31/10/24, 14:27 OneNote

NORMAL EQUATIONS

sabato 19 ottobre 2024 17:29

La "Normal Equation" è una formula utilizzata per risolvere i problemi di regressione lineare nel caso in cui si voglia minimizzare l'errore quadratico medi tra le predizioni e i valori osservati. Vediamo cosa rappresentano le varie

componenti nell'immagine:

$$y = \begin{bmatrix} y \\ y \\ y \\ y \\ y \\ m \end{bmatrix}$$

PER IL MOMENTO PRENDIAMO IN CONSIDERAZIONE LA

FUNZIONE DI COSTO: Vettore RIGA Vettore Colome $5(9) = \frac{1}{2} \left(X 9 - y \right) \cdot \left(X \theta - y \right)$

ORA DOBBIAMO MINIMIZZARE TALE FUNZIONE DI COSTO E TALE MINIMIZZAZIONE LA SI FA CON IL GRADIENTE

FACENDO LA DERIVATA OTTENIAMO

$$\frac{1}{30} \left[\frac{1}{2} \left(\overline{X} \Theta - 9 \right)^{T} \cdot \left(\overline{X} \Theta - 9 \right) \right]$$
N.B

$$| V | = V V$$

POICHE' SI TRATTA DI UN PRODOTTO

SCALARE OTTENIAMO $\frac{15(\theta)}{10} = (x\theta - y)^{1} \left(\frac{1}{10} + \frac{1}{10}\right)$

IN DEFINITIVA AVREMO:

$$\nabla J(\theta) = X^{\tau} X \theta - X^{\tau} y = 0$$

ORA SE VOGLIAMO OTTENERE

$$\begin{aligned}
\overline{X} \cdot \overline{X} = 0 \\
&= X^{T} \times \theta = X^{T} y \\
&= \hat{\theta} = X^{T} \cdot X = (X^{T} \times X)^{-1} \cdot X^{T} \cdot Y = \frac{1}{(X^{T} \times X)^{T}} \cdot X^{T} \cdot Y = \frac$$

DAL PUNTO DI VISTA
COMPUTAZIONALE SI HA
EQUIVALE A 3 CICLI FOR UNO DENTRO
L'ALTRO.

$$\mathbf{X}\theta - \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} & \dots & x_n^{(1)} \\ 1 & x_1^{(2)} & \dots & x_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x^{(m)} & & x^{(m)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \vdots \\ y^{(m)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{\theta}(\mathbf{x}^{(1)}) - y^{(1)} \\ h_{\theta}(\mathbf{x}^{(2)}) - y^{(2)} \\ \vdots \\ h_{\theta}(\mathbf{x}^{(m)}) - y^{(m)} \end{bmatrix}$$

NOI DOBBIAMO TROVARE IL MINIMO, CIOE IL PUNTO DOVE IL GRADIENTE HA **VALORE NULLO**

$$\nabla J(\theta) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)}) \\ \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)}) x_{1}^{(i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)}) x_{n}^{(i)} \end{bmatrix}$$

$$\nabla J(\theta) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(\mathbf{x^{(i)}}) - y^{(i)}) \\ \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(\mathbf{x^{(i)}}) - y^{(i)}) x_{1}^{(i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(\mathbf{x^{(i)}}) - y^{(i)}) x_{n}^{(i)} \end{bmatrix} \qquad \nabla J(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{1}^{(1)} & x_{1}^{(2)} & \cdots & x_{1}^{(m)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n}^{(1)} & x_{n}^{(2)} & \cdots & x_{n}^{(m)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{\theta}(\mathbf{x}) \\ h_{\theta}(\mathbf{x}) \\ h_{\theta}(\mathbf{x}) \end{bmatrix}$$

$$= \mathbf{X}^{T} (\mathbf{X}\theta - \mathbf{y})$$

$$= \mathbf{X}^{T} \mathbf{X}\theta - \mathbf{X}^{T} \mathbf{y}$$

$$\nabla J(\theta) = \mathbf{X}^T \mathbf{X} \theta - \mathbf{X}^T \mathbf{y} = 0$$
$$\hat{\theta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}.$$