

15.1 Stima distribuita

Sia dato un vettore aleatorio gaussiano x di media x_0 e varianza P . Siano poi date le misure y_i di x raccolte da N sensori affetti da rumore

$$y_i = C_i x + v_i, \quad i = 1, \dots, N, \quad (15.1)$$

dove i rumori di misura v_i sono variabili aleatorie gaussiane di media nulla e varianza R_i . Si ipotizzi che i rumori di misurazione siano mutuamente scorrelati ($v_i \perp v_j, i \neq j$) e scorrelati anche dalla grandezza da misurare x ($v_i \perp x \forall i$). Si denoti con y il vettore di tutte le misure raccolte:

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_N \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_N \end{bmatrix} = Cx + v \quad (15.2)$$

Dalla mutua scorrelazione dei rumori di misura discende il fatto che la varianza del vettore v è diagonale:

$$v \sim \mathcal{N}(0, \text{diag}(R_1, \dots, R_N)) \quad (15.3)$$

Com'è noto da [1, pag. 28 e seguenti] nel caso di modello lineare $y = Cx + v$, lo stimatore a minima varianza d'errore è lineare ed è dato dall'aspettazione di x condizionata a tutte le misure raccolte:

$$\hat{x} = \mathbb{E}[x|y] = x_0 + PC^T (CPC^T + R)^{-1} (y - y_0) \quad (15.4)$$

dove $y_0 = Cx_0$ denota la media di x .

Ci si chiede come sia legata la stima globale ottima (15.4) alle stime locali $\hat{x}_i = \mathbb{E}[x|y_i]$, cioè quelle ottenibili con le misure effettuate da un singolo sensore. Si vedrà che la stima ottima globale può scriversi come una *combinazione lineare* delle stime locali. Per provare il risultato è conveniente riscrivere (15.4) come suggerito dal seguente

Lemma 15.1. *La scrittura (15.4) è equivalente alla seguente:*

$$\hat{x} = (P^{-1} + C^T R^{-1} C)^{-1} (P^{-1} x_0 + C^T R^{-1} y) \quad (15.5)$$

Dimostrazione: Applicando il lemma di inversione di matrice (vedi [1, Appendice A]) si ha

$$\begin{aligned}
\hat{x} &= x_0 + PC^T [R^{-1} - R^{-1}C(P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}C^T R^{-1}] (y - y_0) = \\
&= x_0 + P [C^T R^{-1} - C^T R^{-1}C(P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}C^T R^{-1}] (y - y_0) = \\
&= x_0 + P [I - C^T R^{-1}C(P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}] C^T R^{-1}(y - y_0) = \\
&= x_0 + P [(P^{-1} + C^T R^{-1}C) - C^T R^{-1}C] (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}C^T R^{-1}(y - y_0) = \\
&= x_0 + (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}C^T R^{-1}(y - y_0) = \\
&= (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1} [C^T R^{-1}(y - y_0) + (P^{-1} + C^T R^{-1}C)x_0]. \tag{15.6}
\end{aligned}$$

Ricordando che $y_0 = Cx_0$ e semplificando si ricava facilmente la tesi:

$$\begin{aligned}
\hat{x} &= (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1} [(P^{-1} + C^T R^{-1}C)x_0 + C^T R^{-1}y - C^T R^{-1}Cx_0] \\
&= (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}(P^{-1}x_0 + C^T R^{-1}y) \tag{15.7}
\end{aligned}$$

□

Sfruttando l'ipotesi (15.3) si ha che:

$$C^T R^{-1}y = [C_1^T, \dots, C_N^T] \begin{pmatrix} R_1^{-1} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & R_N^{-1} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^N C_i^T R_i^{-1}y_i. \tag{15.8}$$

quindi la (15.5) si può riscrivere come

$$\hat{x} = (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1}(P^{-1}x_0 + \sum_{i=1}^N C_i^T R_i^{-1}y_i). \tag{15.9}$$

Si osservi ora che, particolarizzando (15.5), la stima locale epurata delle medie è

$$\hat{\hat{x}}_i = \mathbb{E}[x - x_0 | y_i - y_{0i}] = (P^{-1} + C_i^T R_i^{-1}C_i)^{-1}(C_i^T R_i^{-1}y_i). \tag{15.10}$$

Quindi sostituendo $C_i^T R_i^{-1}y_i = (P^{-1} + C_i^T R_i^{-1}C_i)\hat{\hat{x}}_i$ in (15.9) si ottiene

$$\hat{x} = (P^{-1} + C^T R^{-1}C)^{-1} \left[P^{-1}x_0 + \sum_{i=1}^N (P^{-1} + C_i^T R_i^{-1}C_i)\hat{\hat{x}}_i \right], \tag{15.11}$$

che si vede essere una combinazione lineare delle stime locali e dell'informazione a priori sulla condizione iniziale.

Si noti che la (15.3) è un'ipotesi sufficiente, ma non necessaria per poter decomporre la stima ottima globale nella combinazione lineare delle stime locali.

Bibliografia

- [1] Giorgio Picci. *Filtraggio statistico (Wiener, Levinson, Kalman) e applicazioni*. Edizioni Progetto Padova.