

TEORIA DELL'IDENTIFICAZIONE SET MEMBERSHIP

Michele TARAGNA

Dipartimento di Automatica e Informatica Politecnico di Torino

Corso di III Livello
"Experimental modeling:
costruzione di modelli da dati sperimentali"



Problema di stima IBC

- Assegnati:
 - $-\lambda$: elemento del problema, non noto, es. $\begin{bmatrix} \text{sistema dinamico} \\ \text{funzione del tempo} \end{bmatrix}$
 - -S: operatore soluzione, noto, es. $\begin{bmatrix} parametri del sistema dinamico valori della unzione del tempo$
- Informazioni disponibili:
 - informazione di misura (informazione "a posteriori")

$$\underbrace{y^{N}}_{\substack{\text{dati}\\ noti}} = \underbrace{F(\lambda)}_{\substack{\text{funzione}\\ nota}} + \underbrace{e^{N}}_{\substack{\text{rumore}\\ non\ noto}}$$

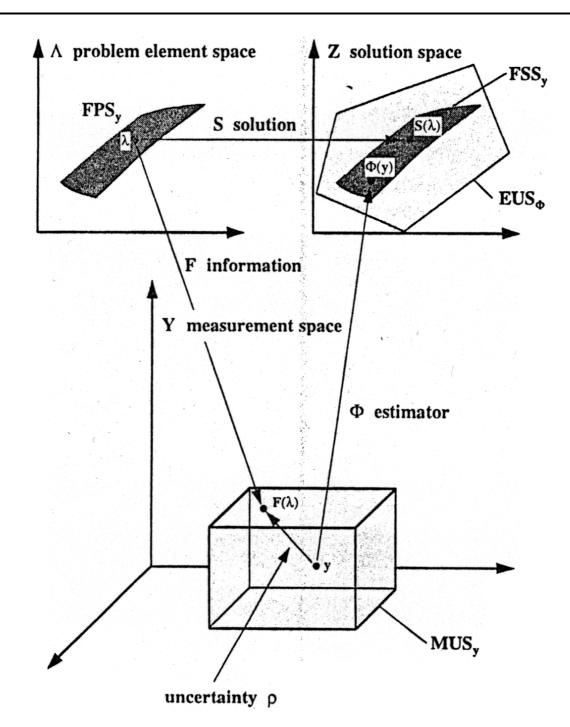
F: operatore informazione, noto

- informazioni "a priori" sull'elemento del problema: $\lambda \in K \subseteq \Lambda$ sul rumore di misura: $e^N \in \mathcal{B}_e = \{e^N \in \Re^N : ||e^N|| \leq \varepsilon\}$
- Problema di stima:
 - 1. trovare un algoritmo di stima ϕ che meglio approssimi $S(\lambda)$

$$\phi\left(y^{N}\right) = \hat{z} \approx S\left(\lambda\right)$$

2. valutare la bontà di tale approssimazione





 λ : elemento del problema $\in K$

 $S(\lambda)$: funzione di λ da stimare

 $F(\lambda)$: informazione di misura "esatta"

 $e^{\hat{N}}$: rumore di misura $\in \mathcal{B}_e$ $\phi(y^N)$: approssimazione di $S(\lambda)$



Esempio: stima dei parametri di un modello $ARX(n_a, n_b)$

$$y_j = \sum_{i=1}^{n_a} a_i y_{j-i} + \sum_{i=1}^{n_b} b_i u_{j-i} + e_j, \quad j = 1, \dots, N'$$

• Λ : spazio $(n_a + n_b)$ -dimensionale con elementi

$$\lambda = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_{n_a} & b_1 & b_2 & \cdots & b_{n_b} \end{bmatrix}^T \in \Re^r, \quad r = n_a + n_b$$

• Z: spazio $(n_a + n_b)$ -dimensionale con elementi

$$z = \lambda$$

$$\downarrow \downarrow$$

$$Z \equiv \Lambda$$

- S = I = operatore identità
- Y: spazio $(N'-n_a)$ -dimensionale con elementi

$$y = [y_{n_a+1} \ y_{n_a+2} \ \cdots \ y_{N'}]^T \in \Re^N, \quad N = N' - n_a$$

•
$$F(\lambda) = L \cdot \lambda$$
, con $L = \begin{bmatrix} y_{n_a} & \cdots & y_1 & u_{n_a} & \cdots & u_{n_a+1-n_b} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{N'-1} & \cdots & y_{N'-n_a} & u_{N'-1} & \cdots & u_{N'-n_b} \end{bmatrix} \in \Re^{N \times r}$

$$\Rightarrow F(\lambda) \text{ è lineare in } \lambda$$



Principali insiemi d'interesse

• MUS_y : Measurement Uncertainty Set

$$MUS_y = \{\tilde{y} \in Y : ||\tilde{y} - y|| \le \varepsilon\}$$

• EUS_{ϕ} : Estimate Uncertainty Set

$$EUS_{\phi} = \phi \left(MUS_{y} \right)$$

- $-EUS_{\phi}$ dipende ovviamente dall'algoritmo di stima ϕ
- $-EUS_{\phi}$ fornisce tutte le stime di $S(\lambda)$ che possono essere ottenute considerando tutte le possibili misure consistenti con tutte le informazioni disponibili
- ullet FPS_y : Feasible Problem Element Set

$$FPS_y = \{\lambda \in K : ||y - F(\lambda)|| \le \varepsilon\}$$

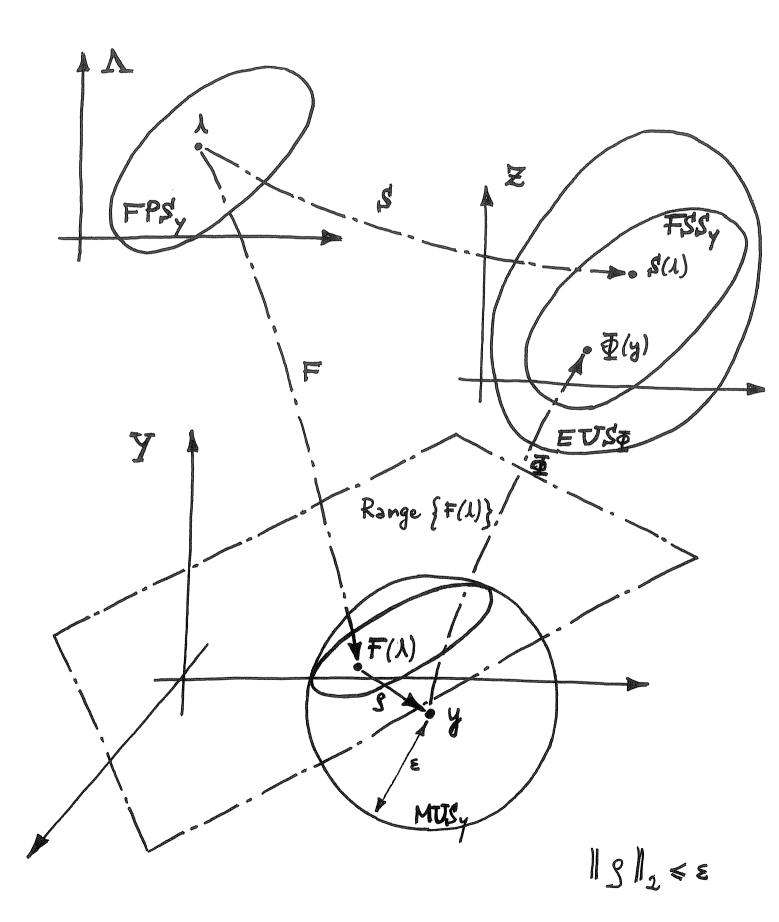
• FSS_y : Feasible Solution Set

$$FSS_y = S(FPS_y)$$

- $-FSS_y$ dipende solo dalla formulazione del problema
- $-FSS_y$ fornisce tutti i possibili valori di $S(\lambda)$ consistenti con tutte le informazioni disponibili
- Nel caso di stima parametrica, $S(\lambda) = \lambda$



 $FPS_y \equiv FSS_y$: Feasible Parameter Set





Errori e concetti di ottimalità

• $E_y(\phi)$: Errore locale

$$E_{y}\left(\phi\right) = \sup_{\lambda \in FPS_{y}} \left\| S\left(\lambda\right) - \phi\left(y\right) \right\| = \sup_{S(\lambda) \in FSS_{y}} \left\| S\left(\lambda\right) - \phi\left(y\right) \right\|$$

 \bullet $E(\phi)$: Errore globale

$$E\left(\phi\right) = \sup_{y \in Y} E_y(\phi)$$

- Gli algoritmi di stima (stimatori) che minimizzano tali errori sono detti rispettivamente
 - localmente ottimi
 - globalmente ottimi
- ullet Ottimalità locale \rightleftharpoons Ottimalità globale

CLASSES OF ESTIMATORS

1) CENTRAL estimators

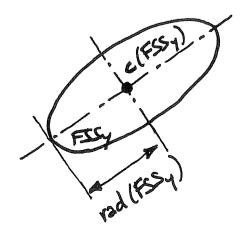
$$\Phi^{c}(y) = Chebicheff center of FSSy$$

$$\triangleq e(FSSy) \in \mathbb{Z}$$

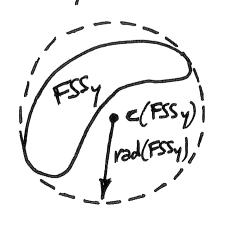
15 the center of the minimal ball containing FSSy

rad
$$(FSS_y) \triangleq \sup_{z \in FSS_y} \|c(FSS_y) - z\| = \inf_{z \in Z} \sup_{z \in FSS_y} \|\widetilde{z} - z\|$$

FSSy: ellipsoid



FSSy: not convex



2) CORRECT estimators

$$\Phi(F(\lambda)) = S(\lambda) \quad \forall \lambda \in \Lambda$$
give exact solution if applied to exact info

· projection estimators

$$\Phi^{*}(y) = S(\lambda y), \quad \lambda y \in \Lambda \text{ s.t.}$$

$$\|y - F(ly)\| = \inf_{l \in \Delta} \|y - F(l)\|$$

-
$$\exists$$
 \neq projectors estimators according to the norm used in Y :

· l₁ [Ny N₁ =
$$\tilde{\Sigma}$$
 | yil] - Least Absolute Values Ago

[Minimax Algo]

Estimator Properties for LINEAR Problems
$$\begin{bmatrix} S(\lambda) \rightarrow S_N \cdot \lambda \end{bmatrix}$$
 $F(\lambda) \rightarrow F_N \cdot \lambda \end{bmatrix}$

· Correct estimators

FSS,
$$\subseteq EUS_{\frac{1}{2}}$$
 $\forall y \in T$ [Milanese - Belforte, '82]

· PROJECTION estimators

$$E_{y}(\Phi^{*}) \leq 2 \operatorname{rad}(FSS_{y}) \leq 2 E_{y}(\Phi),$$

LEAST SQUARES estimators

- Linearity (by construction)
$$\frac{\partial^{LS}(y)}{\partial y} = (F_N^T F_N)^{-1} F_N^T y$$

If Y is
$$\ell_2$$
 - Normed

• Centrality:
$$\Phi^{LS}(y) = c(FSSy)$$

• Local Optimality:
$$E_y(\Phi^{Ls}) \leq E_y(\Phi)$$
, $\forall y \in 7, \ \forall \Phi$

[Kacewicz - Milanese - Tempo - Vikino, 186]

Basic IBC-SM results

CONVERGENCE CONCEPTS

 $\bullet \phi$ is convergent if:

$$\lim_{\epsilon \to 0} \lim_{N \to \infty} E_{\mathbf{0}}(\phi) = 0, \quad \text{with} \quad \forall \mathbf{y}$$

 \bullet ϕ is globally convergent if:

$$\lim_{\epsilon \to 0} \lim_{N \to \infty} E(\phi) = 0$$

global convergence $\not\leftrightarrows$ convergence