatenate((np.ones(d), np.zeros(d+1)))

A= tham số của 3 biến  $t_j,w_j,w_0$  trong constraints Chia A ra  $A_1,A_2,A_3$  tương ứng với 3 loại điều kiện:

- $A_1: -t_i w_i \leq 0$
- $A_2: -t_j + w_j \leq 0$

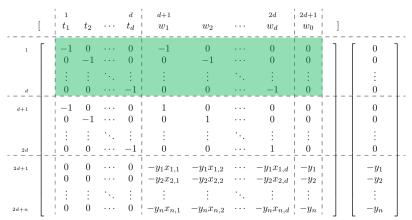
$$A_3: \left(-\sum_{j=1}^d y_i x_{i,j} w_j\right) - y_i w_0 \le -1$$



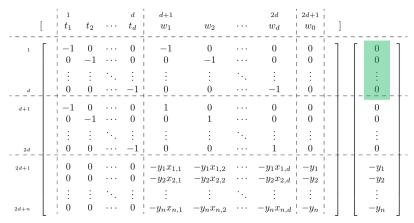
Lập trình trong Python

[	$\stackrel{ }{\overset{ }{}} t_1$	$t_2$		$t_d$	$d+1$ $w_1$	$w_2$		$u_d$	$\stackrel{ }{_{_{1}}} ^{2d+1} w_{0}$	]	
1	$\begin{bmatrix} & & -1 \\ & & 0 \end{bmatrix}$	$0 \\ -1$		0	$\begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$	$0 \\ -1$		0	0 0		$\begin{bmatrix} & 0 \\ & 0 \end{bmatrix}$
d	: 0	: _ 0_	·	: 1	: :	: 0	·	: -1_	: : 0		: 0
d+1	$\begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$	$0 \\ -1$		0	1 0	0 1		0 0	0 0		0 0
2d	: 0	: 0_	· _: <u>::</u> _	: 1	. 0	: 0	··.	: 1	: : : 0		: 0
$_{2d+1}$	0 0	0		0 0	$-y_1x_{1,1}$ $-y_2x_{2,1}$	$-y_1x_{1,2} - y_2x_{2,2}$		$-y_1 x_{1,d} - y_2 x_{2,d}$	$-y_1$ $-y_2$		$\begin{bmatrix} -y_1 \\ -y_2 \end{bmatrix}$
2d+n		; 0	··.	: 0	$\vdots \\ -y_n x_{n,1}$	$\vdots \\ -y_n x_{n,2}$	·	$\vdots \\ -y_n x_{n,d}$	$\vdots$ $\vdots$ $-y_n$		$\begin{bmatrix} \vdots \\ -y_n \end{bmatrix}$

$$A_1:-t_j-w_j\leq 0$$

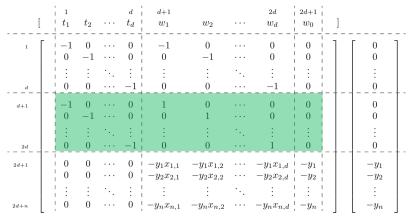


$$A_1:-t_j-w_j\leq 0$$

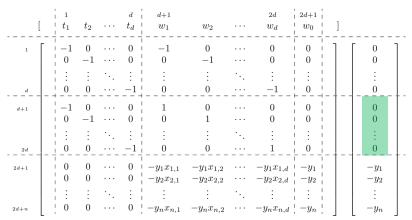


#### Lập trình trong Python

$$A_2:-t_j+w_j\leq 0$$



$$A_2:-t_j+w_j\leq 0$$



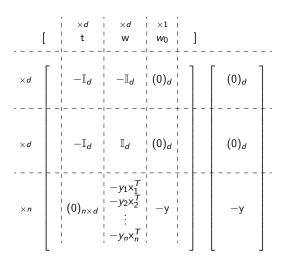
$$A_3: \left(-\sum_{j=1}^d y_i x_{i,j} w_j\right) - y_i w_0 \le -1$$

	1			d	d+1			2d	2d+1			
[	$t_1$	$t_2$		$t_d$	$w_1$	$w_2$		$w_d$	$w_0$	]		
	- +									¦		
1	-1	0		0	-1	0		0	0	. ]	0	]
	¦ 0	-1		0	0	-1		0	0		0	
	<u> </u>	:	٠	:	: :	:	٠	:	: !		:	
d	0	0		-1	. 0	0		-1	0		0	
	- +				<del>-</del>				⊢ – ̈– ⊣	! - <del> </del>	<del>-</del>	- 1
d+1	-1	0		0	1	0		0	0		0	
	0	-1		0	0	1		0	0		0	
	¦ :	:	٠.,	:	:	:	٠	:	: :		:	
	. 0	0		. 1	. 0	0		1	0			
<sup>2d</sup>				-1	0			1	0	-		- 1
2d+1	0	0		0	$-y_1x_{1,1}$	$-y_1x_{1,2}$		$-y_1x_{1,d}$	$-y_1$		$-y_1$	
	0	0		0	$-y_2x_{2,1}$	$-y_2x_{2,2}$		$-y_2x_{2,d}$	$-y_2$		$-y_2$	
	:	:	٠.	:	:			:	: 1		:	
			•			•		•				
2d+n	0	0		0	$-y_n x_{n,1}$	$-y_n x_{n,2}$		$-y_n x_{n,d}$	$-y_n$		$-y_n$	

$$A_3: \left(-\sum_{j=1}^d y_i x_{i,j} w_j\right) - y_i w_0 \le -1$$

]	$\stackrel{ }{t}_1$	$t_2$		$t_d$	$d+1$ $w_1$	$w_2$		$\frac{2d}{w_d}$	$ _{1}^{2d+1}$	]	
1	$\begin{bmatrix} & -1 \\ & 0 \end{bmatrix}$	$0 \\ -1$		0	$\begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$	$0 \\ -1$		0	0 0		$\begin{bmatrix} & 0 \\ & 0 \end{bmatrix}$
d	: :	: _ 0_	·	: -1	: :	: 	·	: 1_	: : 0		: 0
d+1	$\begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$	$0 \\ -1$		0	1 0	0 1		0	0		0 0
2d	: 0	: 0_	·	: 1	: : 0	: 	··.	: 1			: 0
$^{2d+1}$	0	0		$0 \\ 0$	$-y_1x_{1,1}$ $-y_2x_{2,1}$	$-y_1x_{1,2} - y_2x_{2,2}$		$-y_1 x_{1,d} - y_2 x_{2,d}$			$-y_1 \\ -y_2$
2d+n	: 0	; 0	·	; 0	$\vdots \\ -y_n x_{n,1}$	$\vdots \\ -y_n x_{n,2}$	·	$\vdots \\ -y_n x_{n,d}$	$\vdots$ $\vdots$ $-y_n$		$\vdots$ $-y_n$

56/61



Lập trình trong Python

```
A1 = np.concatenate(
(-np.identity(d), -np.identity(d), np.zeros((d, 1))),
axis=1)
```

```
A1 = np.concatenate(
(-np.identity(d), -np.identity(d), np.zeros((d, 1))),
axis=1)
A2 = np.concatenate(
(-np.identity(d),np.identity(d),np.zeros((d, 1))),
axis=1)
```

```
Lâp trình trong Python
```

```
A1 = np.concatenate(
(-np.identity(d), -np.identity(d), np.zeros((d, 1))),
axis=1)
A2 = np.concatenate(
(-np.identity(d),np.identity(d),np.zeros((d, 1))),
axis=1)
A3 = np.concatenate((
    np.zeros((n, d)),
    -label * data,
    -label
), axis=1)
```



```
A1 = np.concatenate(
(-np.identity(d), -np.identity(d), np.zeros((d, 1))),
axis=1)
A2 = np.concatenate(
(-np.identity(d),np.identity(d),np.zeros((d, 1))),
axis=1)
A3 = np.concatenate((
    np.zeros((n, d)),
    -label * data,
    -label
), axis=1)
A = np.concatenate((A1, A2, A3), axis=0)
```

∟Lập trình trong Python

$$b = [0, ..., 0, -1, ..., -1]$$
 (2d số 0 và n số -1)

```
b = [0,...,0,-1,...,-1] (2d \text{ số 0 và } n \text{ số -1})
b = \text{np.concatenate((} \\ \text{np.zeros((2*d,1)),} \\ \text{-np.ones((n,1))}
), axis=0)
```

Linear Programming for Data Science
Support Vector Machine

Lập trình trong Python

## In kết quả

result

```
Linear Programming for Data Science
Support Vector Machine
Lâp trình trong Python
```

```
result = linprog(
```

Lập trình trong Python

```
result = linprog(
    c=c,
    A_ub=A,
    b_ub=b,
    bounds=(None, None)
)
```

```
result = linprog(
    c=c,
    A_ub=A,
    b_ub=b,
    bounds=(None, None)
)
print(f"Result = {result.x}")
```

```
result = linprog(
    c=c,
    A_ub=A,
    b_ub=b,
    bounds=(None, None)
)
print(f"Result = {result.x}")
Diễn giải kết quả (interpretation):
```

```
Support Vector Machine
Lâp trình trong Python
```

```
result = linprog(
    c=c,
    A_ub=A,
    b_ub=b,
    bounds=(None, None)
print(f"Result = {result.x}")
Diễn giải kết quả (interpretation):
  t = result.x[0:d]
  \mathbf{w} = \text{result.x[d:2*d]}
  \mathbf{w}_0 = \text{result.x}[2*d]
```

Linear Programming for Data Science
Support Vector Machine
Lâp trình trong Python

Kết thúc

Xin cảm ơn vì đã lắng nghe!