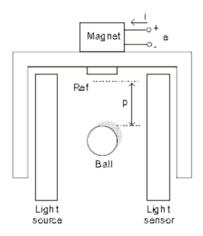
ESEMPIO di RELAZIONE TECNICHE di CONTROLLO e Diagnosi

"LEVITATORE MAGNETICO"

Obiettivi

Considerato il sistema a levitazione magnetica prototipale schematizzato nella figura in basso, realizzare in ambiente Matlab/Simulink alcuni sistemi di controllo e confrontare le relative prestazioni a seguito dell'applicazione di un set-point x₁d desiderato. Le tecniche analizzate sono il controllo LQ, il controllo con Feedback Linearization (alla quale verrà applicato anche lo Sliding Mode), il controllo con reti neurali e infine il controllo con logica Fuzzy. La verifica della robustezza dei sistemi avverrà imponendo variazioni del 10% sul valore di set-point, applicando perciò un'onda quadra le cui caratteristiche di frequenza sono legate al tempo di assestamento tipico del controllo.



Parametri

I parametri del modello da implementare sono funzione del numero di matricola. Dato il numero di matricola xxx, i parametri sono i seguenti:

Massa della sfera: m = xxx Kg
Resistenza elettrica: R = xx Ω

• Induttanza nominale: L1 = xx H

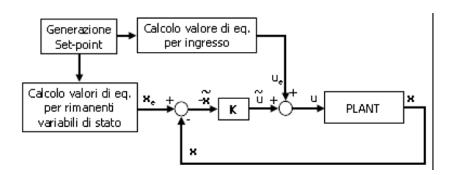
• Costante della forza elettromagnetica: $C = xxx Nm^2 A^2$

Si analizzeranno ora le diverse tecniche di controllo, al fine di evidenziare quali sono le principali caratteristiche di una o dell'altra.

1. Controllo LQ

L'obiettivo è realizzare un controllo di tipo LQ per il sistema sollecitato da set point x1d, definendo la matrice di penalizzazione dello stato Q (3 × 3), la scalare di penalizzazione dell'ingresso R e la matrice di penalizzazione stato-ingresso N (3×1). Verificando successivamente l'effetto delle

variazioni di tali matrici sulle prestazioni del controllore. Essendo $u_{\epsilon} = R x_{1d} \sqrt{\frac{g^{rrs}}{C}} \neq 0$ nel punto de equilibrio, lo schema di base da cui partire è quello proposto nella figura in basso.



L'implementazione dello schema ha portato al seguente modello Matlab/simulink (fig. 1):

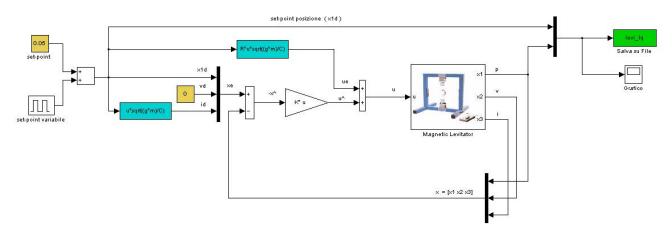


Fig. 1 Modello simulink del controllo LQ

Si analizzeranno ora come i mutamenti delle matrici Q, R ed N influiscano sulla dinamica del sistema. Dalle prove sperimentali si è osservato come la risposta del sistema di controllo migliori andando ad aumentare il valore degli elementi di Q e di N, e diminuendo quelli di R. Da un certo valore in poi però, i benefici vengono meno e non ha senso continuare nella modifica dei valori. La condizione ottimale scelta per il sistema è quella definita dalle matrici:

$$Q = [10000 \ 0 \ 0 \ ; \ 0 \ 10000 \ 0 \ ; \ 0 \ 0 \ 10000]$$

 $R = 0.01$
 $N = [100 \ 100 \ 100]$

Di seguito sono proposti su grafici gli esiti delle simulazioni; si rende noto che in ogni figura (salvo diversa indicazione) sull'asse delle ascisse vi è la variabile tempo espressa in secondi [s], mentre sulle ordinate la posizione verticale della pallina [m]. Nella figura 2 viene proposto il risultato della simulazione del sistema al quale è applicato il controllo LQ con i valori di Q, R, N sopra citati; in

figura 3 e 5 uno zoom relativo agli istanti iniziali e al raggiungimento della posizione desiderata. L'eliminazione della N nella funzione [K,S,E]=lqr(Am,Bm,Qm,Rm,Nm) è tale da incrementare leggermente il tempo necessario al raggiungimento del valore desiderato (fig. 4 e 6). Variazioni di N non hanno comunque influenza significativa sulla dinamica della risposta, influenze che invece si osservano modificando Q e R.

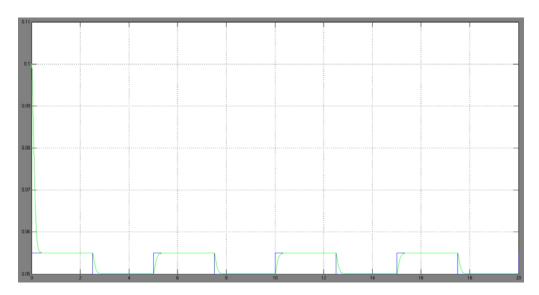


Fig. 2 Simulazione con controllo LQ in presenza di N

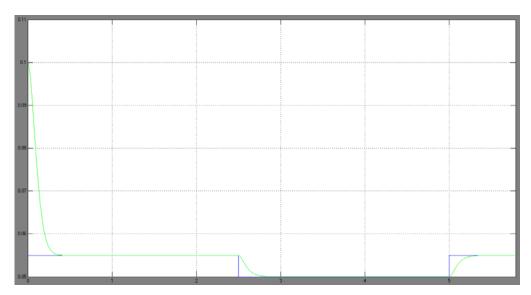


Fig. 3 Simulazione con controllo LQ in presenza di N

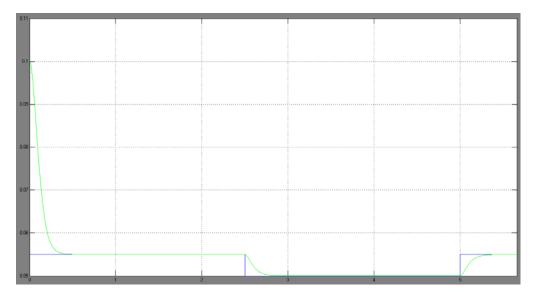


Fig. 4 Simulazione con controllo LQ in assenza di N

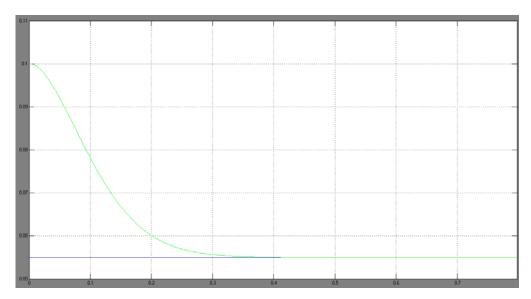


Fig. 5 Simulazione con controllo LQ in presenza di N

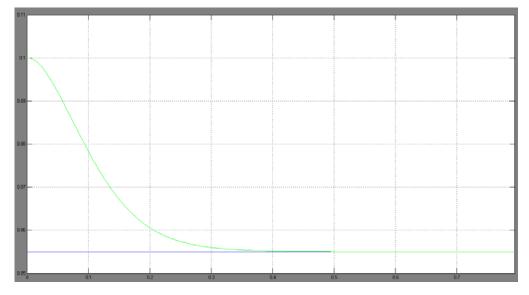


Fig. 6 Simulazione con controllo LQ in assenza di N

Si osservi ora come varia la risposta del sistema agendo sul valore di R. Di seguito vengono proposte in sequenza il caso con R=100 (fig. 7), R=1 (fig. 8) ed infine R=0.01 (fig. 9). Nel caso con R=100 si osserva la presenza di lievi oscillazioni che si vengono a creare prima di raggiungere il valore di setpoint, creando un ritardo nell'assestamento; oscillazioni che scompaiono man mano che il valore di Rm cala. Con R=0.01 il raggiungimento del set-point è ottimo anche se sembra essere leggermente più lento del caso R=1.

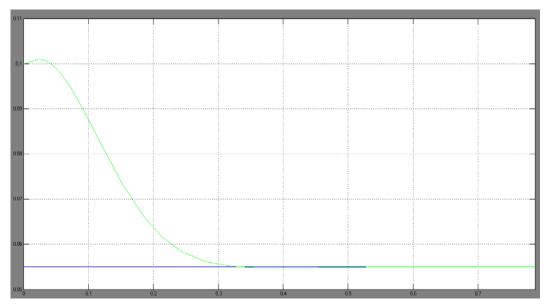


Fig. 7 Simulazione con controllo LQ e valore di R pari a 100

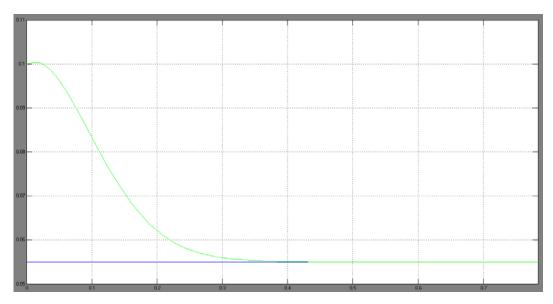


Fig. 8 Simulazione con controllo LQ e valore di R pari a 1

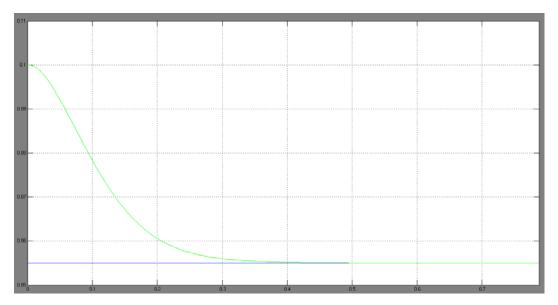


Fig. 9 Simulazione con controllo LQ e valore di R pari a 0.01

Infine si analizza come la variazione di Q influisca sulla dinamica del sistema. In fig. 10 viene proposto il caso con Qm con valori dell'ordine di 1; dall'analisi della risposta si osserva ancora la presenza di sovraelongazione nella risposta, che scompare se vado ad aumentare i valori degli elementi della Q (come già citato però, raggiunto un certo valore, non si osservano più significativi miglioramenti del controllo). Aumentando i termini della Q viene raggiunta prima la condizione di regime (fig. 11).

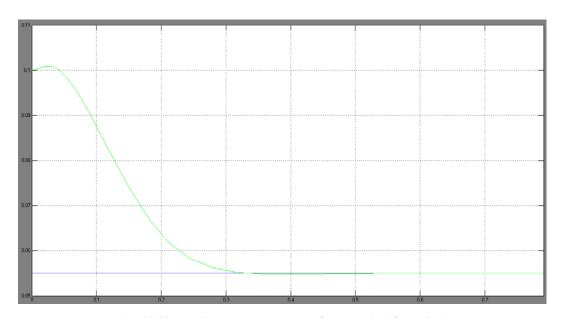


Fig. 10 Simulazione con controllo LQ e valori di Q pari a $1\,$

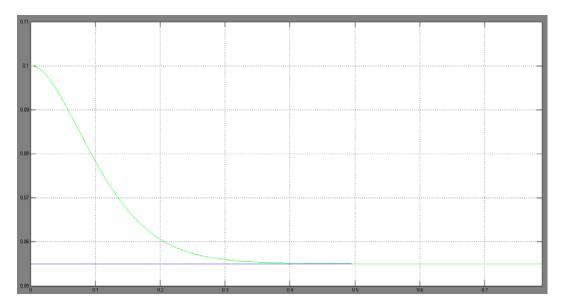


Fig. 11 Simulazione con controllo LQ e valori di Q pari a 10000

2. Controllo con Feedback Linearization

Questa tecnica di controllo cerca di cancellare le non linearità di un sistema e ottenere una dinamica lineare rispetto ad un ingresso fittizio. In questo sistema specifico, il controllo prevede l'implementazione di una legge linearizzante che verrà posta all'ingresso del nostro levitatore. L'ingresso fittizio ν ricavato utilizzando un controllore Sliding Mode prevede l'utilizzo di una superficie di sliding.

L'implementazione delle equazioni sopra citate genera un modello simulink come quelli proposto nelle fig. 12 e 13:

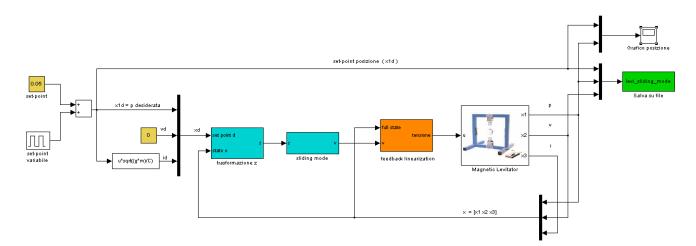


Fig. 12 Modello simulink del controllo Feedback linearization con Sliding mode

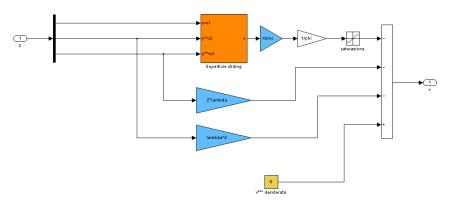


Fig. 13 Implementazione dell'ingresso fittizio v (subsystem sliding mode)

Analogamente al precedente controllo LQ, anche qui vi sono parametri settabili al fine di migliorare le caratteristiche della risposta. Questi parametri sono: il guadagno K, la "banda passante" Λ e la Φ ; quest'ultima introdotta al fine di sostituire la funzione segno e la sua brusca dinamica (generatrice di fenomeni indesiderati come il "chattering"), con un blocco di saturazione con dinamica più "dolce". Nelle fig. 14 e 15 sono proposti i risultati della simulazione con Feedback linearization e parametri K=80, Λ =100 e Φ =0.1.

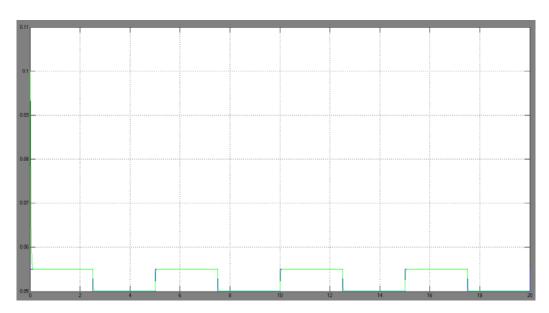


Fig. 14 Simulazione del controllo Feedback linearization con Sliding mode

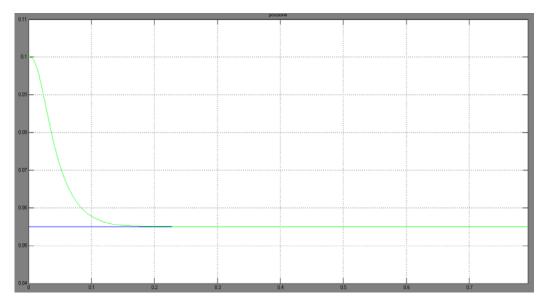


Fig. 15 Raggiungimento del set-point a partire dalla condizione $x_1(0)$

Si va ora a valutare come la variazione del guadagno K influisca sulla risposta del sistema. Come riportato nella teoria dello Sliding mode si osserva che l'incremento del valore del guadagno K introduce miglioramenti nella risposta del sistema. Nelle fig. 16 e 17 vengono proposti due valori di K, si osserva come passando da 10 a 80 si hanno significative riduzioni nel tempo di assestamento; ulteriori incrementi sono stati testati, ma non hanno fornito miglioramenti significativi. L'altro parametro in grado di influenzare il controllo è la "banda passante" Λ , in particolare (dall'analisi delle fig. 18 e 19) si osserva come incrementando il valore si ottengano miglioramenti nella risposta, l'aumento comunque non deve superare certi limiti. Infine si analizza il parametro Φ , introdotto nel saturatore. A differenza dei precedenti parametri, il sistema migliora le sue caratteristiche se il valore di Φ cala; lo si osserva nelle fig. 20 e 21 dove una riduzione della Φ comporta una riduzione significativa (relativa tra i due valori) del tempo di assestamento.

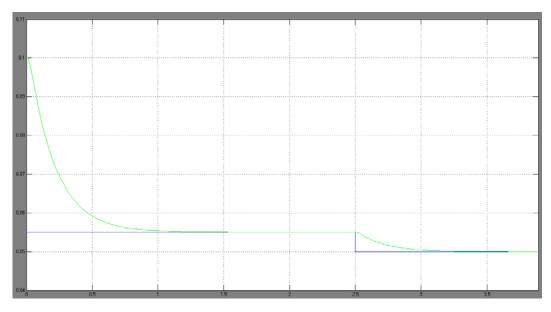


Fig. 16 Simulazione Feedback Linearization/Sliding mode con K=10

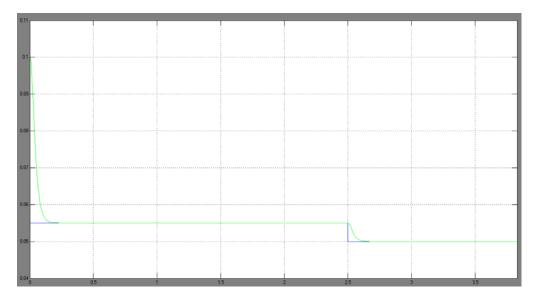


Fig. 17 Simulazione Feedback linearization/Sliding mode con K=80

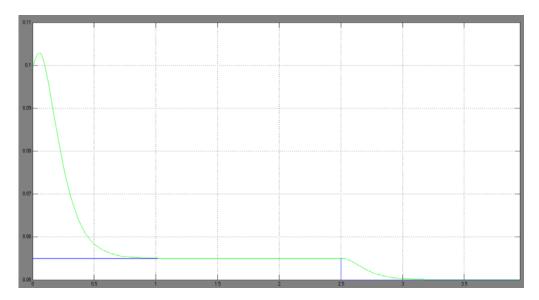


Fig. 18 Simulazione Feedback linearization/Sliding mode con Λ =10

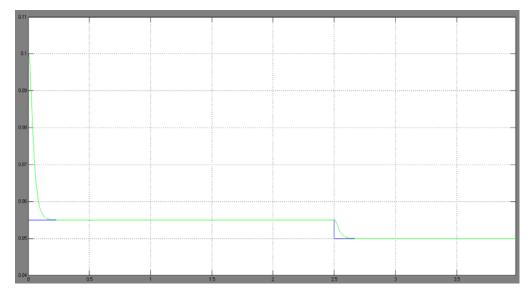


Fig. 19 Simulazione Feedback linearization/Sliding mode con Λ =100

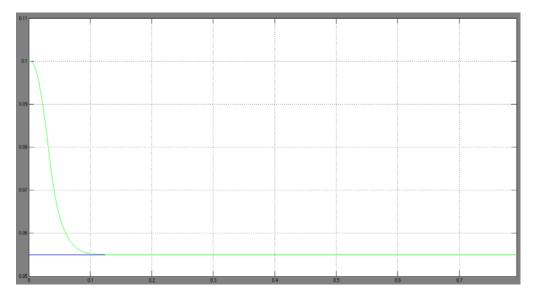


Fig. 20 Simulazione Feedback linearization/Sliding mode con phi=0.1

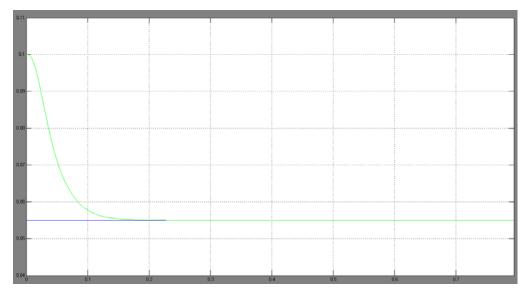


Fig. 21 Simulazione Feedback linearization/Sliding mode con phi=2

3. Controllo con Reti Neurali

Il controllo con rete neurale prevede una fase di training basato sul Supervised Learning (fig. 22); tale metodo prevede l'addestramento della rete sfruttando dati generati da un modello di simulazione già stabilizzato da un controllore opportuno e sollecitato da variazioni casuali del set-point (i dati di addestramento devono coprire un ampio range di funzionamento del sistema). Il controllore scelto per l'addestramento della rete è il controllore LQ, il cui modello simulink è stato opportunamente modificato rispetto a quello proposto all'inizio della relazione, al fine di poter acquisire i dati necessari (Pattern data e Target data) e addestrare la rete. Come si osserva dalla fig. 23 i dati Pattern prelevati sono il set-point x1d, la x3d e le 3 variabili di stato del sistema. Si può pensare di eliminare l'ingresso x3d in quanto ridondante nell'addestramento della rete, poiché legato al set-point x1d da un termine costante. Acquisiti i dati si può procedere all'addestramento, che darà esiti sufficientemente positivi solo quando verrà raggiunto l'obiettivo (goal) (fig. 24). La scelta del numero di neuroni di

ingresso e dello strato nascosto è determinato per tentativi. A seguito di innumerevoli prove si è ottenuto un buon modello con 6 neuroni in ingresso, 20 nello strato nascosto, mentre in uscita il numero resta vincolato ad 1 perché legato al numero di variabili in uscita (nel caso in oggetto la sola tensione di controllo del levitatore). Alla fine il modello Simulink del sistema ottenuto è quello proposto nella fig. 25, la cui risposta è riportata nelle fig. 26 e 27 e verrà confrontata successivamente con quella degli altri sistemi di controllo.

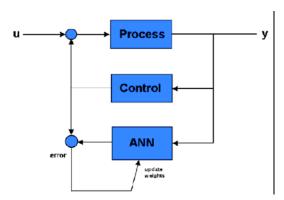


Fig. 22 Supervised Learning

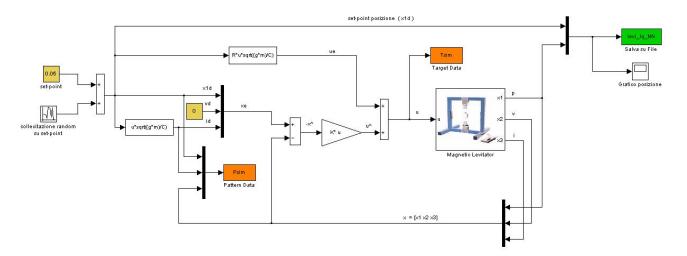


Fig. 23 Modello simulink del generatore di dati per addestramento della rete neurale

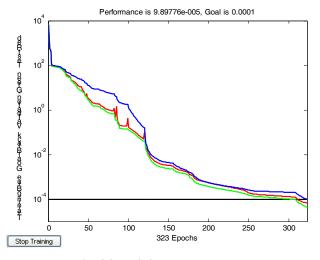


Fig. 24 Training della rete neurale

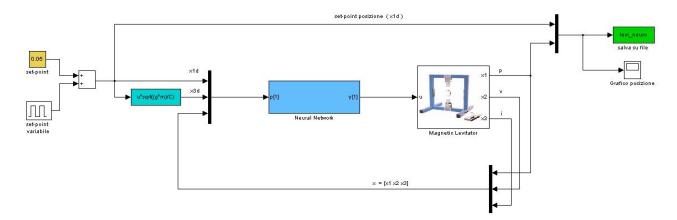


Fig. 25 modello Simulink del controllo neurale

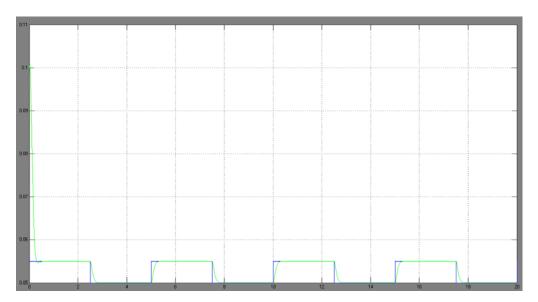


Fig. 26 Simulazione con controllore neurale

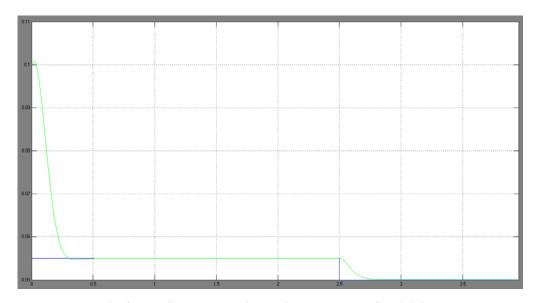


Fig. 27 Particolare della simulazione durante la fase iniziale

4. Logica Fuzzy

La strategia di progetto utilizzata per il controllore Fuzzy è quella del Fuzzy Gain Scheduling, che prevede di sfruttare tecniche di progetto per controllori lineari (es. LQ) e ottenere i parametri di alcuni regolatori validi per rispettive approssimazioni lineari con diversi valori di x1d. Questi parametri possono essere combinati in un sistema Fuzzy di tipo Sugeno, con funzioni di output (conseguenti) nelle variabili d'ingresso. Per implementare i vari regolatori lineari, il sistema Fuzzy avrà come ingressi gli elementi xd (x1d e x3d) e x (x1, x2, x3), mentre i parametri del modello saranno determinati in modo automatico da ANFIS.

Nelle figure seguenti sono proposte le componenti del controllore fuzzy; partendo dalle membership function d'ingresso (gaussiane nell'intervallo di interesse 0.04-0.11) (fig. 28), si vanno a definire poi le relative funzioni sugeno in uscita, poste in relazione all'ingresso da opportune regole (fig. 29).

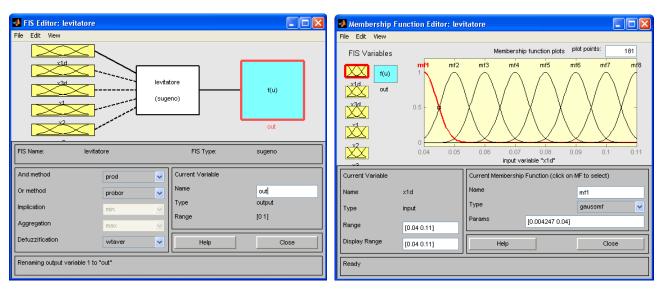


Fig. 28 Struttura del controllo fuzzy e membership function d'ingresso

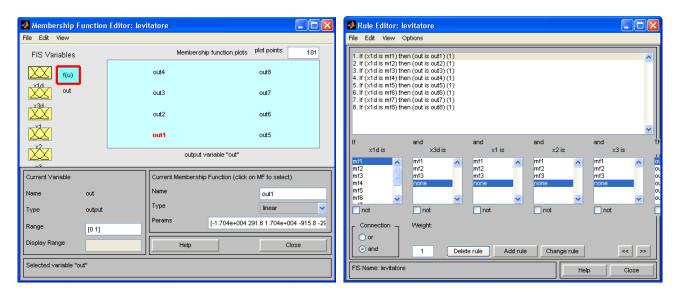


Fig. 29 Funzione sugeno di uscita e regole fuzzy

L'implementazione della logica Fuzzy al sistema in esame definisce il seguente modello Simulink:

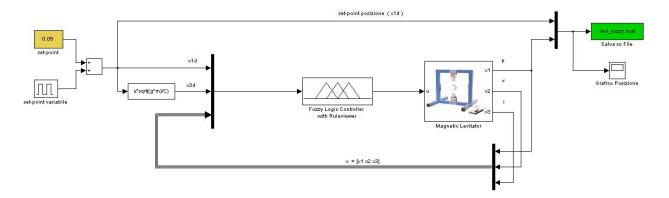


Fig. 30 Modello Matlab/simulink del sistema e del controllo con logica fuzzy

Di seguito vengono proposti i risultati ottenuti (fig. 31, 32, 33) implementando un controllo fuzzy del tipo appena descritto.

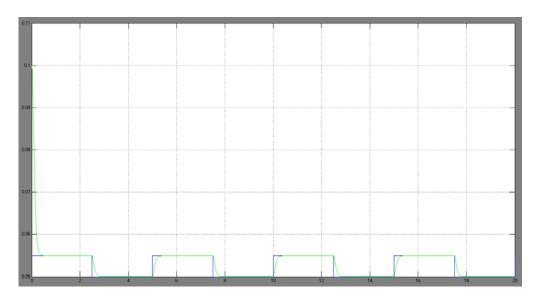


Fig. 31 Simulazione con controllo Fuzzy

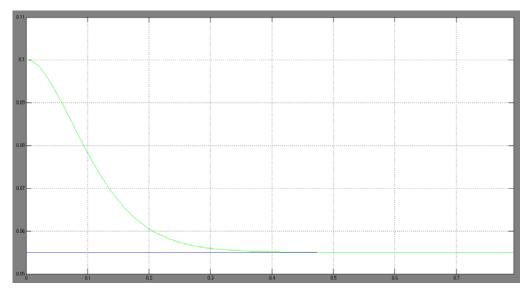


Fig. 32 Transitorio iniziale da x1(0)=0.1

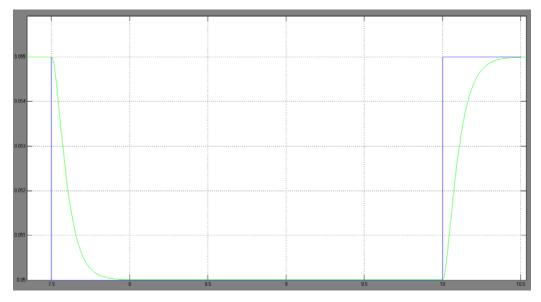


Fig. 33 Particolare della simulazione con logica fuzzy

5. Confronto tra i sistemi di controllo

Descritto anche il controllo fuzzy si possono ora confrontare la diverse tecniche e le relative prestazioni, traendo le dovute considerazioni. Verranno proposte nel seguito figure raffiguranti diversi punti di interesse della simulazione, relativi al transitorio iniziale e ai successivi transitori dovuti all'applicazione dell'onda quadra al set-point. In figura 34 viene proposta l'intera simulazione di 20 s effettuata. In figura 35 è proposto il transitorio iniziale, nel quale si evince come il miglior risultato sia fornito dalla Feedback Linearization con Sliding Mode, sia in termini di tempo di assestamento che di risposta. La risposta con la "peggior" caratteristica è quella fornita dalla rete neurale, con la quale però si ottiene un assestamento coincidente circa a quello attenuto anche con l'azione dei due controlli LQ e fuzzy; le cui risposte sono quasi sovrapposte. La motivazione di questa "sovrapposizione" va cercata semplicemente nel fatto che la generazione del controllore fuzzy è basata sulla matrice K del controllo LQ, in corrispondenza di un determinato x1d. Procedendo con l'analisi del transitorio di discesa (fig. 36) si osserva nuovamente come la Feedback Linearization con Sliding Mode sia quella che offre i risultati migliori; a differenza del transitorio iniziale però si ha che la rete neurale presenta una risposta migliore rispetto al controllo fuzzy e al controllo LQ, portandosi a regime con un tempo di assestamento leggermente inferiore. Analogamente al transitorio di discesa, anche in quello di salita (fig. 37) si osserva come la rete neurale presenti una risposta leggermente più rapida rispetto al controllo fuzzy e al controllo LQ. Resta però ancora il migliore tra le tecniche proposte il controllo Feedback Linearization con Sliding Mode, che si porta a regime con ottime caratteristiche e tempi 3 volte inferiori rispetto agli altri. Dovendo pertanto trarre delle conclusioni sui sistemi analizzati, il controllo Feedback Linearization con Sliding Mode è quello che per l'applicazione in oggetto offre le migliori risposte nei diversi transitori analizzati.

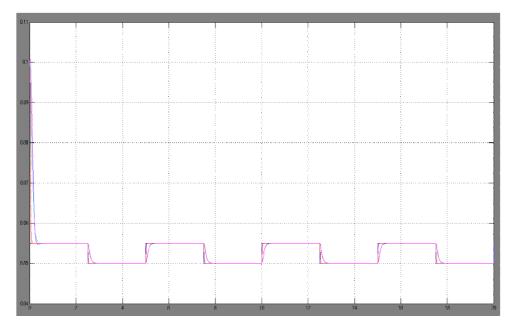


Fig. 34 Simulazione con i quattro controllori a confronto

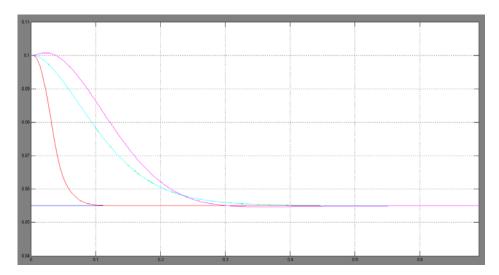


Fig. 35 Transitorio iniziale con x1(0)=0.1m

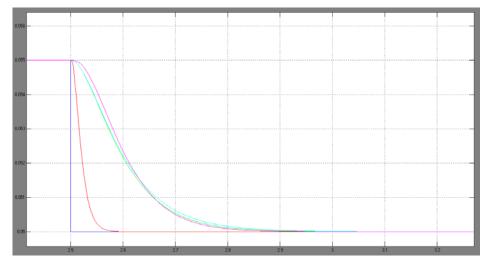


Fig. 36 Transitorio di discesa

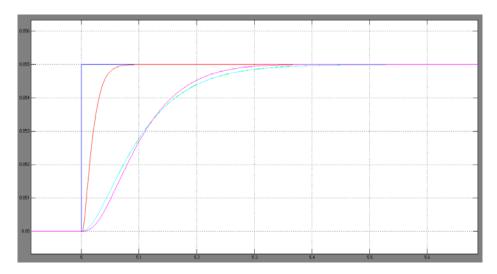


Fig. 37 Transitorio di salita

6. Sistema di Diagnosi

Per il sistema di diagnosi si è progettato un filtro di Kalman che fornisce la stima delle variabili di stato del modello. Si sono sovrapposti alle misure dello stato e all'ingresso segnali di rumore con statistica gaussiana, a valor medio nullo, incorrelati tra loro e valori opportuni di deviazione standard. Tali valori sono poi stati utilizzati costruire le matrici di covarianza del rumore V (matrice 3 x 3) e W (scalare) per il calcolo dell'equazione di Riccati duale necessaria al calcolo del guadagno ottimo del filtro di Kalman.

In figura 38 è riportato lo schema di diagnosi, in cui sono stati evidenziati i blocchi di rumore, e i sistemi per la generazione dela funzione di guasto a gradino. Il guasto è stato ipotizzato di tipo additivo sulle tre variabili di stato misurate.

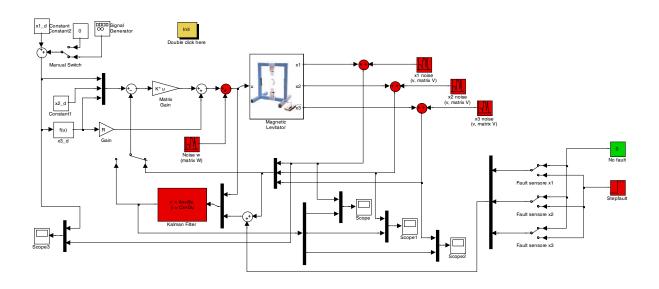


Fig. 38 Schema per la diagnosi di guasti sulle variabili di uscita.

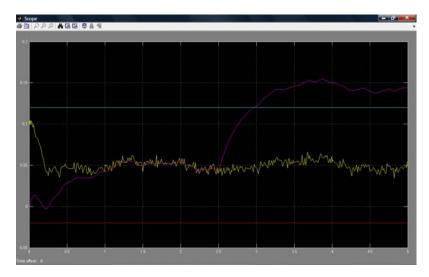


Fig. 39 Guasto a gradino sulla prima variabile di stato

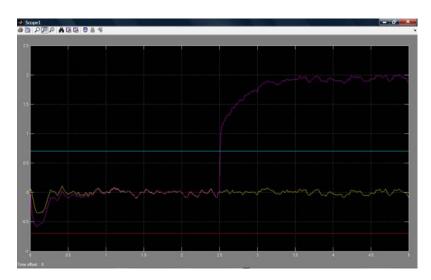


Fig. 40 Guasto a gradino sulla seconda variabile di stato

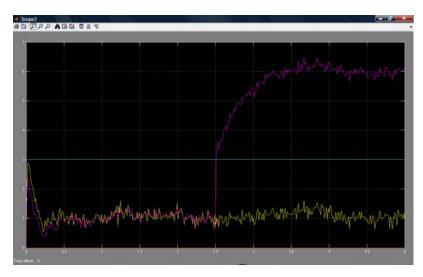


Fig. 41 Guasto a gradino sulla terza variabile di stato

Nelle figure 39, 40 e 41 sono stati riportati i residui con e senza guasto, e le soglie che permettono di rilevare il guasto stesso. Tali soglie sono state fissata in maniera empirica, in maniera che i residui in caso di assenza di guasto rimanessero confinati entro tali fasce. Il guasto a gradino avviene a metà del tempo di simulazione, e la sua ampiezza è tale da fare in modo che il guasto possa essere rilevato anche "a occhio".