



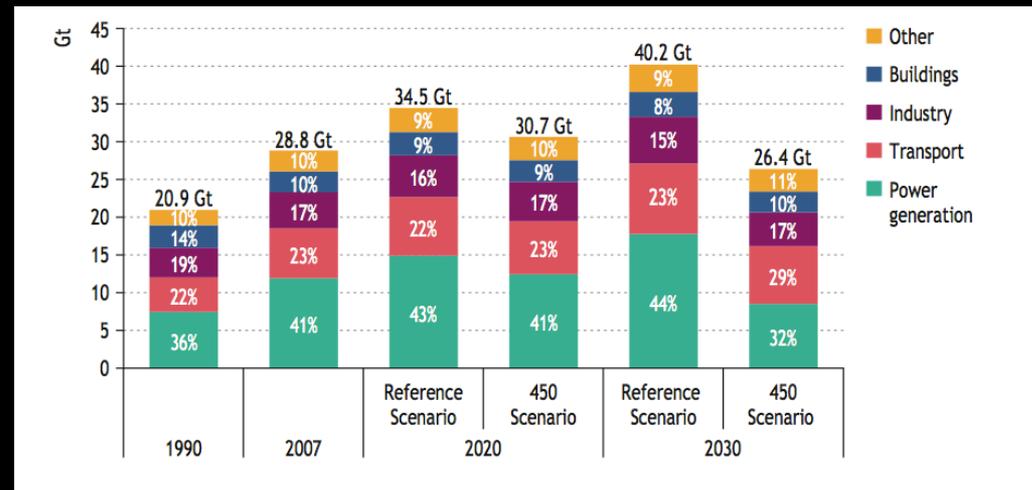
IDENTIFICAZIONE TERMODINAMICA DI UN EDIFICIO

Metodi a gruppi per l'identificazione di modelli termici con selezione dei dati



INTRODUZIONE

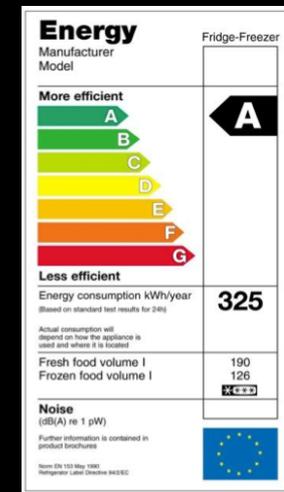
- Riscaldamento Globale
- Sicurezza energetica
- Inquinamento locale delle città
- EU 20-20-20
 - Edifici (9%)
 - Industria (16%)
 - Trasporti (22%)
 - Elettricità (43%)
- Lentezza ristrutturazione parco immobiliare





OBIETTIVI

- Identificazione di un modello termico per:
 - Controllo temperatura e confort
 - Certificazione energetica
 - Ottimizzazione e gestione delle risorse
- Impiegare una rete con il minor numero possibile di sensori
- Test algoritmi che fanno selezione di dati





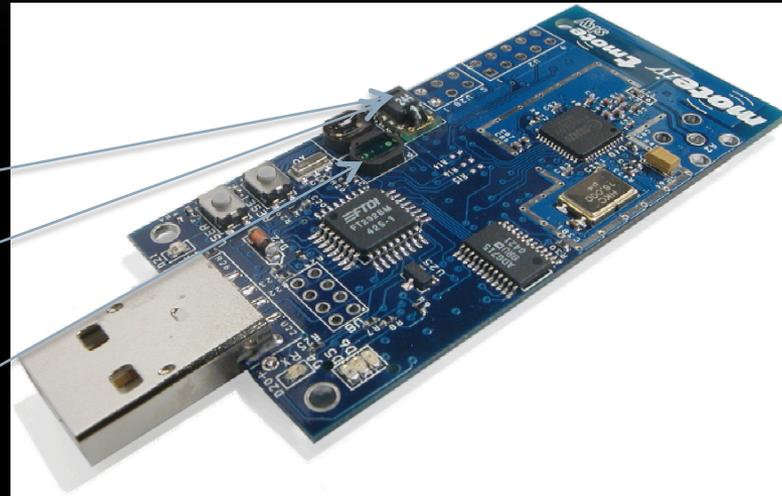
RACCOLTA DATI 1/2

- Sensori Tmote Sky:

- Temperatura

- Umidità

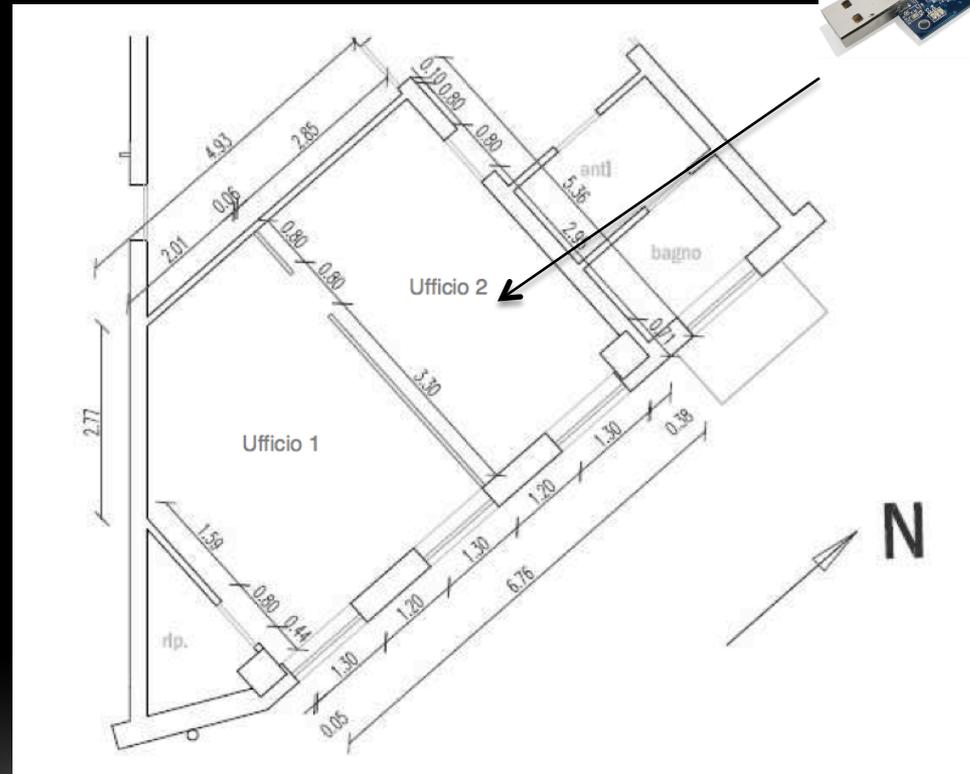
- Irraggiamento





RACCOLTA DATI 2/2

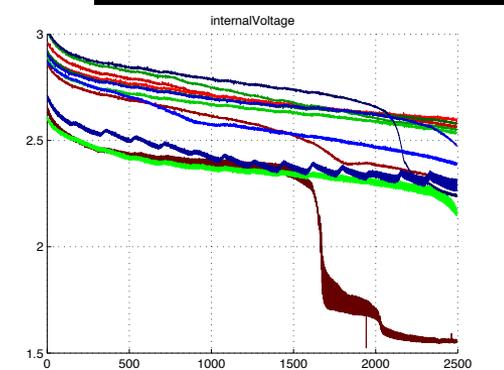
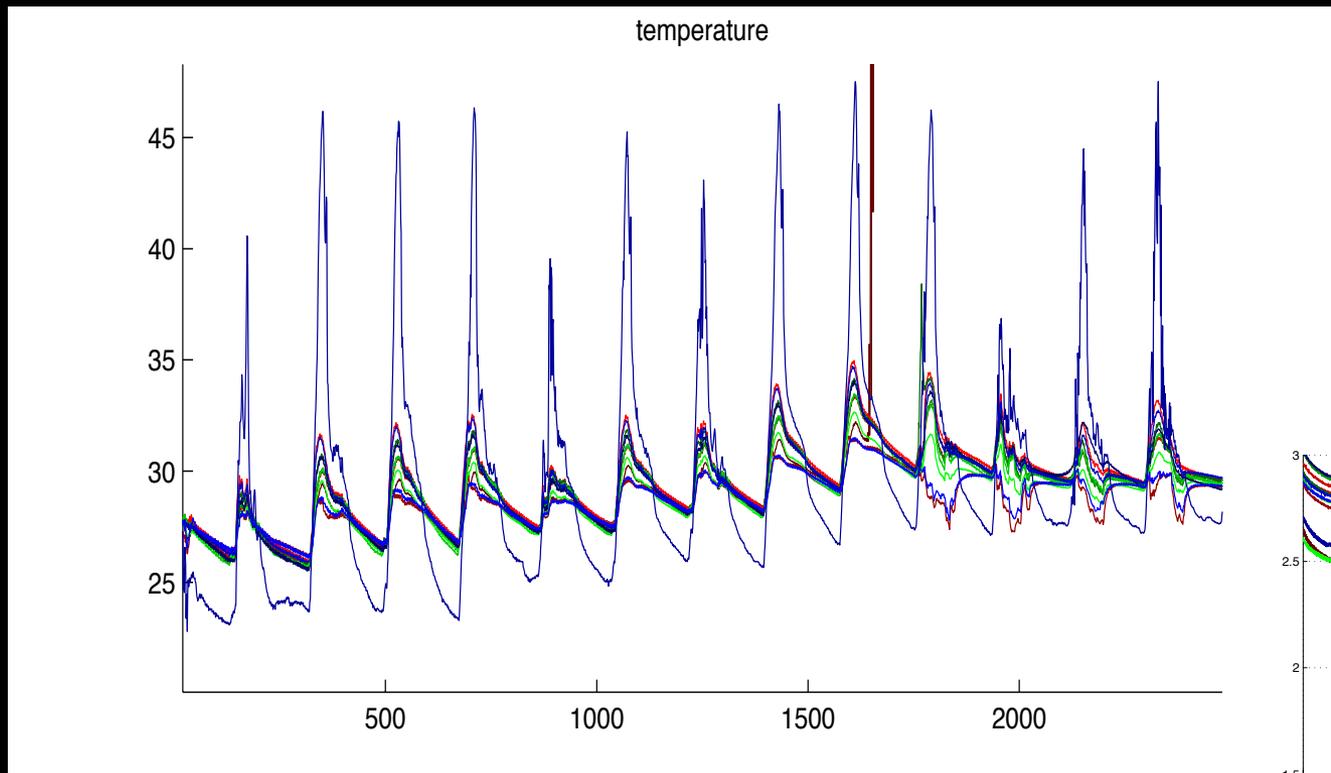
- Edificio progetto Simea a Vicenza
- Campionamento 8 minuti
- Periodo: Agosto 2010
- 2500 campioni, 2 settimane
- Misure:
 - Temperatura
 - Umidità
 - Irraggiamento
- 11 Tmotes





TRATTAMENTO DATI 1/3

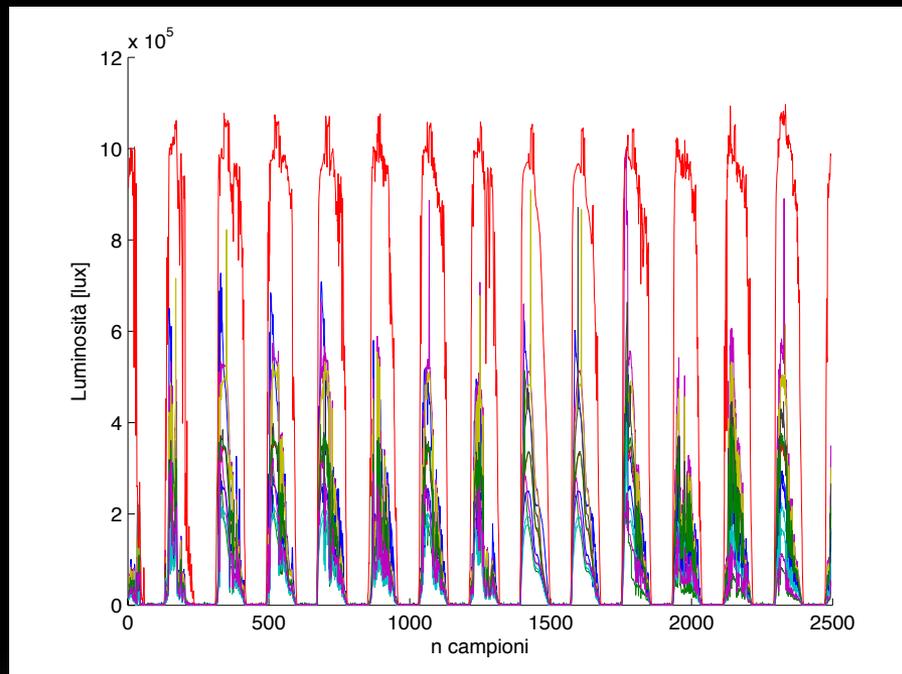
- Andamento delle temperature e voltaggio interno dei motes:





TRATTAMENTO DEI DATI 2/3

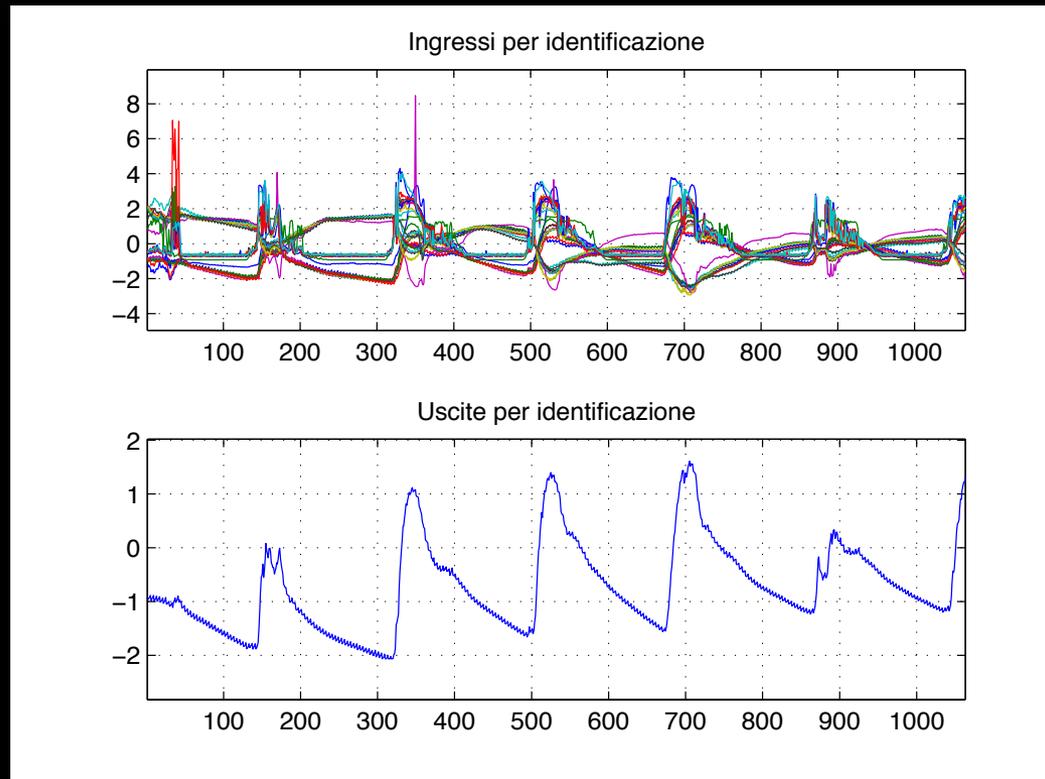
- Radiazione luminosa misurata:





TRATTAMENTO DATI 3/3

- Dopo l'elaborazione i dati trattati si presentano come nella figura seguente:





ALGORITMI UTILIZZATI

- L'identificazione classica:
 - PEM (Prediction Error Methods)
- Sottospazi:
 - N4SID (Numerical Algorithms for Subspace State Space System Identification)
- Algoritmi a gruppi:
 - G-LAR (Group Least Angle Regression)
 - SS-GLAR (Stable Splines Group Least Angle Regression)
 - SSEH (Stable Splines Exponential Hyperprior)



PEM

- Per la stima del parametro vettoriale θ della funzione di trasferimento:

- Creazione della predizione $\hat{y}_\theta(t|t-1)$

- Formazione dell'errore di predizione $\varepsilon_\theta(t) := y(t) - \hat{y}_\theta(t)$

- Si minimizza l'indice $V_N(\theta) := \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_\theta(t)^2$

- Ottenendo:

$$\hat{\theta}_N := \arg \min_{\theta} V_N(\theta)$$

- Metodi di stima dell'ordine del modello: AICC o BIC



SOTTOSPAZI: N4SID

- Dai processi stocastici all'algebra lineare

$$\mathcal{Y}_{[t,s]} = \text{span}\{\mathbf{y}(t), \dots, \mathbf{y}(s)\} \quad \underbrace{N \rightarrow \infty}_{1:1} \quad Y_{[t,s]} = \begin{bmatrix} y_t & y_{t+1} & \dots & y_{t+N-1} \\ y_{t+1} & y_{t+2} & \dots & y_{t+N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_s & y_{s+1} & \dots & y_{s+N-1} \end{bmatrix}$$

- Si formano \hat{A} , \hat{B} , \hat{C} e \hat{K} del modello in spazio di stato

$$\begin{cases} x(t+1) & = Ax(t) + Bu(t) + Ke(t) \\ y(t) & = Cx(t) + e(t) \end{cases}$$

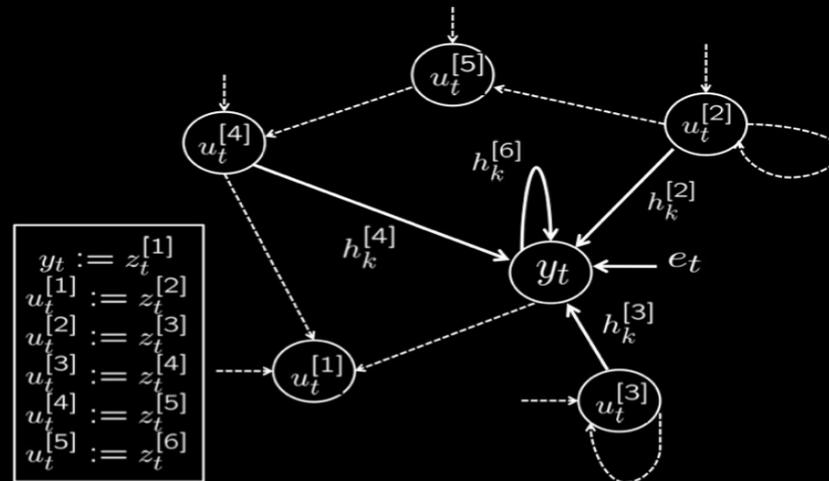


DEFINIZIONE DEL PROBLEMA DEI METODI A GRUPPI

- Stime delle risposte impulsive di un sistema BIBO stabile

$$y_t := \hat{y}_{t|t-1} + e_t = E[y_t | Y^t, U^t] + e_t$$

$$E[y_t | Y^t, U^t] := \sum_{j=1}^{m-1} \left[\sum_{k=1}^{\infty} h_k^j u_{t-k}^{[j]} \right] + \sum_{k=1}^{\infty} h_k^{[m]} y_{t-k}$$





LARS E ESTENSIONE A GRUPPI

- Proiezioni nello spazio per ricavare:

$$\hat{\mu} = X\hat{h}$$

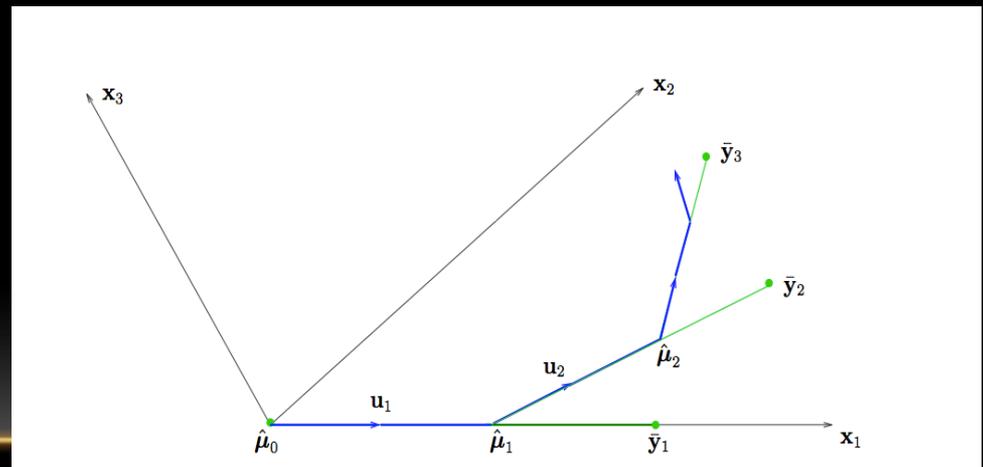
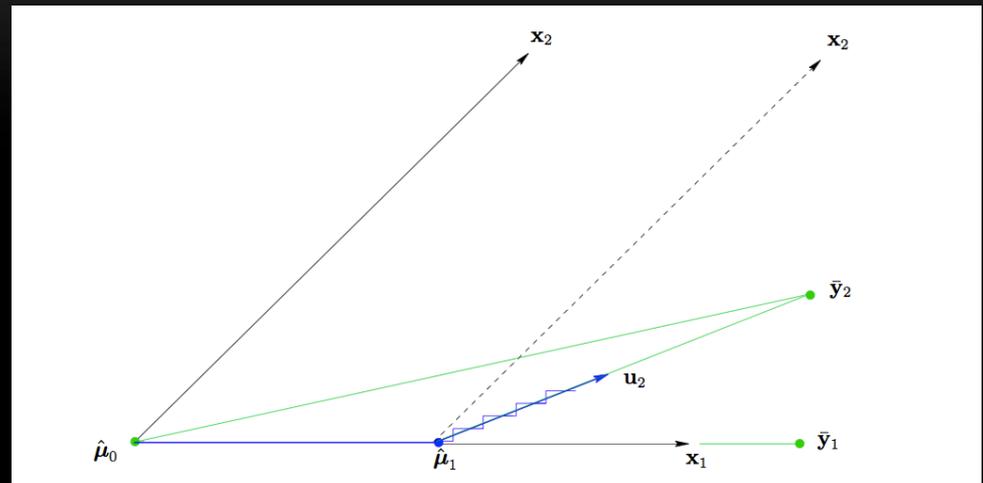
- Avanzamento fino all'equiangularità
- Cambio di direzione

$$\hat{\mu}_1 = \hat{\mu}_0 + \hat{\gamma}_1 \mathbf{x}_1$$

$$\hat{\mu}_2 = \hat{\mu}_1 + \hat{\gamma}_2 \mathbf{u}_2$$

- L'estensione a gruppi considera x_i non come vettore ma come spazio

$$\hat{h} := \arg \min_h \|Y - X\hat{h}\| + \gamma_1 \|h\|_1 + \gamma_2^2 \|h\|_2^2$$





SS-GLAR

- La formulazione matematica del problema

$$\{\hat{h}^{[i]}\} = \arg \min_{h^{[i]} \in \mathcal{H}_K} \sum_{t=t_0}^N (y_t - \hat{y}_{t|t-1})^2 + \gamma_2^2 \left(\sum_{i=1}^m \|h^{[i]}\|_{\mathcal{H}_K}^2 \right)$$

$$\|h^{[i]}\|_{\mathcal{H}_{K_J}}^2 = (\underline{h}^{[i]})^T K_J^{-1} \underline{h}^{[i]}$$

- Algoritmo SSGLAR:
 1. Stima del parametro β
 2. Stima del parametro γ_2 e formazione dei parametri per l'algoritmo GLAR
 3. Stima di h_i applicando l'algoritmo GLAR



SSEH

- Stima del vettore degli iperparametri:

$$\zeta := [\lambda_1, \dots, \lambda_m, \theta_1, \theta_2, \beta, \xi]$$

- Eventuale uso di SSGLAR per stimare il numero di componenti non nulle
- Formulazione matematica:

$$\{\hat{h}^{[i]}\}_{i=1}^m = \arg \min_{\{f^i \in \mathcal{H}\}_{i=1}^m} \|y^+ - \sum_{i=1}^m A_{1i} f^i\|^2 + \sigma^2 \sum_{i=1}^m \frac{\|f^i\|_{\mathcal{H}_K}^2}{\lambda_i^2}$$



VALIDAZIONE

- Utilizzo indici per la misura della qualità della stima

- Rms $RMS_k := \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_{i|k})^2}$

- Cod $COD_k := 1 - \frac{RMS_k^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$

- Fit $fit := 100 * \left[1 - \frac{\|y_h - y\|}{\|y - E[y]\|} \right]$

- Test bianchezza e indipendenza

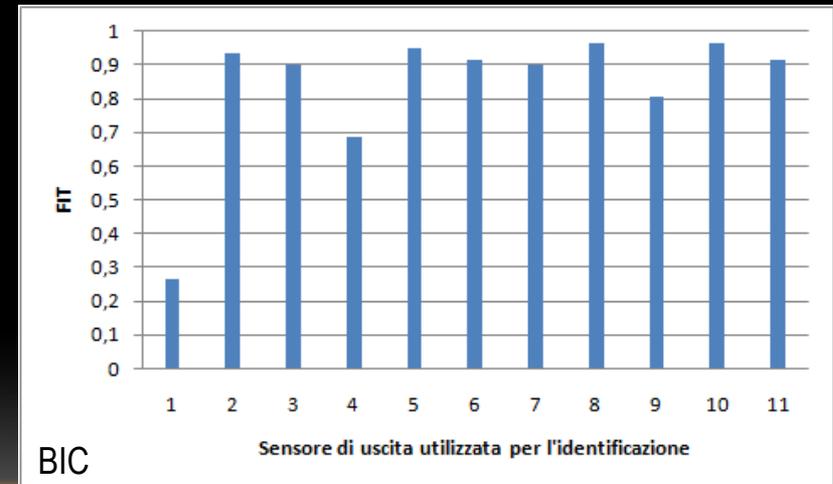
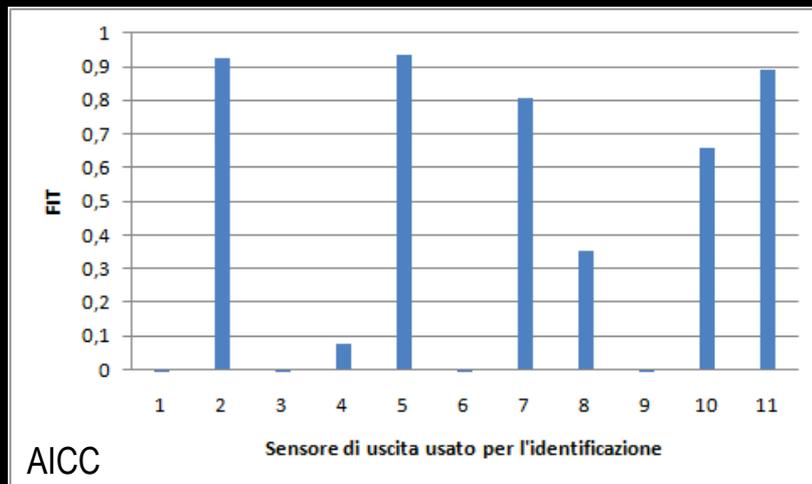
- Grande quantità di dati



RISULTATI PEM 1/3

- Risulta di interesse il rapporto dati /parametri da stimare
- Esempio in tabella: COD relativo al sensore III
- BIC più performante

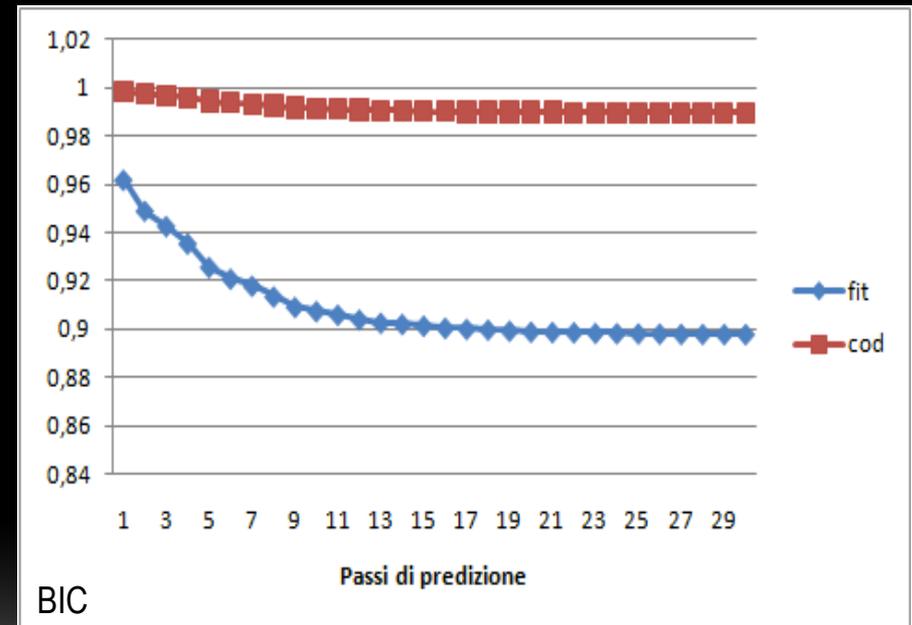
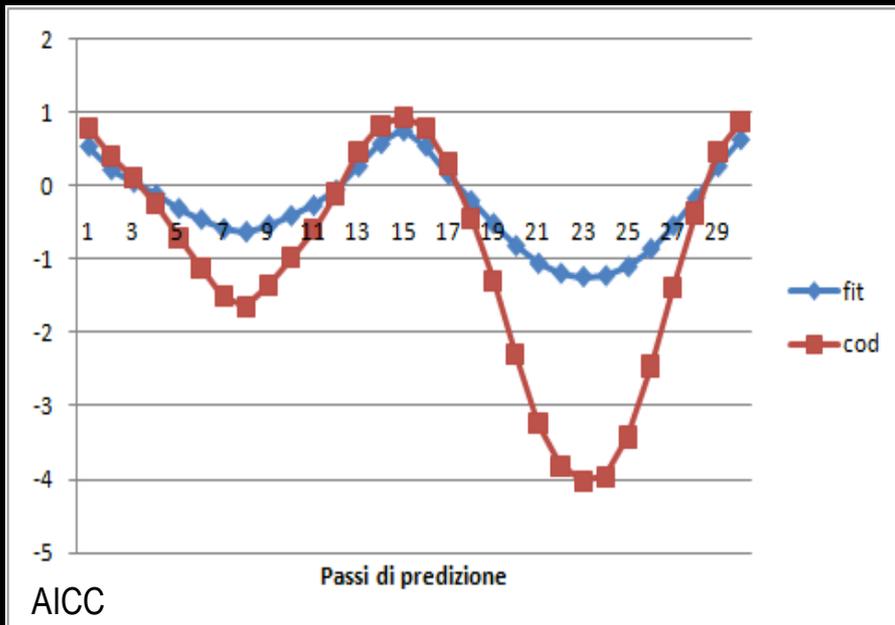
	AICC	BIC
n=600	-0.37	-0.64
n=800	-7.64	0.98
n=1100	-0.96	0.99
n=1500	0.99	0.98





RISULTATI PEM 2/3

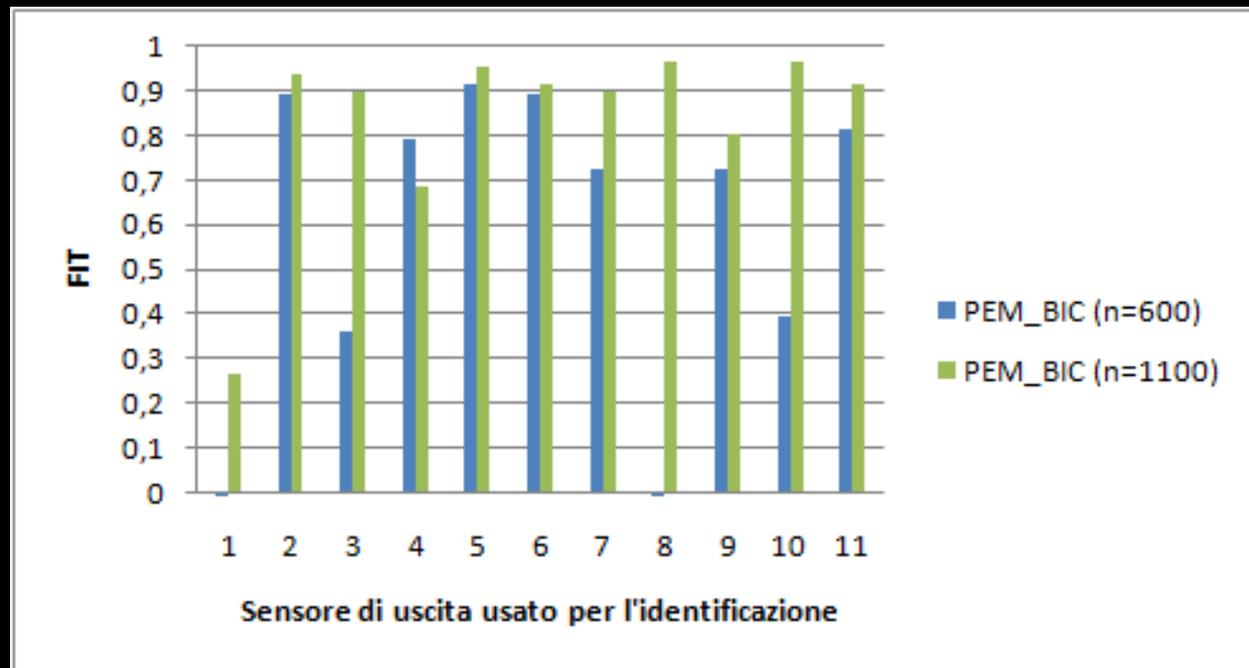
- Cod e Fit in funzione dei passi di predizione per sensore III ed n=1100





RISULTATI PEM 3/3

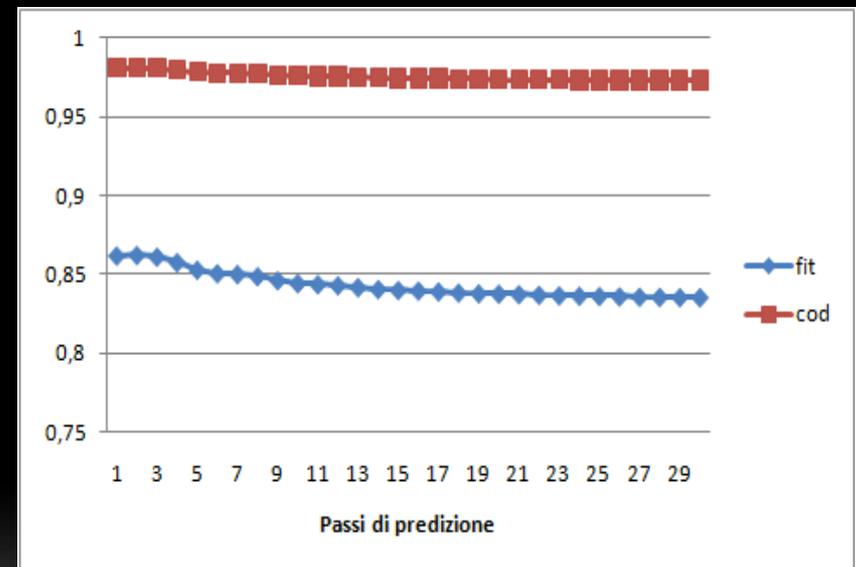
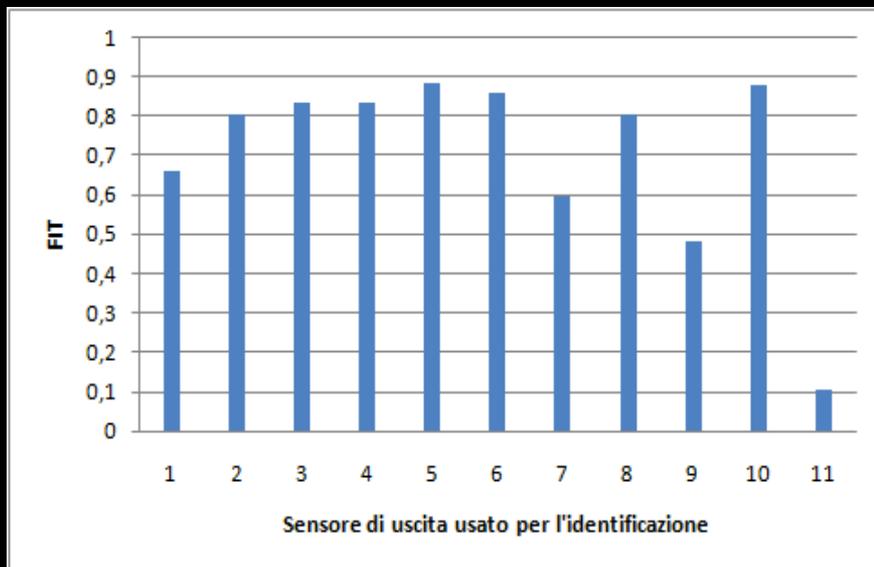
- Confronto per le diverse n





RISULTATI N4SID

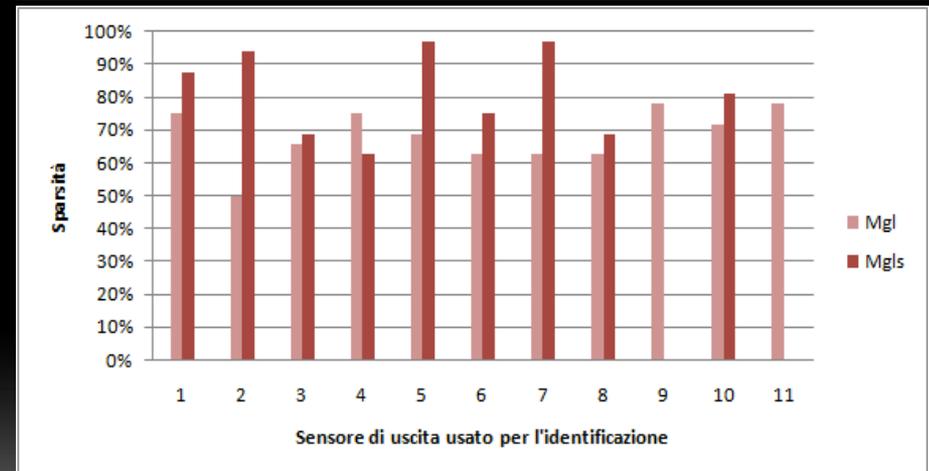
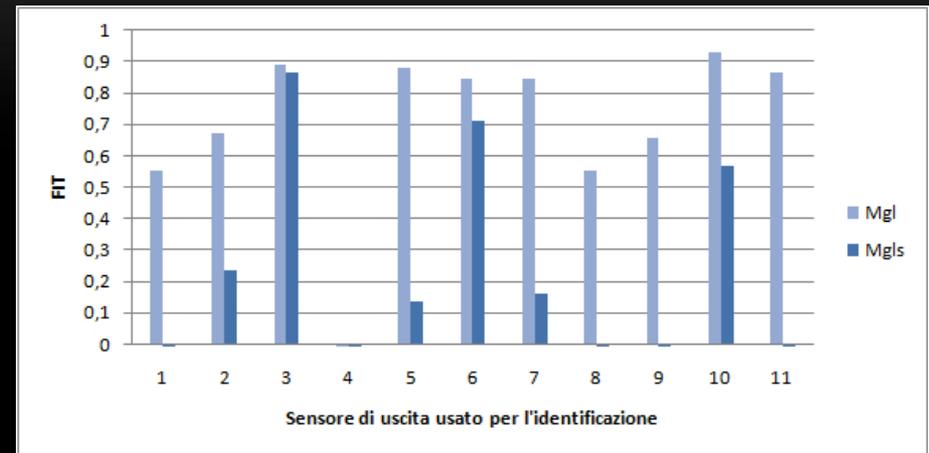
- Dati relativi alla scelta best model
- Figura relativa III sensore con n=800





RISULTATI GLAR

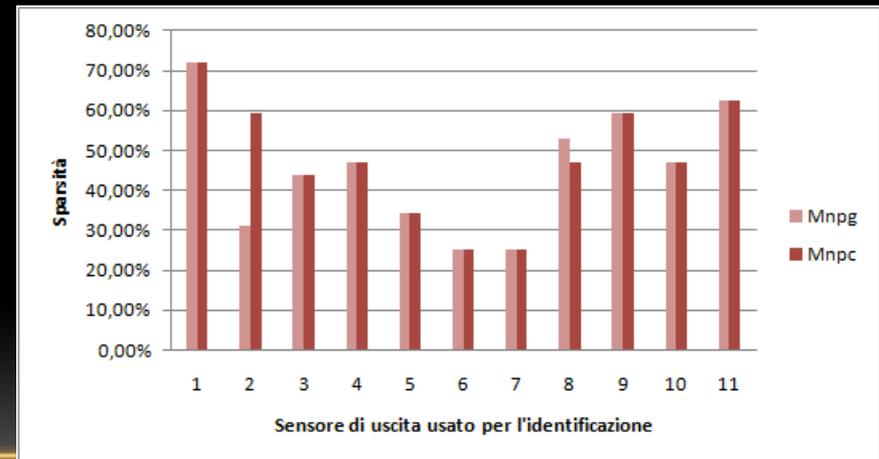
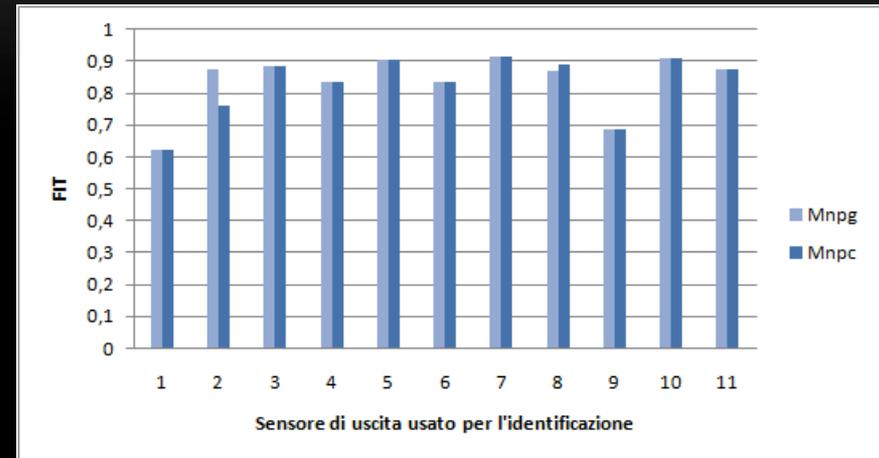
- Mgl: Modello Glar
- MglS: Modello sub-ottimo
 - Utilizza informazioni di Mgl
- Buona sparsità
- Dati per n=500





RISULTATI SSGLAR

- Mnpq: Modello SSGLar
- Mnpc: Modello Sub-Ottimo
 - Modello con variazioni del 5% sul Fit
- Si nota l'equivalenza tra i due





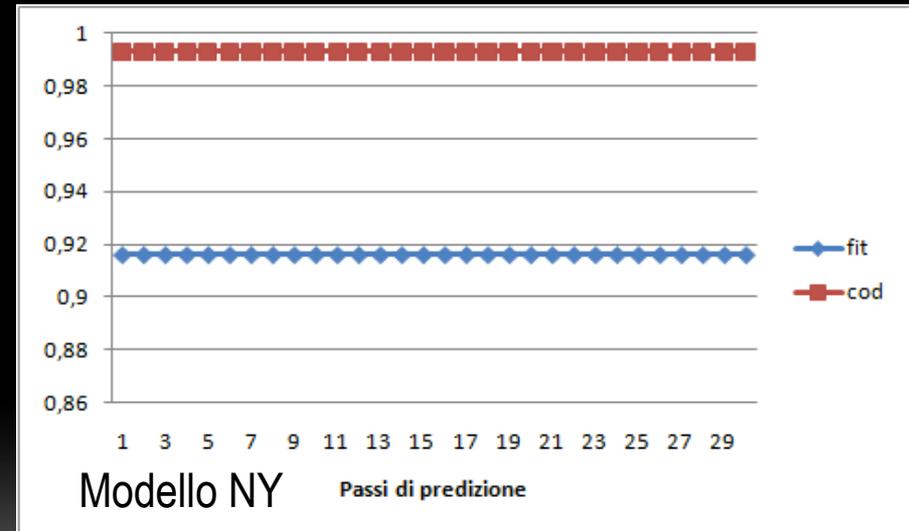
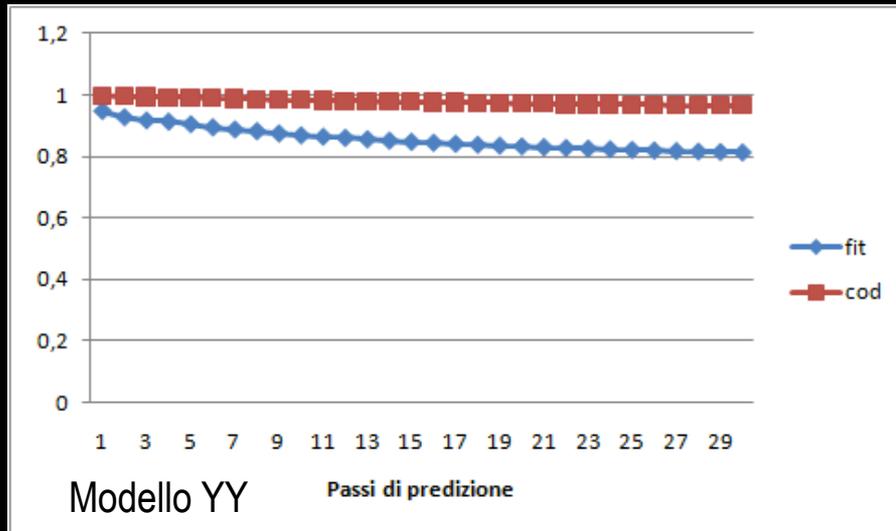
RISULTATI SSEH 1/4

- NY: senza parte autoregressiva (FIR; uscite passate non influenzano predizione)
- YY: con parte autoregressiva cioè modelli ARX
- Confronti fra diversi n e p , n numero di campioni e p lunghezza della risposta impulsiva del predittore
- Buoni Fit ed alta sparsità



RISULTATI SSEH 2/4

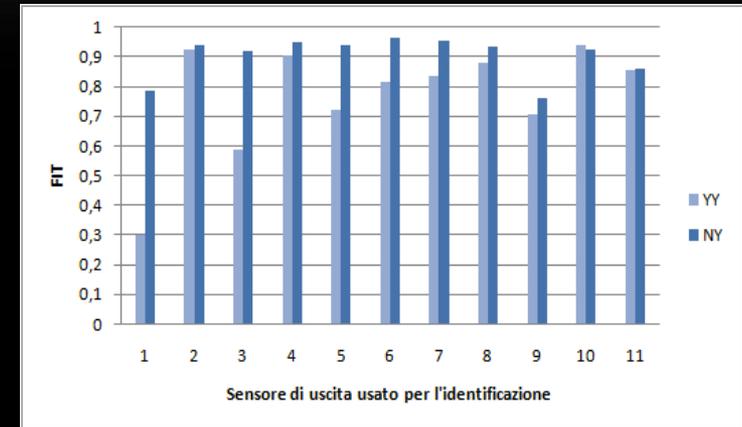
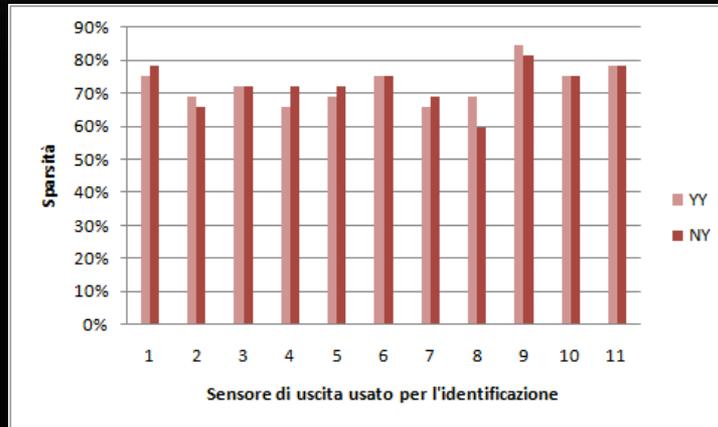
- Fit e Cod in funzione dei passi di predizione
 - Costanti per modelli NY
- In figura: III sensore, $n=400$, $p=20$



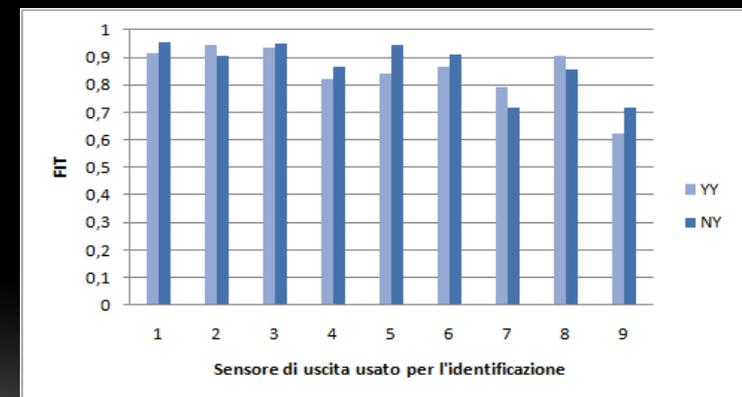
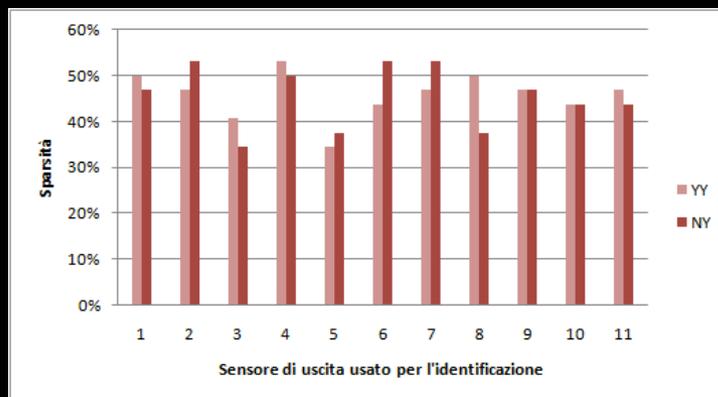


RISULTATI SSEH 3/4

$n = 100$
 $p = 20$



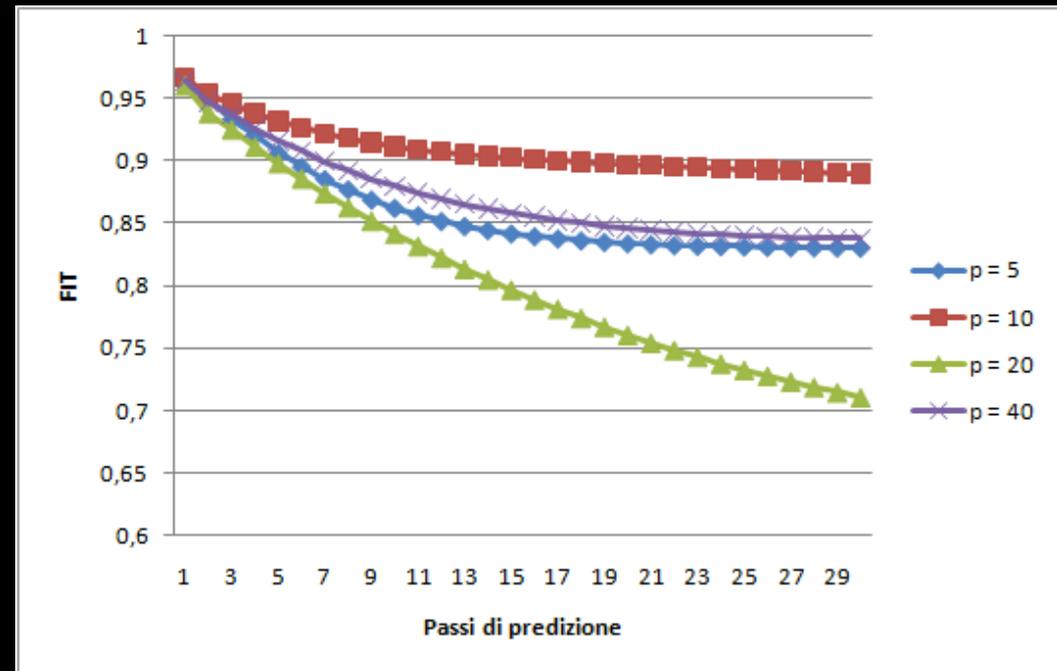
$n = 400$
 $p = 20$



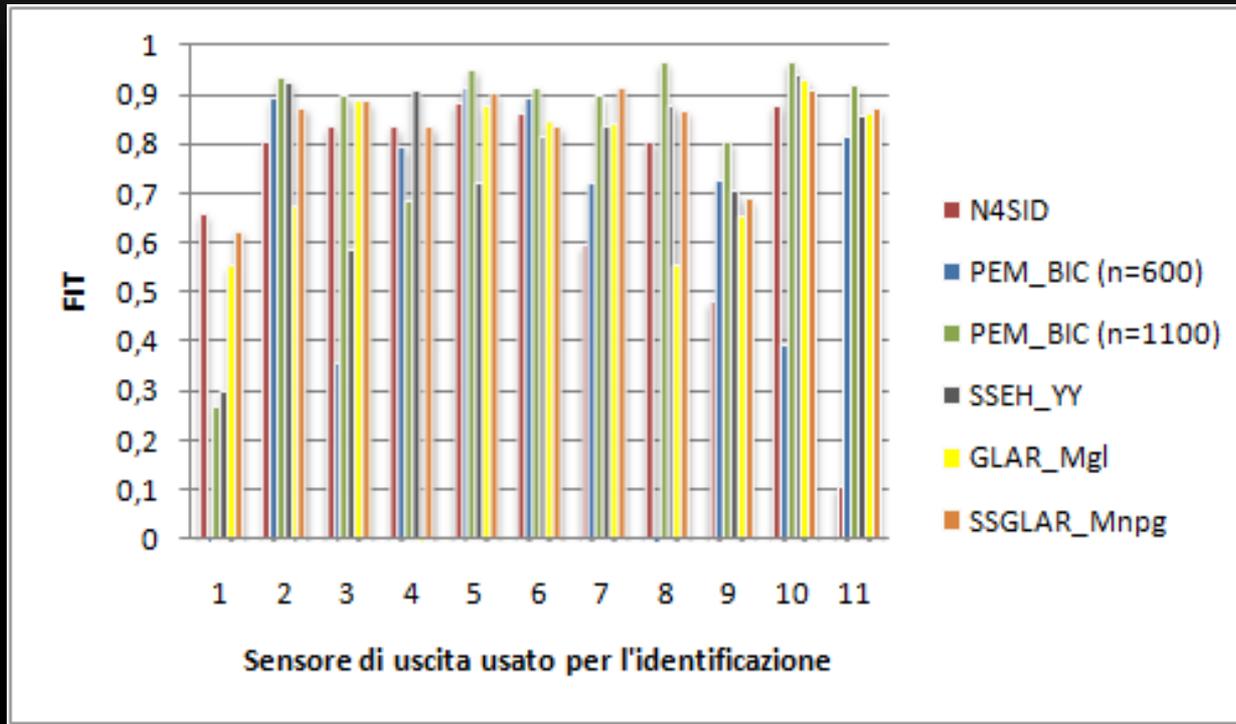


RISULTATI SSEH 4/4

- In figura: $n=400$
- Con $p=40$ dinamiche di circa 6 ore
- Cambiamenti aleatori del Fit al variare di p
- Possibile soluzione: scegliere modello con miglior Fit



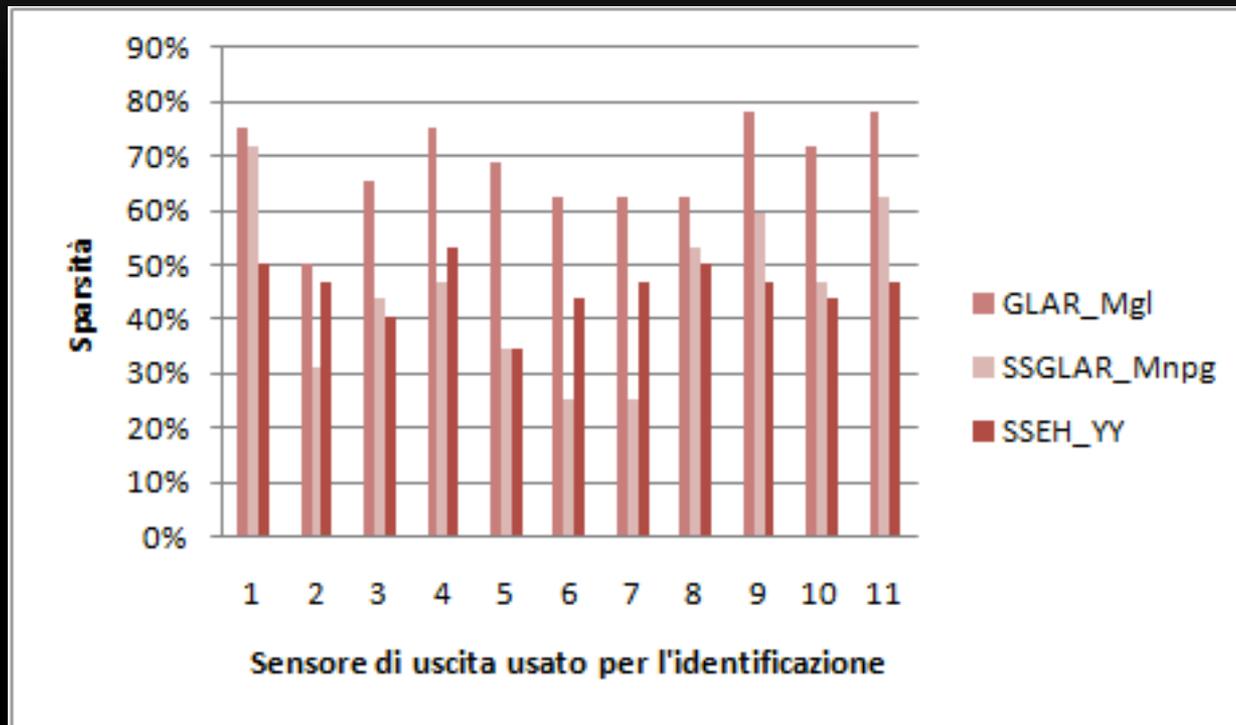
CONFRONTI 1/4



- FIT per i modelli migliori identificati con i diversi metodi

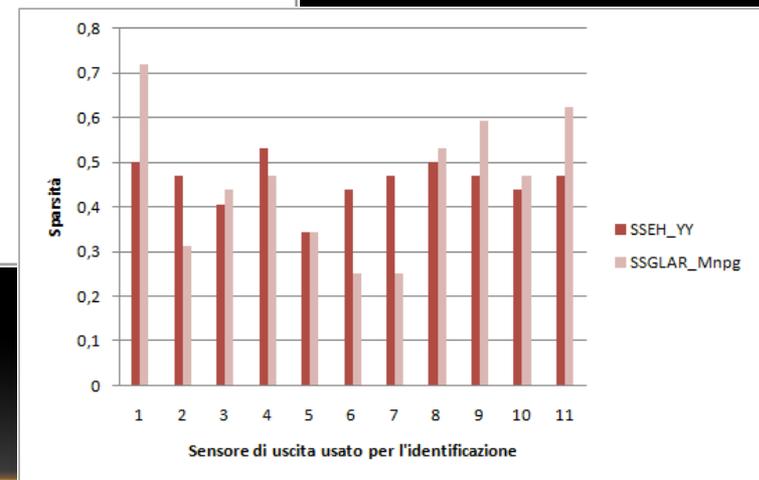
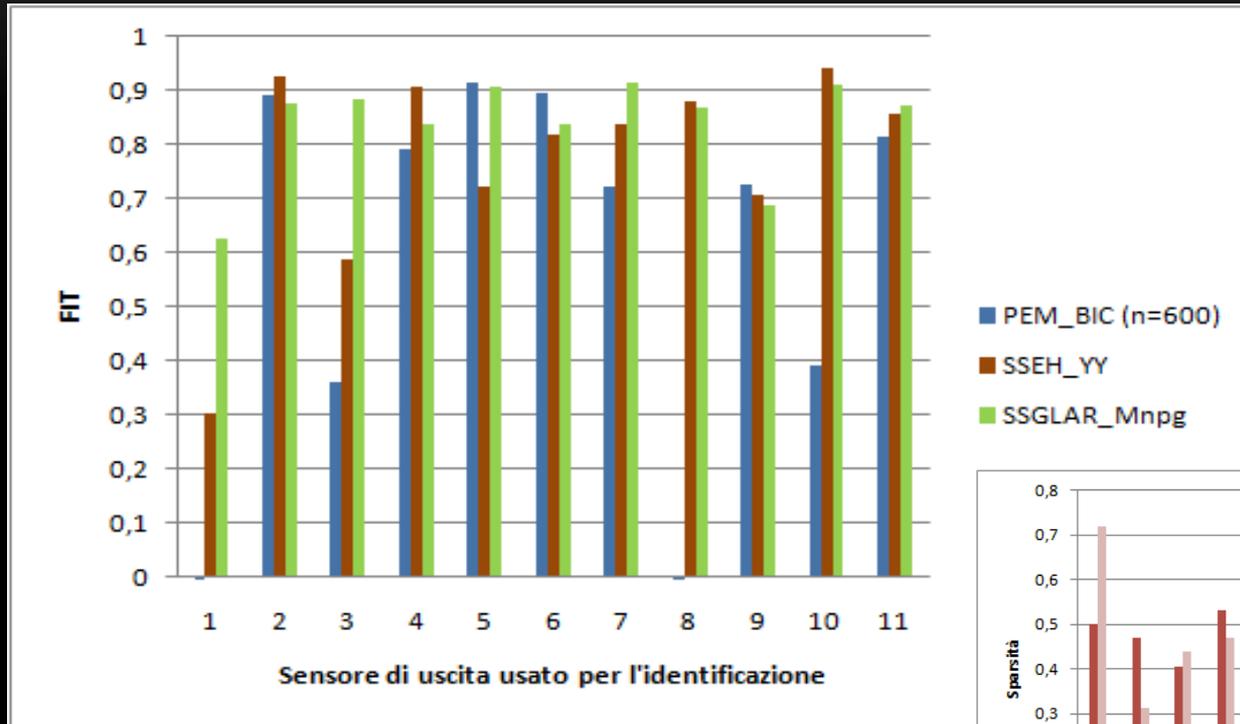


CONFRONTI 2/4



- Sparsità dei modelli a gruppi

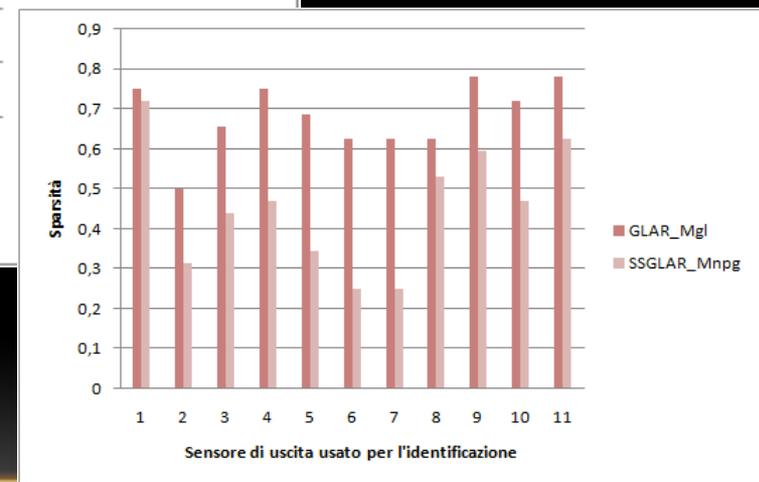
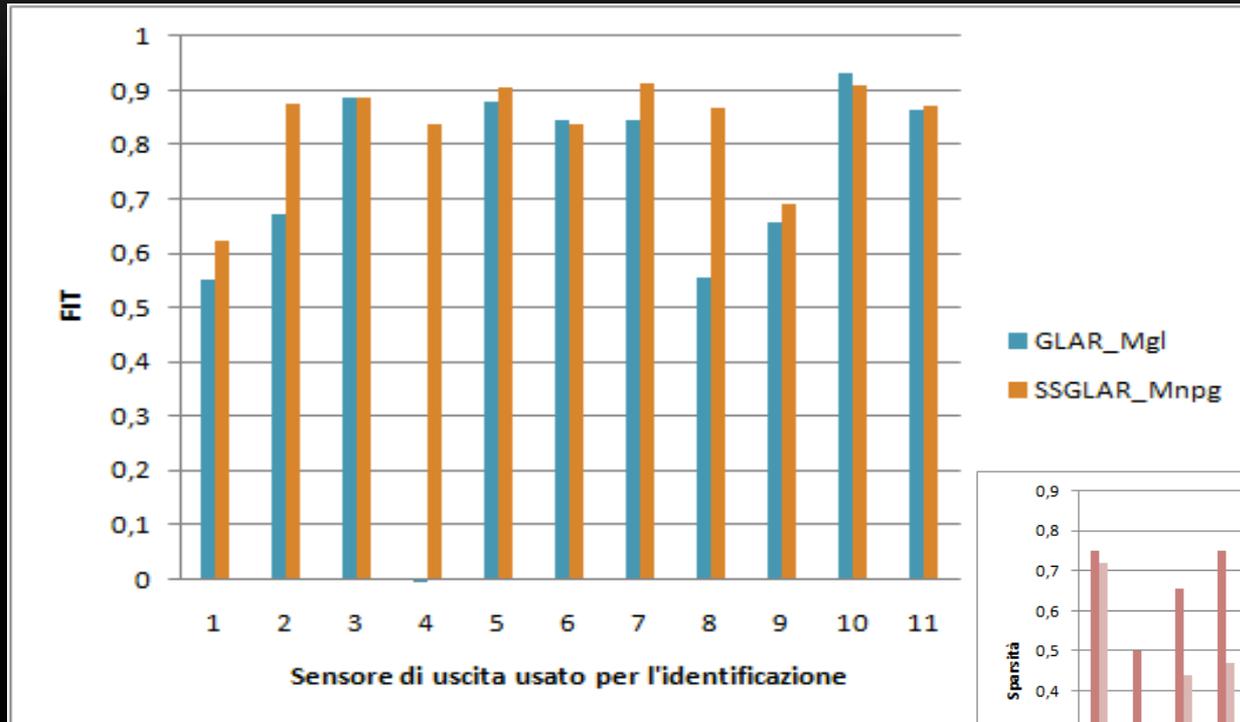
CONFRONTI 3/4



- Confronto SSEH, SSGLAR e PEM



CONFRONTI 4/4



- Confronto fra GLAR e SSGLAR



ONERI COMPUTAZIONALI

- Indicativamente i tempi di calcolo per i singoli algoritmi sono stati:
 - PEM: tre - quattro minuti
 - N4SID: pochi secondi
 - GLAR: uno - due minuti
 - SSGLAR: una decina di minuti
 - SSEH: anche fino a un ora
- SSEH risente molto del numero del valore assunto dai parametri n e p



CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

- PEM (con BIC) dà i risultati migliori con un numero elevato di dati
- SS-GLAR algoritmo migliore con pochi dati ($n=500$)
- SSEH ha dati i risultati più costanti, funziona anche da $n=100$
- Algoritmi più recenti (a gruppi):
 - Lavorano con meno dati
 - Buona sparsità con fit soddisfacenti
- Campagne dati durante tutto l'anno per vedere anche l'evoluzione dei vari sistemi
- Edifici grandi per vedere, relazione tra dinamiche non correlate
- Eventuale pilotaggio degli attuatori per individuare dinamiche



GRAZIE PER L'ATTENZIONE