

Vogliamo dimostrare la formula per il gradiente del funzionale d'errore della regressione multipla:

$$\nabla_{\beta} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2 = -2\tilde{\mathbf{x}}^t(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta), \quad (*)$$

in cui

- $\beta$  è un vettore colonna in  $\mathbb{R}^{k+1}$  ed è la variabile rispetto a cui vogliamo calcolare il gradiente;
- $\mathbf{y}$  è un vettore colonna in  $\mathbb{R}^n$  (costante in  $\beta$ );
- $\tilde{\mathbf{x}}$  è una matrice reale con  $n$  righe e  $k+1$  colonne (costante in  $\beta$ );
- $\|\cdot\|$  è la norma euclidea di  $\mathbb{R}^n$ .

Indichiamo con  $\langle \alpha, \beta \rangle$  il prodotto scalare euclideo di due vettori  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}^{k+1}$ , cioè

$$\langle \alpha, \beta \rangle = \alpha^t \beta = \beta^t \alpha$$

in cui  $\alpha^t \beta$  è l'usuale prodotto righe per colonne del vettore riga  $\alpha^t$  col vettore colonna  $\beta$  (risultato del prodotto = uno scalare). Usiamo la stessa notazione  $\langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle = \mathbf{y}^t \mathbf{z}$  anche quando  $\mathbf{y}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$ . Osserviamo che  $\langle \mathbf{y}, \tilde{\mathbf{x}}\beta \rangle = \langle \tilde{\mathbf{x}}^t \mathbf{y}, \beta \rangle$ , in quanto

$$\langle \mathbf{y}, \tilde{\mathbf{x}}\beta \rangle = \mathbf{y}^t \tilde{\mathbf{x}}\beta = (\tilde{\mathbf{x}}^t \mathbf{y})^t \beta = \langle \tilde{\mathbf{x}}^t \mathbf{y}, \beta \rangle.$$

Notiamo inoltre che il quadrato della norma euclidea è per definizione

$$\|\mathbf{y}\|^2 = \langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle,$$

e quindi vale il teorema di Carnot

$$\begin{aligned} \|\mathbf{y} + \mathbf{z}\|^2 &= \langle \mathbf{y} + \mathbf{z}, \mathbf{y} + \mathbf{z} \rangle = \|\mathbf{y}\|^2 + \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle + \langle \mathbf{z}, \mathbf{y} \rangle + \|\mathbf{z}\|^2 \\ &= \|\mathbf{y}\|^2 + 2 \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle + \|\mathbf{z}\|^2. \end{aligned}$$

Infine, ricordiamo che, se  $f : \mathbb{R}^{k+1} \rightarrow \mathbb{R}$  è una qualunque funzione scalare, il suo *gradiente* calcolato in  $\beta$  è il vettore  $\nabla f(\beta) \in \mathbb{R}^{k+1}$  definito dalla relazione

$$\langle \nabla f(\beta), \alpha \rangle = \left. \frac{d}{dt} f(\beta + t\alpha) \right|_{t=0} \quad \forall \alpha \in \mathbb{R}^{k+1}.$$

L'equazione (\*) che vogliamo dimostrare segue immediatamente da quest'ultima definizione, in cui semplicemente poniamo  $f(\beta) = \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2$  e osserviamo che

$$\begin{aligned} f(\beta + t\alpha) &= \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}(\beta + t\alpha)\|^2 = \|(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta) - t\tilde{\mathbf{x}}\alpha\|^2 \\ &= \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2 + 2 \langle \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta, -t\tilde{\mathbf{x}}\alpha \rangle + \|-t\tilde{\mathbf{x}}\alpha\|^2 \\ &= \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2 + \textcolor{red}{t} \langle -2\tilde{\mathbf{x}}^t(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta), \alpha \rangle + \textcolor{red}{t}^2 \|\tilde{\mathbf{x}}\alpha\|^2 \quad (\text{polinomio di secondo grado in } \textcolor{red}{t}), \end{aligned}$$

da cui

$$\begin{aligned} \left\langle \nabla_{\beta} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2, \alpha \right\rangle &= \left. \frac{d}{dt} \left[ \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2 + \textcolor{red}{t} \langle -2\tilde{\mathbf{x}}^t(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta), \alpha \rangle + \textcolor{red}{t}^2 \|\tilde{\mathbf{x}}\alpha\|^2 \right] \right|_{t=0} \\ &= \langle -2\tilde{\mathbf{x}}^t(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta), \alpha \rangle. \end{aligned}$$

Nell'espressione precedente, abbiamo scritto  $\nabla_{\beta}$  al posto di  $\nabla$  per ricordarci che stiamo derivando rispetto a  $\beta$ . A questo punto, avendo trovato che

$$\left\langle \nabla_{\beta} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2, \alpha \right\rangle = \langle -2\tilde{\mathbf{x}}^t(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta), \alpha \rangle \quad \forall \alpha \in \mathbb{R}^{k+1},$$

ne ricaviamo

$$\nabla_{\beta} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta\|^2 = -2\tilde{\mathbf{x}}^t(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{x}}\beta),$$

che è l'equazione (\*).