

RILEVAMENTO DI GUASTI BASATO SU MODELLI PER PROCESSI COMPLESSI ESEMPI PRATICI

Attilio Brighenti, Luca Fogar, Federico Marcassa, Marco Nadalin

S.A.T.E. S.r.l. Santa Croce 664/a, 30135 Venice, Italy
e-Mail: {name.surname}@sate-italy.com

Abstract:

Questo articolo descrive l'efficacia di modelli "black-box" per evidenziare guasti incipienti in sistemi complessi, riportando l'esempio relativo a sistemi di compressori centrifughi. Gli algoritmi proposti sono in grado sia di individuare guasti nascosti, sia di prevenire l'insorgenza di falsi allarmi, mediante l'impiego combinato di dati filtrati e di verifiche della validità di modello. Tali algoritmi non sono specifici di un determinato caso o campo di applicazione, poiché possono essere facilmente configurati secondo procedure di "allenamento" generiche, comunque applicabili a campi industriali diversi, quali l'automobilistico, i processi metallurgici, quelli petrolchimici, etc. (Deckers, *et al.*, 2003).

This paper describes the capabilities of black box models of detecting incipient faults on complex systems; an example with a centrifugal gas compression system is reported. The algorithms proposed are able, on the one side, to detect even incipient faults, while on the other to prevent the raise of false alarms by a combined use of filtered data and a model validity check. The algorithms proposed are not case dependent since they can easily be configured following a training procedure and, moreover, can be applied to a variety of cases such as automotive, Metals industry, Oil & Gas industry, etc. (Deckers, *et al.*, 2003).

Keywords: industrial diagnostics [diagnostica industriale], fault detection and identification [rilevamento e isolamento di guasti], compression systems [sistemi di compressione].

1. INTRODUZIONE

La riduzione dei costi di installazione dei sensori per impianti industriali ha fatto sì che il loro numero sia cresciuto rapidamente nel corso degli ultimi anni. Una tale crescita potrebbe però rendere difficoltoso il monitoraggio e il controllo degli stessi da parte degli operatori dell'impianto, con il conseguente rischio di ignorare o interpretare erroneamente importanti sintomi e cause di guasti e allarmi.

Questa situazione può verificarsi particolarmente nei casi in cui un guasto incipiente crei deviazioni molto lente dal normale andamento dei segnali monitorati oppure quando un guasto possa essere evidenziato solo dalla correlazione di segnali differenti. Inoltre, anche se l'operatore dovesse osservare un comportamento anomalo del sistema, potrebbe comunque trovare molto complesso riconoscerne e localizzarne le cause, con conseguente difficoltà nell'applicare la manovra correttiva più adatta.

L'uso di modelli può certamente supportare l'operatore in questi compiti, grazie alla capacità dei primi di riprodurre il comportamento normale di uno o più segnali di uscita come funzione di un insieme pre-definito di segnali di ingresso. Il confronto tra i

segnali simulati dal modello ed i corrispondenti misurati permette di rilevare guasti al loro iniziale manifestarsi, ben prima del loro completo sviluppo.

In generale, questi modelli possono essere divisi in due categorie (Bittanti, 2002):

- a. Modelli Trasparenti (TB);
- b. Modelli Black box (BB).

I primi (TB) sono basati sulla descrizione del sistema per mezzo delle leggi fisiche e/o chimiche che lo regolano. I secondi (BB) sono invece usati nel caso in cui l'utilizzatore non sia interessato a un modello fisico, oppure non sia possibile ottenerne uno.

Il principale obiettivo dell'utilizzatore di modelli BB è l'ottenimento di una descrizione sintetica del sistema e delle sue componenti che permetta di simulare con una certa accuratezza la dinamica dei segnali d'interesse. In questo caso la conoscenza fisica del processo o del componente da modellare non è necessaria alla creazione del modello anche se potrebbe essere comunque utile alla sua creazione. La teoria sulla quale sono basati è quella dell'Identificazione in cui il "training" (o addestramento) del modello utilizza algoritmi, quali ad esempio State Space o Neural Networks, applicati a un sottoinsieme dei segnali di ingresso e uscita.

Successivamente le fasi di “*validation*” (o validazione) e “*testing*” (o verifica) del modello vengono effettuate utilizzando un altro sottoinsieme dell’insieme di segnali usati nella fase di *training*. Un vantaggio dei modelli BB rispetto quelli TB sta nella loro maggior efficienza computazionale e nella semplicità formale, di modo che essi possano essere utili in diverse fasi della vita del processo. Ovviamente, approcci ibridi possono essere usati nel caso di sistemi in cui una parte della fisica e dei parametri che la descrivono siano noti con sufficiente approssimazione.

Per l’applicazione descritta in questo articolo è stato utilizzato un modello TB di un compressore (COMPSYS™) (Brighenti, 1995; Brighenti, *et al.*, 1999; Brighenti and Boatto, 2000) al fine di generare un insieme di segnali realistici che potrebbero, in una fase operativa, essere misurati direttamente dal sistema da monitorare (sia in condizioni normali che in condizioni di guasto). Nel seguito ci si riferirà a questi segnali come a dati “pseudo-misurati”, in modo da evidenziarne l’ottenimento mediante simulazione di un modello TB. I segnali per il *training* e il *testing* del modello BB sono stati ottenuti da questi dati. Infine, il modello BB è stato utilizzato per monitorare e rilevare i guasti di un impianto virtuale i cui segnali di ingresso e uscita sono stati generati dal modello TB.

Normalmente sia i segnali di *training* che di *testing* devono essere acquisiti durante la fase di configurazione dal sistema d’acquisizione dati dell’impianto (Plant Data Acquisition System - PDAS), ma la disponibilità di un modello TB potrebbe permettere un risparmio di tempo e risorse dato che:

- a. molta esperienza sul sistema può essere ottenuta dal modello, senza quindi interferire con il ciclo produttivo, almeno durante la prima fase di sviluppo;
- b. gli esperimenti sul sistema reale possono essere limitati e studiati off-line in modo da ottenere modelli più robusti.

Nel seguito viene descritta la fase di creazione del modello e la procedura per il rilevamento dei guasti applicata ad un sistema centrifugo di compressione di gas, con un esempio basato su un modello BB di tipo *State Space*.

2. GPMAS – CONFIGURAZIONE FDI

La configurazione del sistema di Identificazione dei guasti (Fault Detection Identification - FDI) è ottenuta per mezzo del *General Purpose Mathematical Application Server (GPMAS™)*, un prodotto software che permette di svolgere le seguenti fasi della procedura di configurazione del sistema:

- a. Acquisizione di segnali utilizzabili per il *training* del modello e il *testing* delle proprietà dell’algoritmo FDI (v. sez. 2.1);
- b. Identificazione di un modello, ad esempio *State*

Space utilizzato per la simulazione di uno o più segnali d’uscita (v. sez. 2.2);

- c. Configurazione dell’algoritmo per il rilevamento guasti (v. sez. da 2.3 a 2.6).

Per quel che concerne la fase ‘c’, questa può essere divisa in due sotto-fasi: la creazione di una funzione per la valutazione dell’affidabilità del modello (v. sez. 2.3) e la definizione dei parametri necessari all’esecuzione della procedura di rilevamento guasti (v. sez. 2.4).

Durante le fasi ‘b’ e ‘c’, deve essere definito o calcolato dall’utilizzatore un insieme di parametri dipendenti dall’applicazione da monitorare (ad es.: deviazione standard dei residui, parametri dei filtri, orizzonte predittivo, ecc.). Questi parametri verranno utilizzati per configurare uno o più test prima di passare alla fase diagnostica con segnali reali (v. sez. 2.6). Nel seguito ci si riferirà ai test *configurati* indicandoli con il termine *detection test* (DT).

2.1. Acquisizione di segnali

La creazione di un modello BB è legata all’acquisizione di dati da una base dati o dal PDAS e al successivo pre-processo degli stessi (es. filtraggio, eliminazione degli outlier, sincronizzazione, etc.). Terminata questa fase i dati vengono resi disponibili all’ingegnere addetto all’identificazione (System identification Engineer - SIE) o alla diagnostica (Diagnostic Engineer - DE).

Secondo la natura del processo sotto osservazione, l’acquisizione dati può essere soggetta ad alcune limitazioni (Bittanti, 2002), come la possibilità di memorizzare dati solo durante il normale funzionamento dell’impianto (impossibilità di iniettare disturbi esterni). In altri casi sarà invece possibile iniettare piccoli disturbi, quali ad esempio piccole variazioni nell’apertura di una valvola o della densità del gas, che permetteranno di ottenere identificazioni più robuste.

L’acquisizione dei segnali descritta in questa memoria è stata ottenuta per mezzo di un modello TB usato per simulare i dati provenienti dal PDAS; quindi le limitazioni di cui sopra non sono applicabili ed è stato quindi facilmente possibile ottenere sufficienti insiemi di dati per il *training* e il *testing* del modello. In particolare i dati di *testing* sono stati creati inserendo nel modello TB una serie di guasti (ad es. una perdita in una valvola) in diversi punti del sistema (v. sez. 3.1 e 3.3).

2.2. Identificazione di un modello del processo

La disponibilità dei dati da parte del SIE o del DE permetterà l’identificazione di un modello atto al rilevamento dei guasti. Questa fase è articolata nelle seguenti procedure:

- a. Selezione di una famiglia di modelli BB;
- b. Selezione dei segnali d’ingresso e uscita del modello;
- c. Definizione della complessità del modello.

La scelta del tipo di modello (es. State Space, Neural Networks, Signal Based, ecc.) può essere guidata da alcune considerazioni sulla fisica del modello (es. relazioni lineari o meno tra ingressi e uscite) o anche dal tempo di calcolo disponibile (es. un approccio Neural Network è normalmente più pesante rispetto a un approccio State Space). In questo caso è stato scelto un modello State Space, ossia un sistema che, per modelli discreti, è formalmente descritto dall'insieme di equazioni (1), in cui $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}, \mathbf{K}$ sono le matrici di stato, $u(t)$ è il vettore d'ingresso, $y(t)$ è il vettore d'uscita, $\mathbf{x}(t)$ rappresenta lo stato del sistema e $e(t)$ è un "rumore bianco" di varianza opportuna.

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}(t+1) = \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}\bar{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{K}\bar{\mathbf{e}}(t) \\ \bar{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{C}\bar{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{D}\bar{\mathbf{u}}(t) + \bar{\mathbf{e}}(t) \end{cases} \quad (1)$$

Dato che durante la fase di selezione degli ingressi e delle uscite, può essere disponibile un elevato numero di segnali misurati, la scelta di quelli più importanti al fine dell'identificazione può essere alquanto critica. Una conoscenza del processo sotto analisi è quindi essenziale e potrebbe rendersi perciò necessario il supporto di un ingegnere di processo (Process Engineer - PE).

Per quel che riguarda la definizione della complessità della struttura del modello, non sempre le informazioni disponibili a priori sul modello sono sufficienti. Ad esempio, nel caso di modelli *State Space* potrebbe essere difficoltoso stabilirne l'ordine, risulterà quindi molto probabile che vengano presi in considerazione differenti modelli al fine di scegliere quello che più si adatta al criterio di qualità scelto (es. bianchezza dell'errore di modello).

2.3. Dominio di validità del modello: model validity

Il modello BB è stato identificato usando una determinata sequenza di campioni delle relazioni input/output (l'insieme di *training*) e, quindi, la stima del segnale di output sarà affidabile (Muñoz and Sanz-Bobi, 1998) all'interno della regione definite dai segnali di input $U \subset \mathfrak{R}^n$, dove n rappresenta il numero di segnali di input, definite dai campioni dell'insieme di *training*. Questa regione dello spazio degli input viene definita come il *dominio affidabile* del modello.

Usando i campioni dei segnali di input, si calcola la *funzione densità di probabilità* (Probability density function - PDF) degli input. Definita $p_u[k]$ la PDF del vettore di input $u[k]$, alti valori di $p_u[k]$ indicano una buona rappresentazione di $u[k]$ all'interno dell'insieme di *training*, quindi una buona caratterizzazione dell'output simulato $y[k]$, in condizioni di funzionamento normali. Viceversa, bassi valori di $p_u[k]$ indicano una povera rappresentazione del vettore di input $u[k]$ all'interno dell'insieme di *training*, quindi, una bassa affidabilità dell'output simulato $y[k]$.

In questo lavoro la funzione PDF viene normalizzata usando il suo massimo valore (ossia riscaldando la funzione al valore 1 in corrispondenza del massimo valore della PDF) mentre la validità di ogni singolo

campione di input, cioè la *model validity* (MV) istantanea, viene calcolata usando questa funzione normalizzata. Se il vettore di input risulta esterno allo spazio degli input definito dall'insieme di *training* (anche con una sola componente del vettore), ad esso viene assegnata una PDF uguale a zero. Il calcolo della MV può essere opzionalmente accoppiato con un predittore corrente (CP) del processo da diagnosticare. L'uso di un modello con CP permette di sintonizzare la dinamica dell'errore del modello, in modo da ottenere una più veloce convergenza e da limitare l'iniziale transitorio numerico del modello, che ha luogo quando lo stato iniziale non è noto. Alternativamente, quando la lunghezza dei segnali è adeguata, può essere usato un criterio basato sul tempo di assestamento (*settling time* - ST) del modello per diminuire la MV fino a che il transitorio numerico può essere considerato terminato stimando il peggior caso possibile (Brighenti, *et al.*, 2004).

2.4. Diagnosi delle condizioni di guasto

Al fine di identificare condizioni di guasto del processo, è necessario analizzare i *residui* (cioè le differenze fra gli output misurati e simulati) del modello e, in particolare, devono essere considerate le seguenti caratteristiche:

- Attraversamento di soglie;
- Analisi delle derivate dei residui.

Stando alla teoria dell'identificazione dei sistemi (Bittanti, 2002), i residui del modello dovrebbero evidenziare un andamento tipo "rumore bianco", cioè avere una media uguale a zero ed una distribuzione normale. Una distribuzione normale implica che il 99.73% delle misurazioni (errori del modello) debbano essere compresi, durante il funzionamento normale, nell'intervallo $\pm 3\sigma$, dove le equazioni (2) e (3) definiscono la deviazione standard del segnale e la sua media, con N numero di campioni.

$$\sigma = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

I residui dell'output ottenuti dall'insieme di *training* sono, innanzitutto, utilizzati per calcolare le deviazioni standard, al fine di definire l'intervallo $\pm 3\sigma$. Le soglie superiore ed inferiore sono usate durante il DT per controllare il valore dei residui. Un filtraggio passa basso dei segnali può essere utilizzato convenientemente, anche durante la fase operativa on-line, al fine di evitare falsi allarmi.

L'analisi delle derivate dei residui, permette un avviso anticipato di futuri allarmi, diversamente dal criterio basato sulle soglie definite da $\pm 3\sigma$, che evidenziano solamente i guasti già avvenuti. La derivata di ogni residuo filtrato è calcolata e confrontata con un valore predefinito, che può essere definito di caso in caso, usando la seguente equazione:

$$f'_{\max}(\varepsilon) = \frac{3\sigma}{PH} \quad (4)$$

in cui l'orizzonte di predizione (*prediction horizon - PH*) rappresenta l'intervallo di tempo per cui la tendenza dei residui deve essere controllata (si veda la Fig. I).

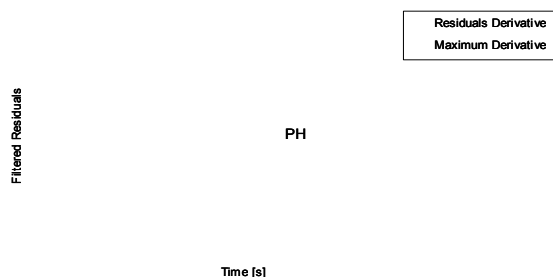


Fig. I. Analisi della tendenza dei residui [Residuals Derivative: derivata dei residui; Maximum Derivative: derivata massima; Filtered Residuals: residui filtrati].

Il massimo valore assoluto consentito alla derivata, $f'_{\max}(\varepsilon)$, è quello che porterebbe il corrispondente segnale del residuo ad attraversare le relative soglie $\pm 3\sigma$ entro *PH*. Il segnale delle derivate viene normalizzato usando $f'_{\max}(\varepsilon)$, in modo da fondere le due tipologie di informazione in una funzione *fuzzy logic* tridimensionale standardizzata (Fig. II), che definisce il comportamento del sistema e che nel seguito verrà chiamata *decision validity* (DV).

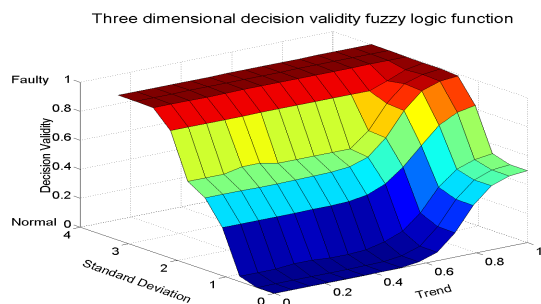


Fig. II. Funzione fuzzy logic tridimensionale [Faulty: guasto; Normal: normale; Standard Deviation: deviazione standard; Trend: tendenza].

Seguendo questa metodologia, viene elevato un allarme di guasto (DV) tanto alto, quanto più vicino e/o velocemente il valore assoluto di qualsiasi residuo filtrato si avvicini alle ripetitive soglie $\pm 3\sigma$. La DV aumenta quando sia i valori dei residui che la loro tendenza sono prossimi ai rispettivi valori massimi, come riportato in Fig. II.

2.5. Definizione di andamenti anomali (sintomi)

L'output di un DT è il cosiddetto *sintomo*, che può

essere definito come “un giudizio sul comportamento dell'impianto o sistema”. Esso viene creato usando due quantità: DV, un giudizio sulla condizione operativa del sistema (0 normale – 1 guasta) e MV, un giudizio sull'affidabilità del modello identificato (0 non valido – 1 completamente valido) secondo l'input corrente.

Altri algoritmi, configurabili usando il *GPMAS*TM, rendono possibile l'individuazione della causa più probabile delle condizioni anomale evidenziate dal DT. Questi sono stati sviluppati all'interno del progetto europeo denominato, *MAGIC*¹, che mira allo sviluppo di un sistema diagnostico basato su tecnologia ad *agenti* ed è utilizzabile su una architettura di computer distribuita (Albert, *et al*, 2003, Köppen-Seliger, *et al* 2003, Ploix *et al* 2003).

2.6. Attivazione del servizio di Detection test

Un DT può essere eseguito, utilizzando un codice basato sul modello prescelto, unicamente dopo che tutti i parametri necessari siano stati identificati (cioè dopo che il DT sia stato configurato) durante la sessione di *training*.

Durant la fase operativa, se il test viene lanciato per la prima volta, la MV viene calcolata usando sia la PDF sia il CP che il ST. Altrimenti, se il DT viene attivato sequenzialmente, si possono presentare due diversi scenari:

- Le storie temporali di due chiamate successive si sovrappongono, almeno per un campione:** in questo caso le informazioni relative agli stati precedenti del sistema possono essere ottenute dal DT precedente e, siccome lo stato iniziale diviene noto, la correzione dovuta al CP o al ST può essere evitata;
- Le storie temporali di due chiamate successive non si sovrappongono:** in questo caso le informazioni riguardanti gli stati precedenti del sistema non sono disponibili e devono essere applicate le correzioni dovute al CP o al ST.

Entrambi gli approcci sono previsti negli strumenti diagnostici sviluppati all'interno del citato progetto *MAGIC*.

3. FASE OPERATIVA DELL'FDI: APPLICAZIONE AD UN SISTEMA DI COMPRESSIONE DI GAS NATURALE

3.1. Descrizione dell'impianto.

L'esempio pratico considerato nel presente lavoro si riferisce ad un grande impianto di compressione, come quelli utilizzati per il trasporto del gas in condotte, parte del quale è illustrato nello schema di Fig. III. Un impianto di tale complessità comprende numerosi sistemi di controllo per permettere la

¹ MAGIC website: <http://magic.uni-duisburg.de/>

sicurezza dell'impianto e la massimizzazione dell'efficienza delle macchine e del processo, normalmente associati ad elevate potenze (centinaia o migliaia di MW).

Durante le fasi di progettazione di questi sistemi si impiegano spesso simulazioni dinamiche basate su modelli TB, per verificare l'efficacia di valvole e controllori a prevenire situazioni pericolose o non desiderate.

COMPSYS™ è un ambiente di simulazione proprietario per sistemi di compressione, basati su MATLAB®-SIMULINK®, che implementano modellazione di tipo TB, qualificato attraverso vari servizi svolti per conto di importanti costruttori di compressori e società di ingegneria (Brighenti, 1995; Brighenti, *et al.*, 1999; Brighenti and Boatto, 2000). Questo simulatore è in grado di descrivere: termodinamica di miscele di gas reali, mappature 3D delle prestazioni dei compressori, gas dinamica non lineare, dinamica degli scambiatori di calore, separazione dei componenti condensati, dinamica degli alberi rotanti e i vari sistemi di controllo (Brighenti, *et al.*, 2004).

3.2. Esempi di possibili guasti (perdita attraverso una ASV).

Uno tra i guasti possibili, in un sistema di compressione del tipo di Fig. III, è lo spostamento, dalla posizione normale di chiusura, dell'attuatore di una delle valvole di antipompaggio (antisurge valve o ASV), con conseguente trafileamento. Questo causa, a sua volta, il ricircolo del gas dalla mandata all'aspirazione del compressore, la riduzione della portata netta e perdite di efficienza e dissipazione di potenza. L'effetto ha conseguenze differenti se la valvola antipompaggio soggetta al guasto è situata a monte (ricircolo caldo) o a valle (ricircolo freddo) dello scambiatore di raffreddamento post-compressione. Quello citato è uno tra tanti possibili esempi significativi di applicazione delle tecniche FDI a simili sistemi complessi, che viene proposto nel presente articolo quale caso di prova.

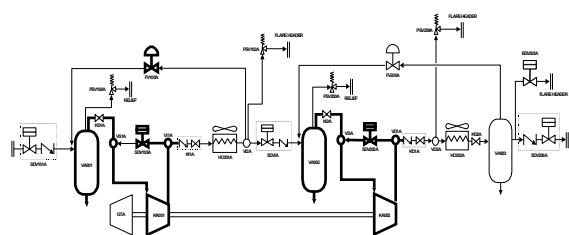


Fig. III. Diagramma di processo semplificato di un tipico treno di compressione di stazioni di ricompressione per trasporto in gasdotto.

3.3. Segnali generati.

I segnali "pseudo-misurati" utilizzati per l'allenamento del modello BB sono stati generati per le condizioni sintetizzate in Tabella 1. Invece quelli utilizzati per la verifica (*testing*) del modello (1STCBLEAK e 2NDCBLEAK, rispettivamente per

il 1° e il 2° stadio) sono stati generati come sintetizzato in Tabella 2.

Tabella 1 Descrizione dei segnali di *training*

Tempo	Sequenza di input all'impianto
$0 \leq t < 20\text{sec}$	Condizioni operative normali con portata in massa nominale.
$t = 20\text{sec}$	Gradino di +10% della portata in massa in ingresso.
$t = 120\text{sec}$	Portata in massa nominale.
$t = 220\text{sec}$	Gradino di -10% della portata in massa in ingresso.
$t \geq 320\text{sec}$	Portata in massa nominale.

Tabella 2 Descrizione dei segnali di *test*

Tempo	Sequenza di input all'impianto
$0 \leq t < 500\text{sec}$	Condizione normale: la valvola ASV di ricircolo freddo di stadio è chiusa.
$t = 500\text{sec}$	Condizione di guasto: l'attuatore della valvola ASV di ricircolo freddo del 1° stadio inizia ad aprirsi con legge lineare.
$t = 1000\text{sec}$	Condizione di guasto: lo stelo della valvola si arresta dopo aver raggiunto 10% di spostamento e inizia a richiudersi con legge lineare.
$t = 1100\text{sec}$	Condizione normale: la valvola ASV di ricircolo freddo di stadio è nuovamente chiusa.

Tabella 3 Modello di monitoraggio della portata in massa del 1° stadio (in breve M1STMFR)

Caratteristiche del modello	Descrizione
Segnali di Input	Velocità di rotazione motore (TG); Temperatura aspirazione 1° stadio; Pressione aspirazione 1° stadio; Pressione mandata 1° stadio.
Segnale di Output	Portata in massa 1° stadio
Ordine del modello	2

Per dare un'idea della sensibilità ottenuta con il sistema FDI sviluppato e identificato, si sottolinea che un guasto d'apertura del 10% della valvola in considerazione comporta appena l'1% della sua massima portata di progetto. Una simile lieve perdita passerebbe probabilmente inosservata dal sistema di monitoraggio dell'impianto. Per individuare tali guasti di posizione, sono normalmente previsti sensori di prossimità che generano in console segnali logici (SI/NO) di guasto, con la conseguenza per l'operatore di sottovalutare o sovrastimare il livello d'allarme in un caso come quello considerato.

3.4. Modello identificato.

Si è identificato un modello BB MISO, seguendo la procedura descritta nella sez. 3.3. Le caratteristiche principali sono sintetizzate in Tabella 3, mentre i risultati ottenuti utilizzando i segnali di *training* sono illustrati in Fig. IV e Fig. V. Quest'ultima mostra gli effetti di un basso valore della MV nella parte iniziale del campione di segnale di *training*, causato dal transitorio numerico legato alla non conoscenza dello stato iniziale, calcolato, in questo caso, con il criterio del ST (sez. 2.6).

3.5. Utilizzazione del software FDT.

Il modello BB identificato è stato applicato alle condizioni di guasto riportate nella sez. 3.3. In particolare il modello BB denominato M1STMFR è stato utilizzato con i segnali "pseudo-misurati" ottenuti in condizioni di guasto del medesimo, il 1° stadio di compressione (1STC BLEAK). I relativi risultati sono riportati in Fig. VI-a e b.

Queste figure mostrano chiaramente che è necessario un tempo significativo (ca. 100 s) prima che l'output del modello BB entri nell'intervallo accettabile $\pm 3\sigma$. Tale tempo è tuttavia inferiore al ST calcolato nella fase di identificazione.

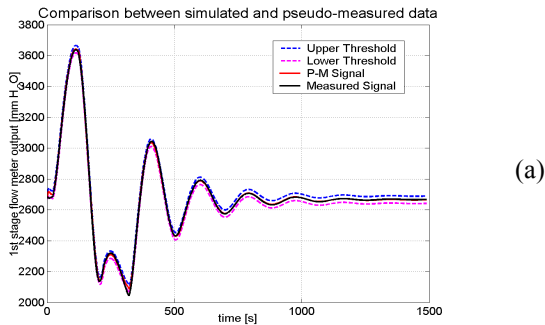


Fig. IV. Confronto tra i segnali di output "pseudo-misurati" (P-M) e quelli simulati con l'insieme di *training* del modello BB M1STMFR (la misura di portata è espressa in mmH₂O) [1st Stage Flow meter output: uscita del misuratore di portata del primo stadio; Upper Threshold: soglia superiore; Lower Threshold: soglia inferiore; Measured Signal: segnale misurato].

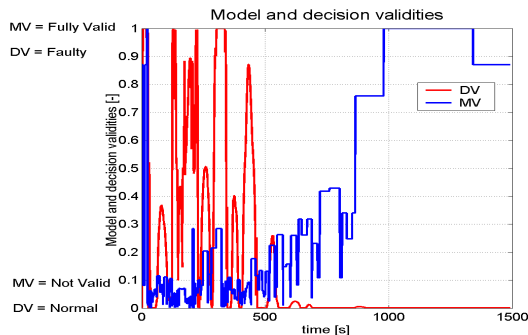


Fig. V. Sintomo ottenuto con l'insieme di *training* del modello BB M1STMFR [Not Valid: non valido; Fully Valid: completamente valido;

Faulty; guasto; Normal: normale].

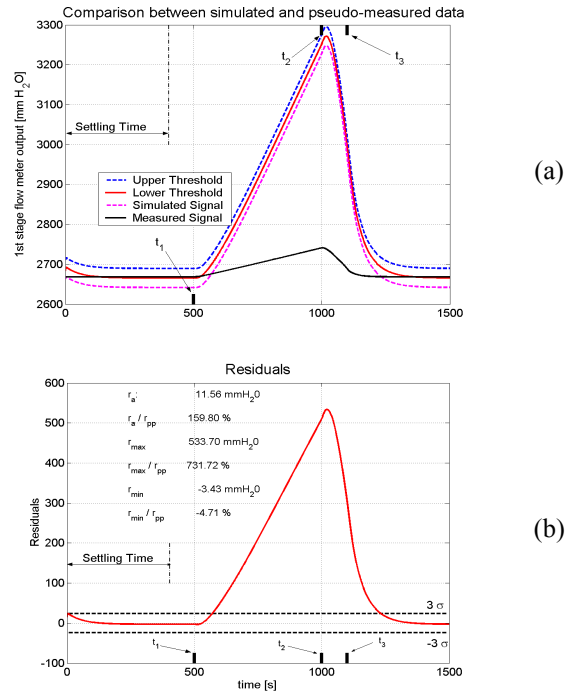


Fig. VI. Confronto tra i segnali "pseudo-misurati" e simulati con il modello BB M1STMFR sull'insieme di testing relative a condizioni di guasto sul primo stadio 1STC BLEAK - il guasto inizia a manifestarsi in t_1 e cessa di svilupparsi in t_2 , poi scompare in t_3 [1st Stage Flow meter output: uscita del misuratore di portata del primo stadio; Upper Threshold: soglia superiore; Lower Threshold: soglia inferiore; Measured Signal: segnale misurato; Residuals: residui].

Dopo l'iniezione del guasto (istante $t_1 = 500$ s) l'output del modello BB amplifica la tendenza visibile nel segnale pseudo-misurato; non appena l'anomalia inizia a ridursi (istante $t_2 = 1000$ s), l'output del modello BB riconverge verso quello pseudo-misurato, fino a rientrare nell'intervallo $\pm 3\sigma$, relativo alle condizioni normali.

Pertanto, in una situazione reale, sarebbe possibile rilevare l'insorgere di un simile guasto, mediante anche un semplice confronto visivo tra l'output del modello BB e il segnale misurato corrispondente. Nonostante ciò, tuttavia, lo scopo principale di questo lavoro è quello di dimostrare la possibilità di realizzare tale tipo di verifica anche in modo automatico, come si ritiene di avere ottenuto (Fig. VII).

Infatti il DT inizia a evidenziare una condizione operativa anomala 40 secondi dopo che il guasto ha iniziato a svilupparsi, quando l'apertura della valvola è pari allo 0.8% e la portata attraverso di essa è lo 0.08% di quella a piena apertura. Successivamente il DT produce una condizione d'allarme dopo 70 s, quando l'apertura della valvola è l'1.4% e la portata lo 0.14%.

Dopo 220 s il modello BB inizia a perdere di validità poiché il guasto influenza l'insieme dei suoi segnali di input, che finiscono per uscire dallo spazio di *training*.

Appena la condizione anomala inizia a ridursi di entità, fino a scomparire, la MV del modello BB riaumenta.

Dopo un certo intervallo di tempo, comparabile con quello necessario inizialmente per fornire risultati stabili, il modello individua la risoluzione del guasto, fornendo un valore di DV pari a 0. In tal modo il periodo di segnalazione guasto (Detected Fault Period - DFP) è del 30% più lungo della sua durata reale (Actual Fault Period - AFP in Fig. VII).

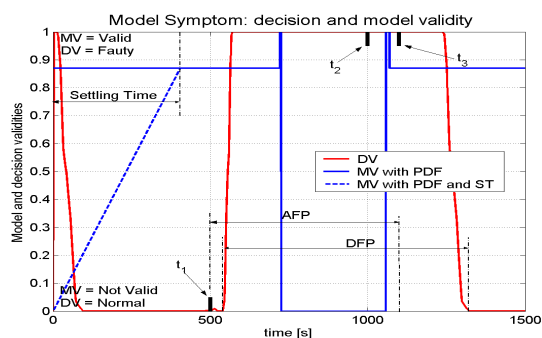


Fig. VII. Sintomi ottenuti con l'insieme di *testing* del modello MISTMFR utilizzato con le condizioni di guasto 1STCBLEAK - il guasto inizia a manifestarsi in t_1 e cessa di svilupparsi in t_2 , poi scompare in t_3 . AFP: Actual Fault Period. DFP: Detected Fault Period [Not Valid: non valido; Fully Valid: completamente valido; Faulty: guasto; Normal: normale].

4. CONCLUSIONI

Il lavoro presentato in questo articolo ha l'obiettivo di dimostrare la fattibilità di progettare un sistema automatico di rilevazione di guasti basato su modelli di tipo "black box". L'esempio riportato, tra i diversi sviluppati, è basato su un modello a spazio degli stati.

Gli algoritmi di individuazione dei guasti sono basati sull'analisi della differenza tra l'output del modello BB identificato e i corrispondenti segnali misurati, ossia sui residui del modello, considerando e verificando la validità del modello nelle condizioni correnti.

Le prestazioni e l'affidabilità dell'approccio proposto vengono migliorate combinando gli algoritmi di identificazione dei guasti con uno stimatore della MV, basato sulla valutazione della funzione di densità di probabilità dell'input nello spazio di *training*.

Il DT è stato provato su un problema relativo ad un sistema reale, simulato con un modello "trasparente" (COMPSYS™). Esso si riferisce alla diagnosi di un guasto, anche incipiente, consistente nell'apertura non voluta di una valvola antipompaggio di un sistema di compressione centrifugo.

RINGRAZIAMENTI

Gli autori ringraziano la Commissione Europea per il sostegno finanziario fornito al progetto MAGIC

nell'ambito del programma IST e i partner di questo progetto, assieme alla S.A.T.E. S.r.l.: Universität Duisburg-Essen (G), Universität Karlsruhe (G), Institut National Polytechnique de Grenoble (F) e SMS Demag Aktiengesellschaft (G). In tale progetto è stata sviluppata e sperimentata una parte importante delle conoscenze e soluzioni necessarie per questo lavoro.

RIFERIMENTI

- Albert, M., Brighenti, A., Capobianco, M., & others (2003) - Multi-Agent Systems for Industrial Diagnostics, *SAFEPROCESS 2003 - 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*, Washington, D.C. (USA).
- Bittanti, S. (2002) *Identificazione dei modelli e sistemi adattativi*, Pitagora Editrice Bologna.
- Brighenti, A. (1995). COMPSYS - Compression plant simulator (in italian), *2nd Italian MATLAB Conference*, Bologna (Italy).
- Brighenti A. & others (1999). Application of Simulation in Multi-Agent Systems, *1st Multi Agent Systems Conference*, Wien (Austria).
- Brighenti A. and Boatto P. (2000). Dynamic, gas dynamic and thermo dynamic simulations in the automotive field, *3rd Italian MATLAB users Conference*, Bologna (Italy).
- Brighenti A., Fogar L., Nadalin M. (2004): "Model Based Fault Detection of Complex Processes - Practical Examples", *48th ANIPLA Congress "Automazione e ottimizzazione di processo per una gestione efficiente dei cicli produttivi"*, Milan (Italy).
- Deckers, J, Jepsen, O.N., Latzel, S., Metz, H. and Stuecher, R. (2003). Condition monitoring and failure diagnostics in plants of the metals industry, *Safeprocess 2003*, Washington, D.C. (USA).
- Köppen-Seliger, B. , Marcu, T. (2003). MAGIC: an integrated approach for diagnostic data management and operator support, *SAFEPROCESS 2003*, Washington, D.C. (USA).
- Muñoz, A. and Sanz-Bobi, M.A. (1998). An incipient fault detection system based on the probabilistic radial basis function network: application to the diagnosis of the condenser of a coal power plant, *Neurocomputing*, **23**, 177-194, Elsevier.
- Ploix, S., Gentil, S., Laseq, S. (2003). Isolation decision for a multi-agent-based diagnostic system, *SAFEPROCESS 2003*, Washington, D.C. (USA).