

Sensori virtuali per la conduzione “fault tolerant” di sistemi dinamici

Saverio Nania, Mario Luca Fravolini, Antonio Ficola, Michele La Cava

In questo articolo viene proposto uno schema di diagnosi in grado di rilevare, isolare e compensare guasti su sensori. Tale schema fa uso di sensori virtuali ottenuti sfruttando la ridondanza analitica nelle misure spesso disponibili sull'impianto. In genere le prestazioni dei sistemi di diagnosi dei guasti dipendono in modo significativo dalle prestazioni degli stimatori utilizzati. Sono state quindi indagate e confrontate le prestazioni di due diverse classi di stimatori: quelli più convenzionali basati su filtri di Kalman e quelli più moderni basati sulle reti neurali adattative. Nello schema di diagnosi proposto gli stimatori sono stati impiegati sia per la generazione dei residui, sia in sostituzione delle misure in seguito all'isolamento di un sensore guasto. Il contributo più significativo del lavoro è stato quello di proporre un'architettura di diagnosi in grado di fornire una soluzione al problema dell'isolamento per diverse tipologie di guasto additivo. Tale schema è stato applicato al controllo fault tolerant di un modello nonlineare di un aereo F4.

Keyword

Diagnosi dei guasti, Reti neurali, Ridondanza analitica, Filtro di Kalman

La ricerca nel settore di sistemi “fault tolerant” copre una importante area nell'ambito dei sistemi di controllo. In questo contesto si possono distinguere due tipologie di guasti: quelli relativi ai sensori e quelli relativi agli attuatori. In questo lavoro l'interesse è stato concentrato al problema della Sensor-Fault-Detection-Identification-Accommodation (Sfdia). La Sfdia è, in effetti, una problematica di primaria importanza specialmente nel caso in cui le misure provenienti da sensori guasti vengano impiegate come variabili misurate nelle leggi di controllo a ciclo chiuso del sistema.

Il modo convenzionale di fornire “fault tolerance” è quello di sfruttare l'eventuale ridondanza fisica del sensore (ridondanza hardware). Ad esempio, negli aerei di linea commerciali si utilizzano sistemi di controllo con triplice ridondanza fisica in ciascun sensore. In questo caso, una verifica tra le misure della stessa variabile fornita da diversi sensori permette di rilevare e isolare per semplice confronto il sensore guasto e di compensarne l'effetto sostituendo l'indicazione data dal componente guasto con una delle altre due unità di back-up. Quest'approccio comporta un ovvio aumento in termini di costi del sistema di controllo. Un approccio alternativo alla ridondanza fisica è quello che sfrutta la ridondanza analitica [1] presente nel sistema, ovvero la relazione funzionale esistente

fra uscite, stati ed ingressi del sistema. In effetti, utilizzando le informazioni provenienti da un insieme di sensori, e sulla base di alcune conoscenze a priori sul sistema, è possibile fornire una stima del valore corretto della misura corrotta dal guasto in funzione di altre misure a questa correlate. La ricerca nel settore del controllo “fault tolerant” basato su ridondanza analitica ha prodotto molti risultati specialmente nel settore dei sistemi lineari ([2] e [3]), in questo ambito il tipo di stimatore più impiegato è basato su filtri di Kalman. Sfortunatamente, l'assunzione di una dinamica lineare non è valida in tutte le configurazioni operative; per questo motivo le prestazioni di sistemi “fault tolerant” che si basano su quest'assunzione, possono risultare modeste, generando, per esempio, un alto tasso di falsi allarmi. Per questi motivi, il problema della Sfdia dovrebbe essere affrontato utilizzando stimatori non lineari. In questo contesto, un approccio alternativo a sistemi Sfdia lineari è quello di utilizzare stimatori basati su Reti Neurali (RN). Negli ultimi anni sono stati infatti proposti molti schemi Sfdia basati su RN, come in [4] e [5]. Il sistema di diagnosi basato su RN può essere reso robusto rispetto a dinamiche non modellate e a fenomeni tipicamente tempo varianti (invecchiamento di alcuni componenti del sistema) impiegando delle tecniche di apprendimento in tempo reale [6].

Sebbene i benefici che si possono ottenere utilizzando RN nell'ambito della Sfdia per sistemi non lineari siano ormai chiari, è ben nota anche la dipendenza critica della prestazione dalla scelta dell'architettura della RN e degli algoritmi d'apprendimento utilizzati [7]. Sulla base di queste considerazioni, in questo lavoro sono state confrontate le prestazioni di un medesimo sistema Sfdia che impiega in modo alternati-

S. Nania, M.L. Fravolini, A. Ficola, M. La Cava - Dipartimento di Ingegneria Elettronica e dell'Informazione - Università degli studi di Perugia

vo stimatori basati sui filtri Kalman e stimatori basti su RN di tipo Ebp (Extended Back Propagation) [8]. Il settore applicativo in cui lo studio è stato effettuato è quello del controllo fault tolerant di un aereo militare di tipo F4.

Ambiente di simulazione per lo studio di Sfdia

Lo sviluppo e la messa a punto di sistemi di diagnosi “fault tolerant” richiede un modello dettagliato delle dinamiche a ciclo chiuso del sistema controllato che renda possibile la valutazione dettagliata delle prestazioni dello schema in tutte le condizioni operative. Nella figura 1 è mostrato lo schema a blocchi del sistema di simulazione per il progetto dello Sfdia; il sistema è stato implementato in Simulink. I singoli blocchi svolgono le seguenti funzioni:

- Autopilot. In base alla traiettoria X-Y-Z impostata dall’utente ed alle misure, tale blocco provvede a calcolare gli ingressi al sistema di attuazione (deflessioni delle superfici di controllo dell’aereo) in modo tale da consentire all’aereo di seguire il percorso desiderato.
- Pilot. Tale blocco, collegato ad un joystick, permette eventuali correzioni manuali di assetto da parte del pilota. Nel caso in studio tale intervento non sarà considerato; tutte le fasi del volo saranno governate dal solo dispositivo di controllo automatico (autopilota).
- Attuatori. Tale blocco contiene, il modello dinamico del motore, degli alettoni, del timone e degli stabilizzatori. Per i vari attuatori sono stati impiegati modelli lineari del primo ordine con opportune costanti di tempo.

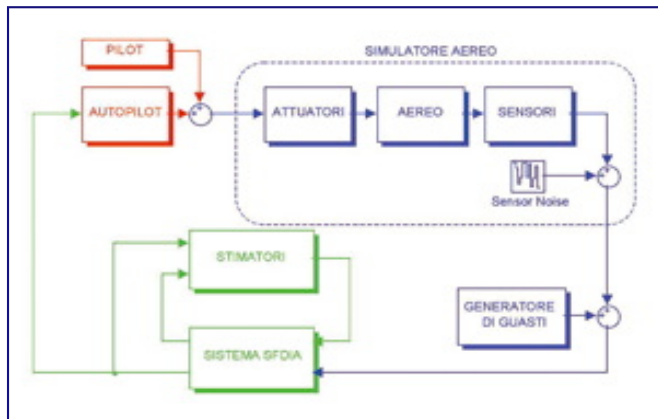


Figura 1 - Schema Simulink del sistema Sfdia

- Aereo. È il blocco che contiene il modello dinamico non lineare dell’F4.
- Sensori. E’ il blocco che seleziona le variabili di stato per generare le uscite.
- Generatore di guasti. Questo blocco inietta un guasto di tipo additivo su un determinato sensore a partire da un istante di tempo arbitrario.
- Sistema Sfdia. Questo blocco provvede a segnalare, isolare e compensare nel miglior modo possibile un guasto su di un sensore.

- Stimatori. Questo blocco (che può contenere sia un banco di filtri di Kalman oppure un banco di Reti Neurali) fornisce in uscita la stima delle variabili che si vogliono monitorare.

Lo schema di diagnosi che è stato qui sviluppato è stato orientato alla gestione dei guasti sui tre sensori di velocità angolare $p(k)$, $q(k)$ e $r(k)$.

Sulla base di considerazioni fisiche e dall’analisi delle equazioni della dinamica del sistema si possono estrapolare le uscite più significative da impiegare per la stima di ciascuna variabile. In particolare, nel caso di filtro di Kalman la scelta delle variabili impiegate è stata fatta basandosi sulle proprietà di osservabilità del sistema linearizzato; nel caso di stimatori di tipo Neurale le uscite sono state scelte in base al livello di correlazione con la variabile da stimare.

Le stime ottenute sono state utilizzate per la generazione dei residui definiti come differenza fra il segnale misurato dal sensore e la relativa stima:

$$r_i(k) = y_{mi}(k) - \hat{y}_i(k) \tag{1}$$

Tipologie di Guasto Esaminato

In questo lavoro è stata fatta l’ipotesi di guasti di tipo additivo, quindi la i-esima variabile misurata da un sensore $y_{mi}(t)$ può essere espressa come:

$$y_{mi}(k) = y_{ni}(k) + n_i(k) + F_i(k - k_f) \tag{2}$$

dove $y_{ni}(k)$ è il valore nominale della variabile misurata, $n_i(k)$ è il rumore di misura, k_f è l’istante di applicazione del guasto e $F_i(k)$ è la funzione che modella il guasto. Nella figura 2 sono mostrate le diverse tipologie di guasto che sono state studiate.

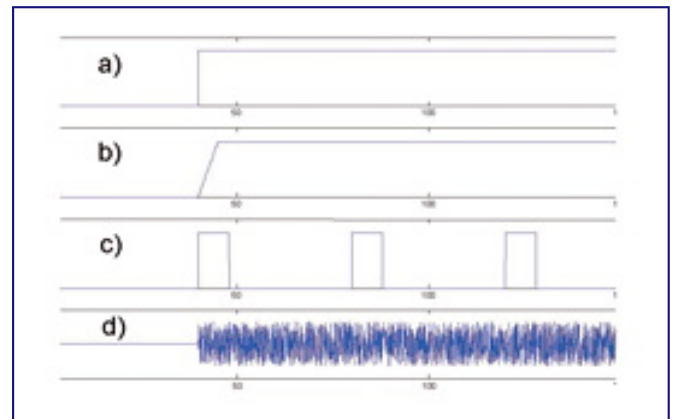


Figura 2 - Tipo di guasti esaminati

Le tipologie di guasto a-b sono di tipo persistente e sono state modellate con la seguente $F(k)$:

$$F_i(k - k_f) = \begin{cases} 0 & k < k_f \\ \Lambda(k - k_f) & k_f \leq k \leq k_f + T_R \\ A & k \geq k_f + T_R \end{cases} \tag{3}$$

dove T_R è la durata della rampa ed A è il la sua ampiezza finale. Il guasto di tipo a è un caso particolare della (3) in cui la durata della rampa è pari a zero. I guasti di tipo c sono rap-

presentati da fenomeni di tipo intermittente e sono stati modellati come guasti a gradino che periodicamente si annulla. Questo tipo di guasto richiede al sistema Sfdia la gestione della situazione in cui un sensore dichiarato temporaneamente guasto possa essere riabilitato. Il guasto di tipo d è ad alta frequenza e viene generato tramite un segnale casuale a media nulla e distribuzione uniforme.

Sfdia basato su sensori virtuali

In questo studio si fa riferimento allo schema generale Sfdia descritto in [9]. Tale schema, nel caso esemplificativo di un singolo sensore, è riportato in figura 3. Una generica variabile $y_i(k)$ viene stimata in funzione di un opportuno sottoinsieme di altre variabili misurate $\bar{Y}_i(k)$ e di un sottoinsieme delle variabili di comando $\bar{U}_{mi}(k)$. Il blocco dello stimatore può essere sia un filtro di Kalman sia una RN. La procedura Sfdia supervisiona lo stato del sensore valutando l'ampiezza del segnale $r_i(k)$, ed in base a questa è in grado di individuare ed isolare in tempo reale il sensore guasto. In seguito all'isolamento del guasto il sistema provvede alla sostituzione della misura guasta con la sua stima. Le variabili in uscita al blocco di supervisione Sfdia vengono per questo motivo chiamate misure accomodate $y_a(k)$. La misura accomodata in seguito all'isolamento del guasto può essere interpretata come "sensore virtuale". La variabile $y_a(k)$ viene impiegata dalla legge di controllo; essa, prima del guasto coincide con la misura vera e propria, mentre dopo l'isolamento coincide con la sua stima. Ne deriva che tale schema è in grado di fornire "fault tolerance" nel senso che, in caso di guasto, il sistema continua ad essere controllato correttamente grazie all'utilizzo della misura virtuale. A questo schema base di funzionamento possono venire aggiunte molte opzioni allo scopo di aumentare la robustezza in presenza di rumore di misura ed in presenza di mal funzionamenti intermittenti dei sensori.

Progetto di sensori virtuali tramite filtri di kalman

Sulla base del modello linearizzato dell'F4 intorno ad una condizione di volo stazionario alla quota di 2000 m sono stati costruiti gli osservatori per le variabili d'interesse. Dopo una accurata analisi delle prestazioni delle stime fatta su tutto l'inviluppo di volo, le variabili d'ingresso scelte per la stima delle tre velocità angolari sono (per il significato delle variabili si faccia riferimento a [10]):

$$\begin{aligned}
 p(t) &\rightarrow [\delta(t) \ r(t) \ p_{dot}(t) \ r_{dot}(t) \ , \ r(t) \ , \delta a(t) \ , \delta r(t)]; \\
 q(t) &\rightarrow [\beta(t) \ az(t) \ ax(t) \ w_{dot}(t)]; \\
 (t) &\rightarrow [\alpha(t) \ p(t) \ \delta(t) \ ay(t) \ az(t) \ v_{dot}(t) \ z_e(t) \ , \delta a(t) \ , \delta r(t)];
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

L'implementazione dei filtri di Kalman può essere riassunta come segue. Dato il sistema linearizzato:

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= Ax + Bu + Gw \\
 y &= Cx + Du + v
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

con w rumore di processo e v rumore di misura, con covarianze $E\{w w'\} = Q$; $E\{v v'\} = R$; $E\{w v'\} = N$, la stima dello stato viene fornita dall'osservatore asintotico:

$$\dot{x}_s = Ax_s + Bu + L(y - Cx_s - Du)
 \tag{6}$$

dove

$$L = R^{-1}C'P_e
 \tag{7}$$

essendo P_e soluzione dell'equazione algebrica di Riccati:

$$P_e A' + A P_e - P_e C R^{-1} C' P_e + Q = 0
 \tag{8}$$

In questo studio le matrici di covarianza Q e R e N sono state inizializzate con valori determinati sulla base di rumore di sistema e di misura realistici. Per ognuna delle 3 velocità angolari $p(t)$, $q(t)$, $r(t)$ è stato costruito un opportuno filtro di Kalman del tipo (6) impiegando come ingressi le variabili (4).

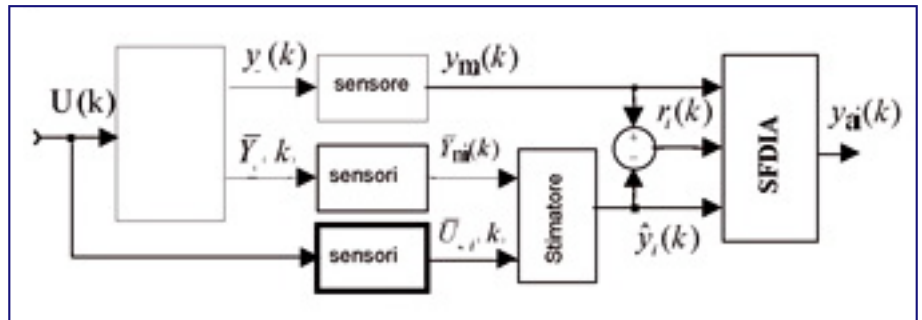


Figura 3 - Schema Sfdia

Sensori virtuali e reti neurali adattative

L'impiego di uno stimatore Neurale con capacità di apprendimento in tempo reale, a differenza di filtri di Kalman, non richiede la conoscenza esplicita di un modello matematico linearizzato del sistema. In effetti la RN "apprende" il modello dello stimatore sulla base di dati mediante un opportuno algoritmo di addestramento in tempo reale. Questa caratteristica è piuttosto importante nel caso in cui il modello del sistema non sia noto con precisione e sia anche non lineare e tempo variante. Per quanto riguarda la scelta della struttura della RN uno studio importante in cui viene trattato in maniera unificata la teoria dell'approssimazione funzionale tramite RN è stato recentemente effettuato in [6].

Per quanto riguarda la scelta dell'algoritmo di addestramento in tempo reale, ci sono molti fattori da tenere in considerazione; tra questi i più importanti sono: il tempo richiesto per ottenere un livello accettabile di apprendimento, la capacità di generalizzazione (differenza tra apprendimento locale o

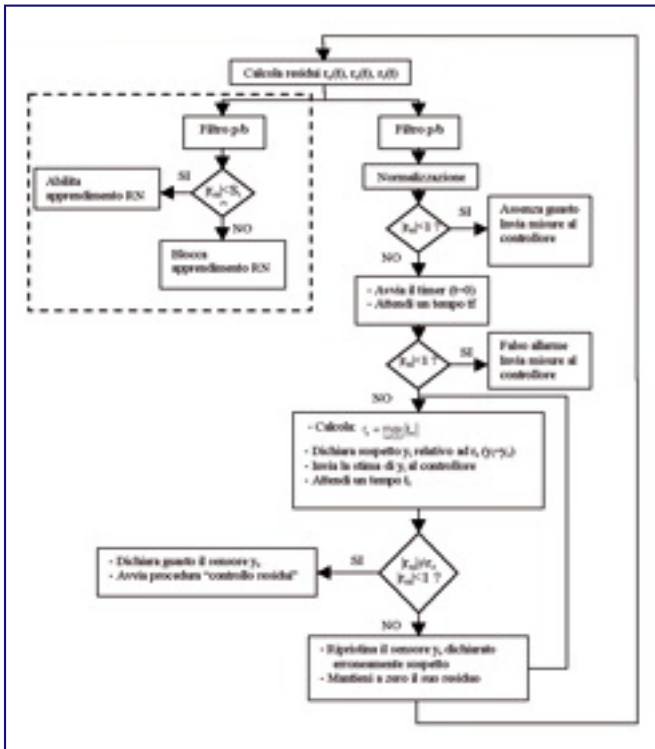


Figura 4 - Diagramma di flusso della procedura Sfdia per guasti di tipo a-b-c

globale), il livello di complessità della RN (numero di parametri da adattare). Altre problematiche di primaria importanza riguardano la definizione di procedure sistematiche per la definizione dell'architettura ottimale dell'approssimatore nonlineare neurale e la stabilità dell'algoritmo d'apprendimento. La tipologia di RN che è stata scelta è una RN multi-layer a tre strati con 10 neuroni sigmoidali nello strato nascosto. L'algoritmo di apprendimento utilizzato è stato la Extended-Back-Propagation Ebpa[8]. Tale algoritmo è stato modificato per permetterne l'impiego anche in tempo reale

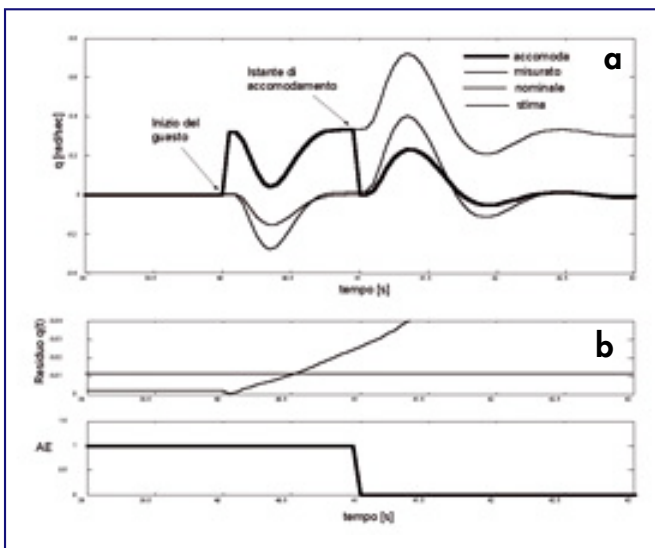


Figura 5 - Esempio di accomodamento di un guasto a gradino sul sensore q(t)

[9]. L'apprendimento in tempo reale può essere bloccato dal sistema Sfdia in ogni istante nel caso in cui venga segnalato un guasto. Questo fa sì che la RN non apprenda dei pattern associati ad una configurazione di guasto. Dopo una accurata analisi simulativa, le variabili selezionate come ingressi (regressori) per le 3 RN sono state le seguenti:

$$\begin{aligned} p(t) &\rightarrow [\rho(t) p_{dot}(t) pb(t)/2v(t)]; \\ q(t) &\rightarrow [\beta(t) az(t) w_{dot}(t)]; \\ r(t) &\rightarrow [\delta(t) ay(t) az(t) v_{dot}(t)]; \end{aligned} \quad (9)$$

La presenza di valori ritardati delle variabili (modello Narmax) tra i regressori non ha aumentato l'accuratezza della approssimazione e perciò non sono stati impiegati. Prima dell'utilizzo all'interno della procedura Sfdia le RN sono state addestrate offline impiegando dati ottenuti da una simulazione di volo di 45 minuti.

Il funzionamento del sistema Sfdia

Il sistema Sfdia proposto è in grado di isolare le tipologie di guasto mostrate nella figura 2. Come intuitivo i guasti a-b-c, avendo caratteristiche in comune, sono stati gestiti impiegando uno stesso schema Sfdia. Per quanto riguarda guasti di tipo d, essendo questi ad alta frequenza, è stata necessaria implementare una procedura Sfdia ad hoc.

Sfdia per guasti Tipo a-b-c

Per l'individuazione di guasti appartenenti a queste categorie sono stati utilizzati dei discriminatori a soglia che operano sui residui e forniscono il primo livello di detection; segue poi la fase più delicata dell'isolamento del guasto. Nel caso di perfetto disaccoppiamento tra i residui, l'isolamento del guasto risulterebbe banale; in realtà, per alcuni guasti può verificarsi il superamento della soglia di più di un residuo. Ciò avviene nel caso in cui uno stimatore di un sensore non guasto impiega la misura fornita da un sensore guasto; tale stima sarebbe alterata a causa del fatto che uno dei suoi ingressi utilizza valori affetti da guasto. Il procedimento impiegato per risolvere tali ambiguità è il seguente: si sceglie il sensore il cui residuo ha superato la soglia e si sostituisce la sua misura con quelle fornite dallo stimatore (accomodation). Se è stato accomodato il sensore effettivamente guasto allora, dopo l'intervallo di tempo di controllo t_c , gli altri residui avranno valori al di sotto della soglia; altrimenti si riabilita il sensore erroneamente accomodato e si accomoda un altro sensore tra quelli con il residuo alto; si procede in questo modo finché non si riconosce il sensore guasto.

Un ruolo importante è rivestito dalla logica con cui si sceglie il sensore da accomodare tra quelli sospetti. In questo lavoro dopo un breve tempo attesa t_f e nei successivi istanti di controllo t_c , si sceglie come sensore sospetto quello che presenta in quell'istante un valore del residuo normalizzato più alto (normalizzato rispetto alla rispettiva soglia). Nel caso di guasti di tipo intermittente il sistema è stato anche predisposto per riabilitare un sensore dichiarato temporaneamente guasto.

Tale riabilitazione può avvenire solo un dato numero di volte, raggiunto il quale la logica dichiara definitivamente guasto il sensore e il sistema di diagnosi non controlla più il residuo corrispondente.

In figura 4 è mostrato il diagramma di flusso della procedura Sfdia per guasti di tipo a-b-c. L'area compresa dal tratteggio racchiude i blocchi che gestiscono l'apprendimento on-line dello stimatore a RN (questa area è assente nel caso di stimatori con filtro di Kalman); essa disabilita l'apprendimento della RN quando il proprio residuo supera una determinata soglia. Al fine di rendere più chiaro il funzionamento della procedura Sfdia, in figura 5a è mostrato l'andamento temporale di alcuni segnali di interesse nel caso di un guasto a gradino sul sensore $q(t)$ che si verifica a partire dall'istante $t=40$ s. Nella figura 5b è mostrato l'andamento del residuo associato al sensore $q(t)$ ed il segnale logico LE che abilita/disabilita l'apprendimento della RN. Altri parametri della simulazione sono: $t_f = 0,5$ s, $t_c = 2$ s, guasto a gradino di ampiezza pari a $0,32$ rad/s, lo stimatore è di tipo neurale. Il sensore si guasta a partire da $t=40$ s ed il residuo comincia a crescere; dopo un intervallo di tempo, funzione anche della costante di tempo del filtro passa-basso, il residuo supera la soglia ed il sistema Sfdia rileva la presenza di un guasto. In seguito si attende il tempo di falso allarme t_f ; solo a questo punto il comando logico di accomodamento disconnette il sensore e sostituisce alla misura guasta la stima fornita dallo stimatore. L'intervallo di tempo che intercorre tra la detection del guasto ed il relativo accomodamento è di circa un secondo. Si intuisce che nel caso di un guasto più rilevante questo ritardo potrebbe creare dei rischi; tuttavia, se il guasto è di grande entità, il sistema di diagnosi è anche più veloce nell'accomodarlo.

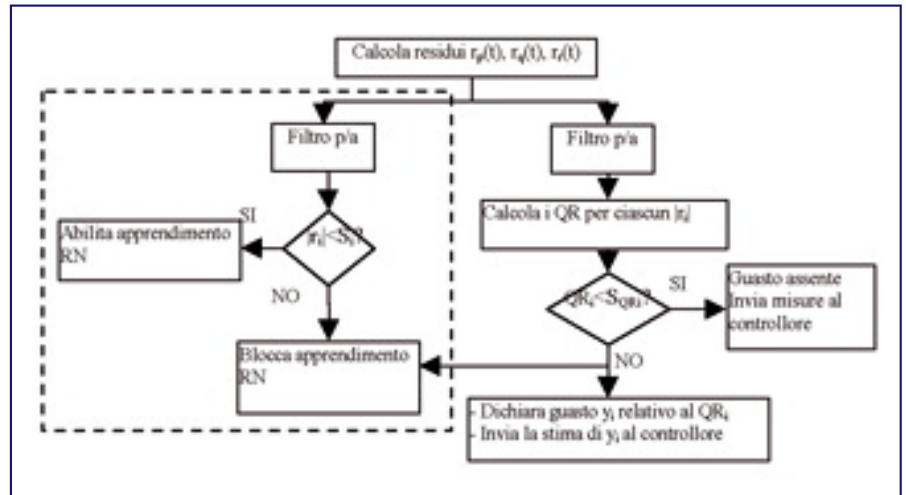


Figura 6 - Diagramma di flusso della procedura Sfdia per guasti di tipo d

Sfdia per guasti di Tipo d (Alta Frequenza)

Il sistema Sfdia progettato per i guasti persistenti non è in grado di rilevare un guasto ad alta frequenza, perché questo genererebbe un numero inaccettabile di falsi allarmi. È stato quindi necessario definire una procedura Sfdia dedicata il cui diagramma di flusso è riportato nella figura 6.

Per enfatizzare le componenti ad alta frequenza il residuo è stato filtrato con un filtro passa alto; tale filtraggio rimuove anche la componente continua. Il problema più complesso da risolvere è stato quello di distinguere il guasto di tipo d dai rumori di misura e di modello presenti a media ed alta frequenza. La soluzione proposta è stata quella di utilizzare un contatore capace di contare, durante intervalli di tempo di durata fissata, chiamati tempi di osservazione, il numero di volte che il residuo filtrato supera una soglia determinata sperimentalmente in assenza di guasti.

Tale indice è stato chiamato QR. Per avere delle detection veloci si è cercato di fissare un tempo di osservazione abbastanza piccolo in modo da permettere l'accomodamento in

tempi tali da non creare danni al sistema di controllo del volo, ed abbastanza grande da avere soglie sui QR non superiori al 35-40%. Anche questo sistema è in grado di riabilitare il sensore qualora QR si mantenga al di sotto della soglia; tuttavia, se il numero di accomodamenti raggiunge un valore fissato, il sistema dichiara definitivamente guasto il sensore. A titolo di esempio nella figura 7a viene riportato l'andamento dei segnali di interesse nel caso di guasto ad alta frequenza sul sensore $p(t)$ che inizi all'istante $t=70$ s. Il rumore iniettato è a media nulla con distribuzione uniforme di ampiezza massima $0,03$ rad/s su una misura di ampiezza massima pari a $0,2$ rad/s. In questo esempio è stato impiegato uno stimatore di tipo Kalman. In figura 7b è riportato l'andamento dell'indice QR valutato agli istanti di osservazione e la relativa soglia.

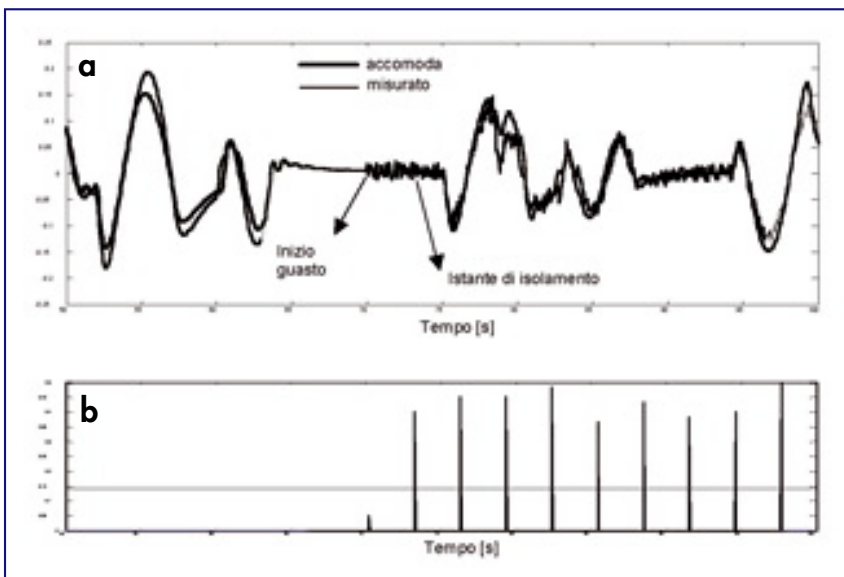


Figura 7 - Esempio di accomodamento di un guasto ad alta frequenza

Analisi simulativa dell'algoritmo Sfdia

L'analisi delle prestazioni del sistema Sfdia è stata effettuata per via numerica tramite il simulatore descritto nella figura 1. In questo contesto risulta di primaria importanza valutare le seguenti proprietà: capacità di individuare ed isolare tempestivamente un guasto e tasso di falsi allarmi (fase di individuazione e isolamento del guasto); errore di stima fornito dai sensori virtuali (fase di accomodation).

Per valutare in modo quantitativo questo tipo di prestazioni sono stati definiti i seguenti indici di prestazione.

T_{LE} è il ritardo fra l'istante di inizio del guasto e l'istante nel quale l'apprendimento della rete neurale è fermato (utile solo nel caso in cui si faccia uso di stimatori neurali).

T_{AE} è il ritardo fra l'istante di inizio del guasto e l'istante in cui il guasto è isolato.

T_{DE} è il ritardo fra l'istante in cui il guasto è detectato e l'istante in cui il guasto è isolato.

%LE è la percentuale di tempo in cui l'apprendimento della rete neurale è disabilitato in modo errato prima del guasto:

$$\%LE = \frac{1}{k_{end}} \left(\sum_{k=1}^{k_f} (1 - LE(k)) + \sum_{k=k_f+1}^{k_{end}} LE(k) \right)$$

dove si è indicato con $LE(k)$ il segnale logico che disabilita la rete neurale, con k_{end} l'istante in cui termina la simulazione e con k_f l'istante campionato in cui avviene il guasto.

%AE è la percentuale di tempo in cui un sensore è dichiarato guasto prima del guasto effettivo:

$$\%AE = \frac{1}{k_{end}} \left(\sum_{k=1}^{k_f} (1 - AE(k)) + \sum_{k=k_f+1}^{k_{end}} AE(k) \right)$$

dove $AE(k)$ è il segnale logico che comanda l'accomodamento del sensore.

DR è il rapporto tra il picco del residuo filtrato causato dal guasto, $resfilt(k)$, ed il picco dello stesso segnale prima dell'avvenimento del guasto stesso:

$$DR = \frac{\max_{k_f \leq k \leq k_{end}} (resfilt(k))}{\max_{0 \leq k \leq k_f} (resfilt(k))}$$

dove k_a è l'istante in cui avviene l'accomodamento. Per valutare la bontà delle stime dopo l'isolamento di un guasto sono stati valutati i seguenti indici:

MEE: Valor medio dell'errore di stima

$$MEE = \frac{1}{(k_{end} - k_a)} \sum_{k=k_a}^{k_{end}} (y(k) - \hat{y}(k))$$

STDEE: Varianza dell'errore di stima

$$STDEE = \sqrt{\frac{1}{(k_{end} - k_a)} \sum_{k=k_a}^{k_{end}} [(x(k) - \hat{x}(k)) - MEE]^2}$$

POWEE: Potenza dell'errore di stima $POWEE = MEE^2 + STDEE^2$.

Tali indici sono stati valutati a partire dall'istante di accomodamento del guasto fino alla fine della simulazione. Questi parametri misurano quindi l'efficacia degli stimatori nel riprodurre il segnale correttamente durante la parte rimanente del volo.

Prestazioni Sfdia per guasti persistenti: Tipo a-b

Lo schema è stato testato per via simulativa iniettando guasti sui sensori $p(t)$, $q(t)$ e $r(t)$ di diverso tipo e di diversa ampiezza in punti arbitrari di un volo di validazione di 45 minuti. Poiché le prestazioni sono risultate all'incirca comparabili per tutti e 3 i sensori, di seguito verranno illustrati i risultati relativi a soli guasti sul sensore $p(t)$. Le tabelle di seguito riportate sono state

Tabella 1 - Prestazioni per guasti di tipo a su $p(t)$ al variare dell'ampiezza (Kalman)

Fault Amplitude (Rad/sec)	TAE (secondi)	%AE	DR	MEE	STDEE	POWEE
0.01	-	-	-	-	-	-
0.02	12.66	3.02410	2.0889	0.00078768	0.034335	0.0011965
0.04	5.38	1.20650	2.0363	0.00086338	0.034057	0.0011772
0.08	2.28	0.51772	2.1737	0.00078586	0.033956	0.0011692
0.16	1.34	0.30886	2.6711	0.00079852	0.033916	0.0011663
0.32	0.89	0.20887	3.6449	0.00077677	0.033901	0.0011652
0.64	0.68	0.16221	5.5745	0.00072685	0.033964	0.0011702
1.28	0.59	0.14221	9.9265	0.00064250	0.034474	0.0012092
1.50	0.55	0.13332	14.650	0.00057540	0.036768	0.0013777

Tabella 2 - Prestazioni per guasti di tipo a su $p(t)$ al variare dell'ampiezza (RN)

Fault Amplit.	TAE	%AE	DR	MEE	STDEE	POWEE	TLE	%LE
0.01	-	-	-	-	-	-	-	-
0.02	7.96	1.7798	1.1689	-0.0005	0.00734	5.42e-05	7.46	1.6578
0.04	3.54	0.7977	1.2676	-0.0005	0.00731	5.38e-05	3.04	0.6755
0.08	1.89	0.4311	1.4443	-0.0005	0.00730	5.37e-05	1.39	0.3089
0.16	1.16	0.2689	1.8401	-0.0005	0.00731	5.37e-05	0.66	0.1466
0.32	0.82	0.1933	2.6416	-0.0005	0.00737	5.46e-05	0.32	0.0711
0.64	0.65	0.1555	4.1200	-0.0005	0.00795	6.37e-05	0.15	0.0333
1.28	0.56	0.1355	6.9520	-0.0008	0.01167	0.000139	0.06	0.0133
1.50	0.55	0.1333	8.0185	-0.0009	0.01322	0.000179	0.05	0.0111

ottenute calcolando i valori medi degli indici di prestazione ricavati iniettando i guasti in 5 istanti arbitrari. Nel caso di guasti a gradino (tipo a) le prestazioni dello schema sono state valutate al variare della ampiezza del guasto. Nella tabella 1 sono riportati i risultati nel caso di approssimatori di tipo Kalman, mentre nella tabella 2 gli stessi indici sono valutati nel caso di approssimatori di tipo Neurale. Dall'analisi delle tabelle si nota (sia per stimatori Kalman che per RN) che un aumento nell'ampiezza del guasto comporta: l'aumento della prontezza con cui il sistema Sfdia genera il segnale di accomodation, la diminuzione di %AE, l'aumento della DR. Rimangono pressoché costanti la MEE, la STDEE e la POWEE.

Il guasto minimo rilevabile è, in entrambi i casi, circa 0,02 rad/s; ma, dai valori dei tempi di accomodamento e dagli indici %AE e DR, si nota come il sistema Sfdia che utilizza Reti Neurali abbia prestazioni significativamente migliori. La spiegazione dei risultati al variare dell'ampiezza dei guasti risulta piuttosto intuitiva; in effetti, un guasto più ampio provoca una salita del residuo più repentina da cui un superamento della soglia più veloce e quindi un accomodamento più rapido. Conseguentemente diminuisce anche la percentuale di tempo in cui il sensore è considerato erroneamente non guasto. Per guasti di ampiezza molto piccola si notano %AE molto grandi, non giustificabili solamente in termini di tempi di accomodamento lunghi. La causa di ciò è da imputare al sistema di controllo che potrebbe riabilitare il sensore guasto. Ciò è dovuto al fatto che poiché il guasto è piccolo, il residuo oscilla intorno al valore di soglia, rimanendone al di sotto un tempo sufficiente lungo per far scattare la riabilitazione, errata, del sensore. Per guasti di tipo b (a rampa) sono state ottenute delle prestazioni del tutto simili, naturalmente i ritardi di detection aumentano diminuendo la pendenza della rampa a parità di ampiezza finale.

Tabella 3 - Ritardi nel riabilitare il sensore di p(t) per guasti di tipo c

Filtro Kalman Ampiezza guasto (rad/s)	Rete Neurale		Rete Neurale	
	TDE	%AE	TDE	%AE
0.04	13.65	3.978	18.00	4.856
0.08	21.35	5.256	24.95	5.967
0.16	28.95	6.744	30.20	6.967
0.32	34.85	7.956	38.60	8.756
0.64	41.95	9.478	45.60	10.278
1.28	50.45	11.344	51.85	11.644
1.50	50.85	11.422	54.10	12.144

Prestazioni del Sistema Sfdia

per guasti ad alta frequenza: Tipo d

In questo caso i segnali che modellano il guasto sono segnali casuali a media nulla e distribuzione uniforme di ampiezza variabile. Per i motivi esposti nel paragrafo dedicato, quando un guasto di questo tipo è rilevato dal sistema Sfdia, il tempo di accomodamento è pari al tempo di osservazione; di conseguenza esso rimane costante qualunque sia l'ampiezza del guasto e qualunque sia l'istante in cui avviene il guasto stesso. Allo stesso modo rimangono costanti il T_{LE} , la %LE, MEE, STDEE e POWEE.

Nel testare questo tipo di guasto l'indice di performance più interessante da valutare è la %AE al variare della ampiezza del guasto. In effetti può avvenire che per ampiezze del rumore piccole, il valore dell'indice QR, relativo ad un sensore guasto, scenda al di sotto della soglia ed il sistema riabiliti erroneamente tale sensore. Nelle tabelle 4 e 5 si vede come il sistema Sfdia con stime ottenute dalle Reti Neurali rileva correttamente i guasti che hanno ampiezze superiori ad 0,006 rad/s e peggiori le sue prestazioni (%AE più grande) per valori minori; esso è, quindi, più accurato del sistema Sfdia con stime ottenute con filtro di Kalman che rileva correttamente i guasti che hanno ampiezze superiori a 0,024 rad/s.

Tabella 4 - Guasto d con distribuzione uniforme. %AE di p(t) al diminuire dell'ampiezza del guasto (Kalman)

Ampiezza del guasto	> 0.024	0.022	0.020	0.018	0.016	0.014
%AE	0.61	2.64	8.74	14.84	43.99	84.35

Tabella 5 - Guasto d con distribuzione uniforme. %AE di p(t) al diminuire dell'ampiezza del guasto (RN)

Ampiezza del guasto	> 0.006	0.005	0.004	0.003	0.002
%AE	0.61	1.97	12.13	85.02	88.41

Prestazioni del Sistema Sfdia per guasti intermittenti: Tipo c

Per valutare le prestazioni per questo tipo di guasti sono stati iniettati guasti di tipo rettangolare la cui durata è di 60 secondi. Tale durata, piuttosto lunga, ha permesso di individuare chiaramente la fase di fault detection ed isolation e successivamente la fase di riabilitazione del sensore; in questo modo l'indice T_{DE} è indipendente dalla durata del guasto, perché questo è abbastanza lungo da permettere ai residui di andare a regime. I dati più significativi sono riportati in tabella 3. Analizzando i risultati, si possono notare tempi T_{DE} molto lunghi e conseguentemente anche %AE molto grandi. Ciò, a prima vista, potrebbe sembrare un difetto inaccettabile. In realtà bisogna tenere in considerazione, che sebbene la riabilitazione del guasto avviene con ritardi significativi, il sistema di controllo ne risente in modo trascurabile poiché sino a quell'istante la legge di controllo utilizza la stima fornita dal corrispondente sensore virtuale. Quindi, prima di riabilitare un sensore, è sempre meglio essere sicuri che tale sensore si sia riportato realmente alle sue condizioni nominali. L'aumentare del T_{DE} all'aumentare dell'ampiezza del guasto è dovuta al fatto che il residuo impiega più tempo a ritornare definitivamente al disotto della soglia.

Conclusioni

In questo articolo è stato proposto uno schema per l'individuazione, l'isolamento e la compensazione di guasti di sensori per un aereo. Lo schema si basa sulla ridondanza analitica presente tra le misure, la quale permette l'impiego di stimatori in grado di ricostruire con errore trascurabile la misura di un sensore potenzialmente guasto. Per quanto riguarda le tipologie di stimatori impiegati sono stati utilizzati filtri di Kalman e Reti Neurali adattative. La differenza tra le prestazioni fornite dai sistemi Sfdia basati sulle due classi di stimatori non è risultata netta. Vale comunque la pena di rimarcare il fatto che mentre gli stimatori di tipo Kalman si basano sulla conoscenza del modello del sistema, gli stimatori basati su RN sono stati ottenuti mediante un algoritmo di apprendimento in tempo reale sulla base di soli dati. Quindi, a parità di prestazione gli stimatori di tipo neurale sembrano offrire una maggiore flessibilità nel senso che prescindono dalla conoscenza dei parametri e dalle equazioni della dinamica del sistema da controllare, ma identificano il modello a partire dai soli dati. Inoltre, le reti neurali adattative hanno l'importante proprietà di poter ap-

prendere dinamiche lentamente tempo varianti e non lineari. La procedura di Sfdia proposta presenta diverse novità per quanto riguarda la soluzione del problema di isolamento per una vasta gamma di guasti. Le prestazioni dello schema di diagnosi sono state valutate rigorosamente al variare dell'ampiezza della tipologia dei guasti definendo degli indici di prestazioni in grado di quantificare aspetti importanti come il ritardo di detection, il ritardo di isolamento, la sensibilità del residuo ad un particolare guasto, numero di falsi allarmi, errore di approssimazione dei vari tipi di approssimatori. Tali prestazioni sono state valutate in molteplici punti lungo l'intero inviluppo di volo. In conclusione, dall'analisi dei risultati ottenuti si può affermare che lo schema Sfdia ha fornito prestazioni del tutto soddisfacenti sia per quanto riguarda le ampiezze minime dei guasti isolabili sia per i valori contenuti dei ritardi di isolamento dei guasti stessi. Per tutte queste motivazioni lo schema Sfdia proposto è di sicuro interesse per la diagnosi e gestione dei guasti su sensori.

Bibliografia

- [1] R.J. Patton, P.M. Franck, R.N. Clark, *Fault diagnosis in dynamic systems, theory and applications*, Prentice-Hall, Englewood Cliff, NJ, 1989.
- [2] H. Baruh, K. Choe, "Sensor-Failure Detection Method for Flexible Structures", *Aiaa Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 10, No 5, pp. 474-482, 1987.
- [3] J. Chen, R.J. Patton, *Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, Kluwer Academic publishers, London 1999.
- [4] C.M. Ha, Y.P. Wei, J.A. Bessolo, "Reconfigurable Aircraft Flight Control System Via Neural Networks", *Proceedings of the 1992 Aerospace Design Conference*, Aiaa Paper 92-1075, Irvine, Ca, Feb. 1992.
- [5] M.R. Napolitano, Y. An, B. Seanor, "A fault tolerant flight control system for sensor and actuator failure using neural networks", *Aircraft Design*, Vol. 3, pp. 103-128, 2000.
- [6] M. Polycarpou, "On-Line Approximators for Nonlinear System Identification: A Unified Approach, Control and Dynamic Systems Series", *Neural Network Systems Techniques and Applications*, Vol. 7, Academic Press, January 1998.
- [7] M.L. Fravolini, G. Campa, M. Napolitano, "Minimal Resource Allocating Networks for Aircraft SFDIA", *Ieee/Asme International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, Aim 2001, Como Italy, Ieee Catalog Number: 01TH8556C, pp. 1251-1256, 2001.
- [8] M. Napolitano, M. Silvestri, G. Windon, D. Casanova, M. Innocenti, "Kalman Filters and Neural Network Approaches for Sensor Validation in Flight Control Systems", *Ieee Transactions on Control Systems Technology*, No. 5, pp. 596-, 1998.
- [9] G. Campa, M.L. Fravolini, M.R. Napolitano, B. Seanor, "Neural Networks-Based Sensor Validation for the Flight Control System of a B777 Research Model", *Proc. American Control Conference*, 8-10 Maggio 2002, Anchorage, USA, pp. 412-417, 2002.
- [10] M.R. Napolitano, Y. An, B.A. Seanor, "A fault tolerant flight control system for sensor and actuator failures using neural networks", *Aircraft Design*, pp. 103-128, 2000. ■