

# Linear regression

Nhung Đào Thị Hồng

September 2021

## 1 Introduction

### 1.1 Biến đổi $w = (X^T X)^{-1} X^T t$

Set  $y(x, w) = w_1 x + w_0$  Giả sử các quan sát điểm dữ liệu phân phối Gaussian và mỗi điểm đều độc lập với nhau. Model:

$$t = y(x, w) + \varepsilon$$

trong đó:  $\varepsilon \sim N(y(x, w), \sigma^2)$  Ta có

$$P(t) = N(t|y(x, w); \sigma^2)$$

normal distribution

$$P(t|x, w, \beta) = \prod_{i=1}^N N((t_n|y(x_n, w), \beta^{-1})$$

Maximize P để tìm  $y(x_n, w)$

$$\begin{aligned} \log P(t|x, w, \beta) &= \log \prod_{i=1}^N N((t_n|y(x_n, w), \beta^{-1}) \\ &= \prod_{i=1}^N \log \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta^{-1}}} \cdot \exp \frac{-(t_n - y(x_n, w))^2 \cdot \beta}{2} \\ &= \sum_{i=1}^N \log(2\pi\beta^{-1})^{\frac{-1}{2}} + \sum_{i=1}^N \frac{-(t_n - y(x_n, w))^2 \cdot \beta}{2} \\ &= \frac{-N}{2} \log(2\pi) + \frac{N}{2} \cdot \log \beta - \frac{\beta}{2} \sum_{i=1}^N (t_n - y(x_n, w))^2 \end{aligned}$$

Vì maximize P thì  $\frac{\beta}{2} \sum_{i=1}^N (t_n - y(x_n, w))^2$  minimize Đặt

$$L = \sum_{i=1}^N (t_n - y(x_n, w))^2$$

$$\text{Có : } X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{bmatrix}, w = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \end{bmatrix}, t = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_n \end{bmatrix}$$

$$y(x_n, w) = w_1 x + w_0$$

$$\Leftrightarrow y \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 x_1 + w_0 \\ w_1 x_2 + w_0 \\ \dots \\ w_1 x_n + w_0 \end{bmatrix} = X \cdot w$$

lai co :

$$t - y = \begin{bmatrix} t_1 - y_1 \\ t_2 - y_2 \\ \dots \\ t_n - y_n \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow ||t - y||^2 = (t_1 - y_1)^2 + \dots + (t_n - y_n)^2 = \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 = D$$

$$\frac{\sigma D}{\sigma w} = (t - Xw)' \cdot (t - Xw) = 0$$

$$2 \cdot (-X)^T \cdot (t - Xw) = 0$$

$$X^T X w = X^T t$$

$$w = (X^T X)^{-1} X^T t$$