



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Informatica e dell'Automazione

**SVILUPPO E VERIFICA DI TECNICHE DATA-DRIVEN PER LA
DIAGNOSTICA E LA MANUTENZIONE PREDITTIVA**

**DEVELOPMENT AND TESTING OF DATA-DRIVEN TECHNIQUES FOR
DIAGNOSTICS AND PREDICTIVE MAINTENANCE**

Relatore:
Chiar.mo prof. Sauro Longhi

Laureando:
Alex Giaccio

Correlatore:
Chiar.mo prof. Francesco Ferracuti

Anno Accademico 2021 / 2022

Indice:

1 Introduzione

1.1 Obiettivo della tesi

1.2 La manutenzione predittiva

2 Caso di Studio

2.1 Il Tennessee Eastman Process Model

2.2 Il processo chimico

2.3 Il modello della simulazione

3 Metodologia di rilevamento guasti

3.1 L'algoritmo di diagnostica

3.2 Il modello PCA

3.3 Il Dataset

4 Risultati

4.1 Classificazione dei disturbi

4.2 Estrazione dei risultati

4.3 Confronto dei risultati con il disturbo

5 Conclusioni

Ringraziamenti

Abstract: L'obiettivo di questo documento è quello di fornire una relazione sullo stato dei metodi e applicazioni di rilevamento e diagnosi dei guasti. In questa tesi, viene effettuata un'attenzione più da vicino al noto modello Tennessee Eastman Process. Dalla sua introduzione nel 1990 il tipico software di simulazione, ad esempio MATLAB, che viene utilizzato per simulare il modello di processo, è cambiato. Introducendo la parte di manutenzione predittiva riusciamo a vedere come poter prevenire situazioni anomale nelle simulazioni. Inoltre, vengono discusse alcune modifiche aggiuntive, ampliando l'utilizzabilità del modello di simulazione. Vengono introdotti strumenti statistici multivariati utilizzati per caratterizzare le variazioni normali e rilevare le alterazioni anomale.

1 Introduzione

1.1 Obiettivo della tesi

La tesi si è svolta occupandosi della diagnostica dei guasti andando ad operare su un processo chimico, l'Eastman Process Model. In questa introduzione si vuole offrire una panoramica generale sugli argomenti trattati, mostrare il perché questi elementi sono importanti e le loro grandi potenzialità giustificando così il lavoro di tesi.

Nella fase iniziale si è voluto prima conoscere le caratteristiche teoriche del processo preso in considerazione e successivamente si è svolto un lavoro di ragionamento su come un guasto, presente all'interno di un processo, possa influenzare l'intero percorso del sistema andando a ritardare la produzione. Possiamo vedere anche come dalla manutenzione predittiva possiamo apprendere i punti chiave e gli elementi in gioco di un qualsiasi programma in tale ambito ottenendo una proiezione pratica degli argomenti.

Si è scelto di lavorare con questo tipo di processo chimico che da tempo offre una soluzione per la risoluzione della diagnostica dei guasti. Inoltre, un altro punto positivo di aver scelto il Tennessee Eastman Process Model è stato quello che il processo e successivamente l'algoritmo preso in considerazione ci abbiano dato la possibilità di gestire autonomamente la dimensione della nostra finestra temporale sulla quale abbiamo agito per la diagnostica dei guasti. Ciò come verrà riportato nei risultati finali ci ha permesso di vedere come la dimensione ampliata della finestra temporale può garantire migliori risultati.

1.2 La manutenzione predittiva

La manutenzione predittiva è un metodo di manutenzione innovativa che, insieme allo sviluppo delle nuove tecnologie nelle fabbriche e all'affermazione della quarta rivoluzione industriale, negli ultimi anni ha avuto una rapida diffusione nell'ambito della produzione industriale, e non solo. Fin dalla nascita delle prime fabbriche, sono sempre state effettuate operazioni di manutenzione sulle macchine impiegate nella produzione, con la differenza che, di fronte al possibile guasto di uno dei macchinari, la reazione dei manager era quella attenderlo e in seguito di chiamare qualcuno per aggiustarlo, in modo da riprendere subito dopo il lavoro. L'idea di attendere la rottura delle macchine e solo in seguito porvi rimedio è ciò che attualmente viene chiamata manutenzione reattiva, e si tratta di una soluzione grezza e poco efficiente. Per evitare perdite di tempo ed eccessivi costi di riparazione (da quando la macchina si rompe fino a che viene aggiustata si ha infatti un'interruzione del lavoro con una conseguente diminuzione della produttività, e il costo da affrontare ogni volta che un macchinario si guasta non è indifferente), il modello di manutenzione dominante è cambiato, passando a quella che viene definita manutenzione preventiva. Pur non essendo ancora il metodo ideale, quest'ultima, che consiste nell'effettuare controlli periodici sulle macchine e nell'intervenire prima che i guasti si verificano se si notano delle anomalie, presenta alcuni vantaggi rispetto alla precedente, in quanto ha permesso di allungare la vita degli impianti senza aumentare eccessivamente i costi di gestione della fabbrica, pianificando il meglio possibile le operazioni di controllo. Tuttavia, questo sistema presenta ancora diverse falle: trattandosi di interventi pianificati ad intervalli regolari, è molto frequente trovarsi nella situazione in cui la macchina sia senza guasti durante un controllo oppure, al contrario, essa si guasta improvvisamente in un periodo in cui tali verifiche non sono state pianificate, comportando in entrambi i casi un inutile aumento di costi. Queste problematiche hanno portato alla nascita di diversi studi secondo i quali la soluzione ottimale è quella di monitorare il lavoro dei macchinari e trarre conclusioni sul livello del loro funzionamento, predire dei buoni o cattivi risultati e infine rendersi conto se essi sono in buono stato di salute o stanno per

guastarsi. Da questo concetto nasce la manutenzione predittiva, che permette a chi gestisce le fabbriche di conoscere in anticipo i fallimenti dei propri impianti e di effettuare azioni correttive prima che i guasti si verifichino, risparmiando tempo e denaro. Questo tipo di manutenzione porta sicuramente dei miglioramenti per quanto riguarda la sicurezza nelle fabbriche: gli operai infatti, lavorando a stretto contatto con le macchine, avranno più garanzie sullo stato di funzionamento di queste ultime. Tuttavia, la sua implementazione nelle fabbriche, specialmente all'inizio, può risultare complessa, specialmente se paragonata alle tipologie di manutenzione precedenti dove l'unica difficoltà era quella di programmare gli interventi periodici di riparazione. Per ottenere vantaggi dall'applicazione della manutenzione predittiva è necessario infatti sviluppare determinate competenze, sia per saper interpretare gli output del modello generato, sia per capire su quali impianti applicarla. La manutenzione predittiva andrebbe applicata preferibilmente su quei macchinari critici, il cui blocco impedirebbe completamente l'avanzamento dei lavori provocando danni per tutta la produzione. Un altro motivo per cui è necessario scegliere con cura su quali macchinari effettuare questo tipo di manutenzione è che essa è specifica per ognuna di essi, e non è intercambiabile, proprio perché ogni impianto lavora a suo modo e ci fornisce tipologie di dati differenti: i modelli di manutenzione si adattano alle macchine e siccome per elaborare un modello da capo potrebbero volerci addirittura mesi. Capire quando una macchina sta smettendo di funzionare bene non è così immediato comunque: per mettere in atto un piano di manutenzione predittiva è necessario come prima cosa raccogliere una vasta quantità di dati dalla macchina in fase di lavoro, e tali dati devono essere veri e sicuri da far capire se la macchina sta funzionando bene o meno in modo tale che si capisca, dalla lettura di queste informazioni che la macchina sta dando problemi o meno. Una volta terminata l'acquisizione dei dati, segue la creazione e test di un modello predittivo. Quest'ultimo dev'essere in grado di definire lo stato di salute dei macchinari e di prevederne i guasti. L'intervento umano nella manutenzione predittiva si limita alla creazione del modello e all'interpretazione dei risultati, il resto consiste in un processo automatico dove i nuovi dati generati dalle

macchine vengono raccolti ed elaborati dal modello. Esso, oltre ad avvisare nel caso in cui gli impianti necessitino riparazione, può anche informare i responsabili circa il tipo di manutenzione da svolgere e su quale componente sta per rompersi. In figura successiva è schematizzato un riassunto delle 3 principali fasi che compongono il progetto e l'attuazione della manutenzione predittiva.

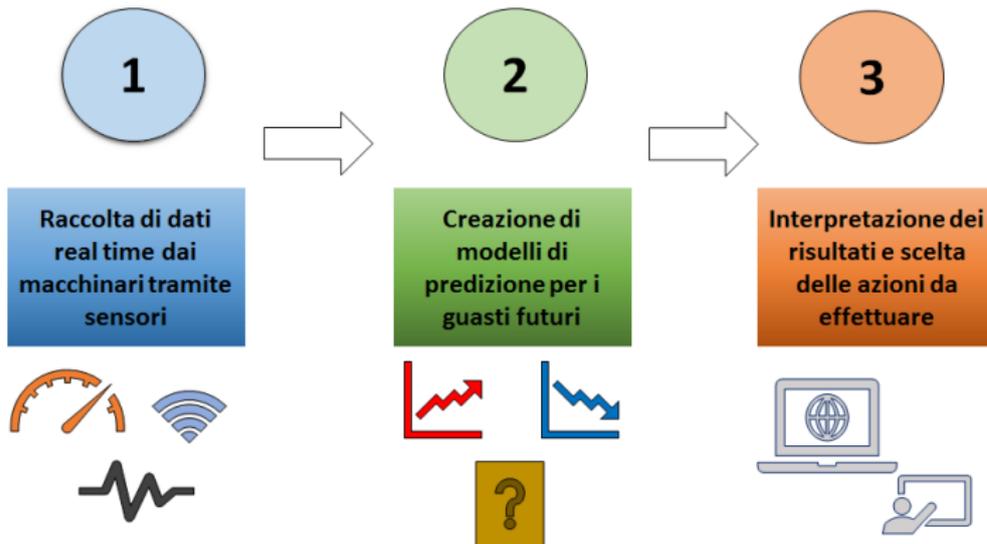


Figura dello Schema riassuntivo della manutenzione predittiva

2 Caso di studio

2.1 Il Tennessee Eastman Process Model

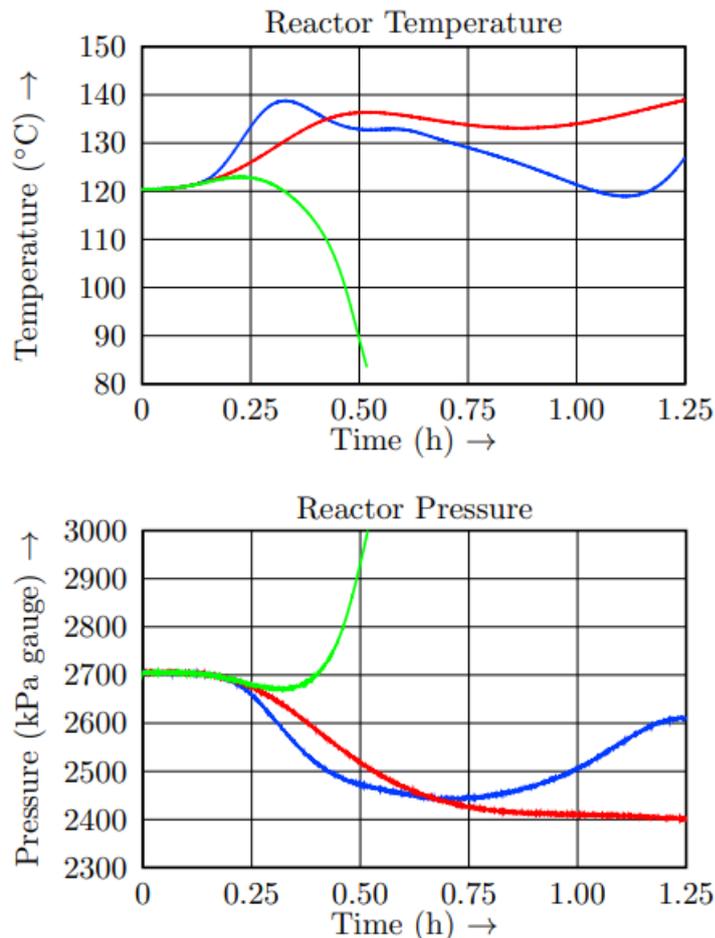
La produzione chimica ha un ruolo fondamentale nella produzione industriale di macchinari, e i suoi prodotti riguardano tutti gli aspetti della vita delle persone. Con il progredire della scienza, della tecnologia e soprattutto della tecnologia informatica, la dimensione dell'attrezzatura di processo di produzione chimica sta diventando sempre più esteso, il processo più complicato, gli investimenti più corposi e il livello di automazione più avanzato, facendo così diventare di estrema importanza la sicurezza e l'affidabilità del processo chimico da utilizzare.

Una soluzione efficace e soprattutto efficiente è lo sviluppo di diverse tecniche di prevenzione dei disturbi e delle anomalie che possono crearsi all'interno del processo chimico. L'obiettivo di questa tesi è quello di trovare un algoritmo affidabile per la rilevazione di errori o disturbi nel processo chimico tramite tecniche di data-driven. Abbiamo lavorato sul processo Tennessee Eastman come caso di studio per testare e confrontare i vari casi di funzionamento di un processo chimico ottimale e di un altro processo chimico che presenta disturbi che vanno ad interferire con il corretto funzionamento e le massime prestazioni che il servizio può eseguire.

2.2 Il processo chimico

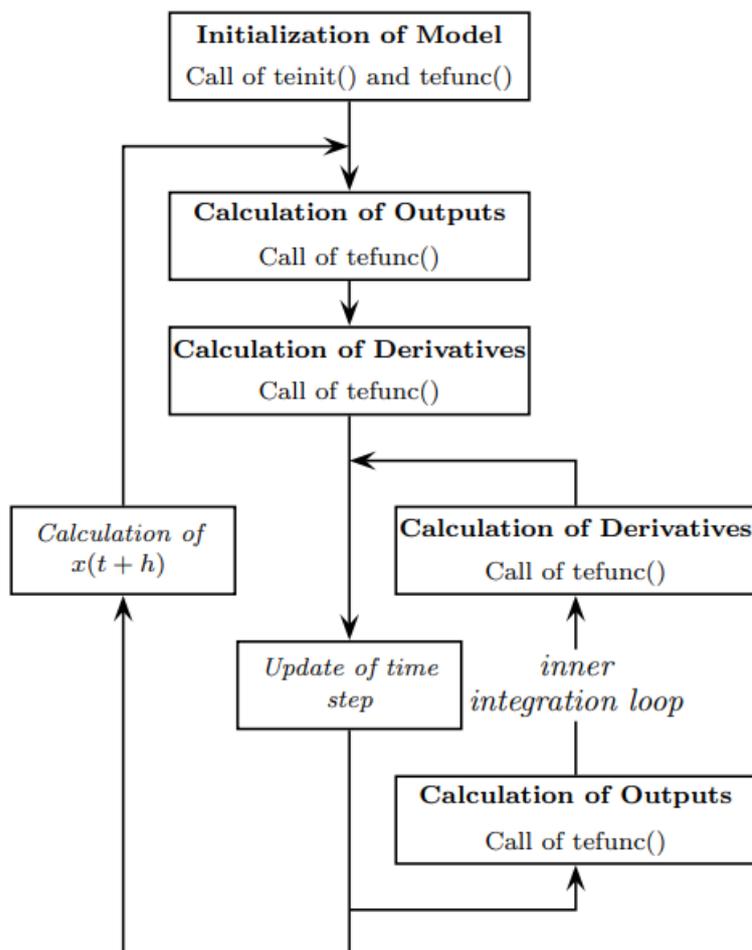
Il modello del Tennessee Eastman Process di Downs e Vogel costruito nel 1993 rimane uno strumento importante in tutte le discipline della teoria dei sistemi ai fini di studi comparativi o convalidazione di algoritmi. Esso è stato modellato sulla base di un processo reale che ha portato alla costituzione di un modello non lineare di un

sistema multicomponente. Esso viene utilizzato molto frequentemente per cui non si rischia che il codice di utilizzo non funzioni o presenti delle discrepanze. Tuttavia, andando ad implementare il modello in MATLAB si è scoperto di diverse incongruenze dovute alla scelta del risolutore; i risultati potrebbero variare in maniera significativa andando a scegliere due diversi tipi di risolutori. Può anche presentarsi una situazione in cui ci troviamo di fronte ad un cambiamento dell'incremento temporale della simulazione che va a creare lo stesso effetto. Nella figura sottostante vediamo come sia significativa la scelta del risolutore e che risultati ricaviamo dalla simulazione.



Le simulazioni sono state eseguite a ciclo aperto utilizzando la modalità 1 e disturbi del tipo "random" che interessano la temperatura d'ingresso dell'acqua di

raffreddamento del reattore e la composizione dei componenti del flusso. Inoltre, nella prima figura vediamo i risultati della simulazione della pressione e delle temperature del reattore utilizzando il modello originale. L'incremento del tempo di simulazione è stato impostato su 1 secondo (onde rosse). Le onde blu, ricavate tramite il metodo di Eulero, hanno il tempo massimo di 1 secondo, infatti se si incrementa oltre 1 secondo la simulazione tende potenzialmente a diventare instabile. La figura successiva invece rappresenta il diagramma di flusso del ciclo di simulazione in linea di principio. I risolutori applicati erano i risolutori a fase fissa del metodo di Eulero (onde 1; in blu) e il metodo Bogacki-Shampine (onde 3; in rosso) così come il risolutore a passo variabile del metodo Dormand-Prince (onde 5; in verde). L'incremento del tempo di simulazione è stato impostato su 1 secondo (per l'incremento massimo di Dormand-Prince). È possibile aumentare l'incremento di tempo degli ultimi due solutori. Ma per quanto riguarda il risolutore di Eulero, un incremento di un secondo segna approssimativamente il limite superiore, poiché la simulazione tende potenzialmente a diventare numericamente instabile, se l'incremento viene ulteriormente incrementato.

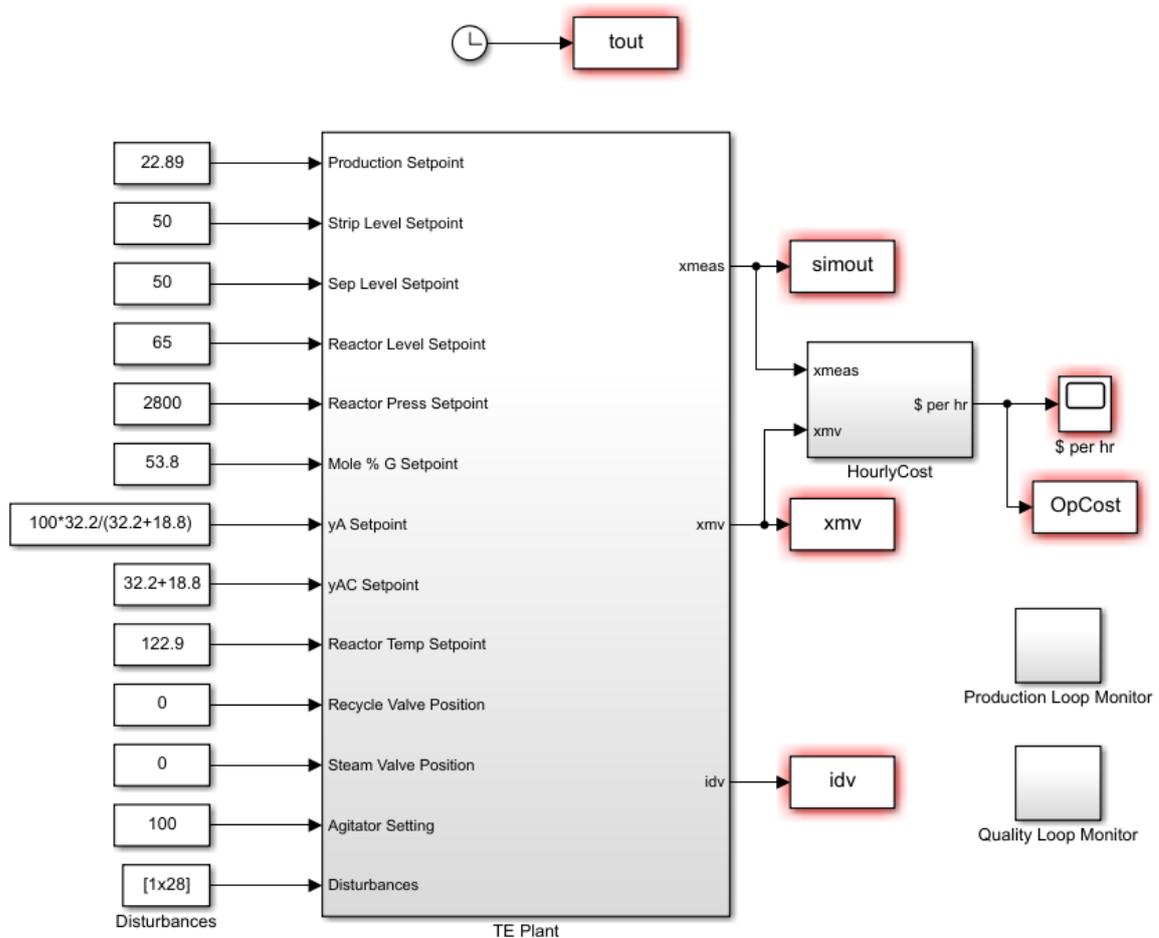


Sebbene le simulazioni siano state effettuate con disturbi attivati del tipo "random" una simulazione senza alcun disturbo non ha mostrato alcuna dipendenza dal risolutore. Pertanto, la causa del problema è stata isolata all'interno della simulazione e della generazione dei disturbi del processo e ancor più precisamente all'interno della generazione dei numeri casuali utilizzati a tale scopo. Il generatore casuale del modello di processo è una sottofunzione della funzione principale *tefunc()*. Lo stato di questo generatore casuale cambia ad ogni chiamata a questa sottofunzione, che avviene in congiunzione con la generazione dei disturbi di processo e allo stesso modo con la generazione del rumore di misura. Il modello stesso dei disturbi del processo è unipolifoniale, i cui coefficienti vengono aggiornati periodicamente in base ai numeri casuali generati. La generazione del

rumore di misurazione, tuttavia, avviene ogni volta che vengono calcolate le uscite del processo. Questo viene fatto con ogni chiamata della funzione principale del processo, che non solo avviene una volta determinati gli output, ma anche una volta calcolate le derivate e durante l'esecuzione del ciclo di integrazione interno dei solutori usando passaggi minori come vediamo dall'algoritmo illustrato sopra. Il numero di cicli di questo ciclo di integrazione interno dipende dal risolutore. Quindi il numero di chiamate del generatore casuale tra due passi temporali maggiori dipende direttamente dalla scelta del risolutore. Cioè, quando avviene il ricalcolo dei polinomi dei disturbi del processo, lo stato del generatore casuale varia con il risolutore scelto. Ciò causa ancora una volta le differenze dei risultati della simulazione. La struttura originale del modello, era destinata a un ciclo di simulazione meno strutturato. La funzione principale doveva essere chiamata solo una volta per ciclo. Il calcolo dei derivati e delle realizzazioni doveva avvenire in un unico passaggio come illustrato nella figura precedente. Nonostante questo problema, i risultati esistenti basati sul codice originale rimangono corretti, poiché il modello fisico-chimico non è interessato. Il problema delineato ha effetto solo durante la generazione di disturbi del tipo "variazione casuale" e modifica la progressione del disturbo a meno che le impostazioni del risolutore non siano le stesse. Quindi le differenze dei risultati della simulazione possono essere ricondotte all'uso del generatore di numeri casuali. Pertanto, il modello rivisto è dotato di due generatori di numeri di funzionamento sia per il rumore di misura che per i disturbi di processo, aggiungendo un secondo stato allo stato casuale esistente. Ora, c'è uno stato per la generazione del rumore di misurazione e un altro per la generazione dei disturbi del processo. Durante la revisione, sono stati considerati due aspetti principali. Da un lato sono stati rivisti gli algoritmi e la struttura del codice, in modo da adattarlo alla struttura del ciclo di simulazione. D'altra parte il modello è stato esteso in termini di output aggiuntivi, nuovi disturbi di processo e così via.

- **XMV** che è stata la variabile utilizzata per indicare gli ingressi del nostro sistema in studio;
- **SIMOUT** che è stata la variabile utilizzata per raccogliere le uscite del nostro sistema per poi paragonarle all'uscita del nostro sistema originario senza disturbo;
- **IDV** è la variabile che è stata usata come parametro per indicare i disturbi presi in considerazione per effettuare le simulazioni per il nostro caso di studio.

Il nostro obiettivo è stato quello di studiare le uscite che sono state ottenute tramite le simulazioni con i disturbi presenti per poi confrontarli con l'uscita del nostro sistema in studio senza disturbi.



La fase di addestramento viene ripetuta per ogni segnale, quindi vengono ottenute k immagini spettrali di vibrazione statistica per ogni condizione della macchina, dove k è il numero di segnali acquisiti. Nelle fasi diagnostiche, le immagini spettrali di vibrazione statistica memorizzate vengono confrontate con i nuovi dati e viene calcolato un indice statistico di guasto. I passaggi della diagnosi sono riassunti nell'algoritmo 2.

Algorithm 2: Testing.

- 1: **Input:** Testing dataset
 - 2: **Input:** Number of time segments n
 - 3: **Input:** Time window samples N
 - 4: **Output:** Fault diagnosis
 - 5: *Step 1:* Segment the testing dataset n times randomly
 - 6: *Step 2:* Compute the FFT for each data segment
(number of DFT points equal to the next nearest power of 2 of the time window samples)
 - 7: *Step 3:* ECDFs calculation
 - 8: *Step 4:* Perform diagnosis via (3)
-

Il nostro algoritmo di diagnostica si è basato sulle distanze statistiche estrapolate man mano che si eseguivano le simulazioni. L'algoritmo sviluppato si è composto di due fasi dove nella prima si calcola un'immagine spettrale per ogni simulazione così da avere sia l'immagine del caso senza guasto che di quello col guasto. In questa fase definiamo anche la nostra finestra temporale, in cui abbiamo raccolto i dati, che abbiamo impostato ad un secondo.

3.2 Il modello PCA

Il Monitoraggio Statistico dei Processi (SPM) o i metodi basati sui dati applicano statistiche di vario tipo e metodi di apprendimento automatico al rilevamento e alla diagnostica dei guasti, che è diventata una delle aree più fruttuose sia nella ricerca che nelle applicazioni negli ultimi due decenni. Utilizzando metodi di analisi statistica multivariata, il Monitoraggio Statistico dei Processi ha trovato ampie applicazioni in diversi processi industriali, tra cui prodotti chimici, polimeri, produzione di microelettronica e processi farmaceutici. I compiti coinvolti in SPM includono tipicamente:

- (i) rilevamento dei guasti;

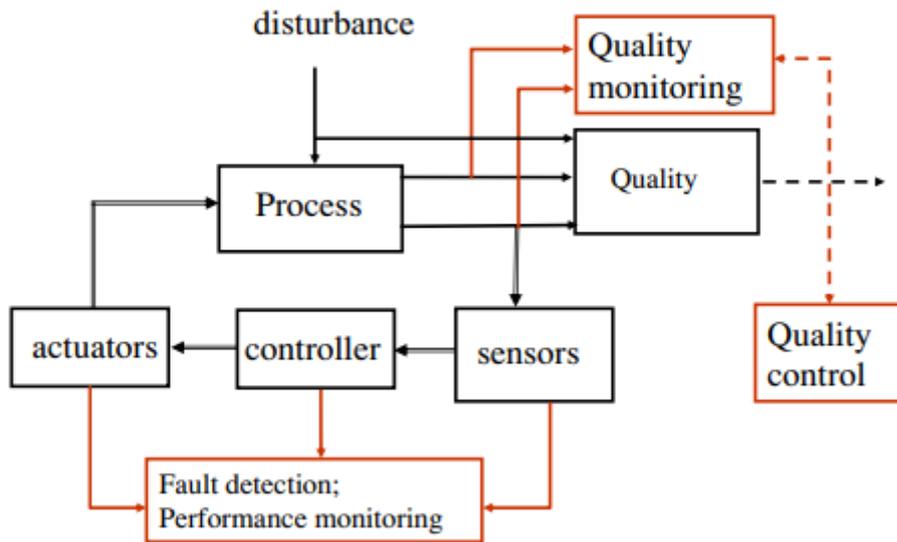
- (ii) identificazione o diagnosi dei guasti;
- (iii) ricostruzione dei guasti che stima i valori privi di guasti per mantenere il controllo e il monitoraggio in corso anche se si sono verificati alcuni guasti.

A causa della natura basata sui dati dei metodi SPM, è relativamente facile da applicare a processi reali di scala piuttosto ampia rispetto ad altri metodi basati sulla teoria dei sistemi o su modelli di processo rigorosi.

L'utilizzo di statistiche multivariate per l'individuazione di situazioni anomale è stato studiato intensamente nell'area del controllo della qualità multivariata (MQC). Tipicamente la statistica T^2 di Hotelling e la statistica Q , nota anche come errore di previsione al quadrato (SPE), sono utilizzate per l'individuazione di una situazione di anomalia fuori controllo. Queste due statistiche, calcolate sulla base di un modello basato sull'analisi delle componenti principali (PCA), forniscono un resoconto globale delle situazioni anomale in modo complementare. La letteratura MQC, tuttavia, si concentra principalmente sul monitoraggio delle variabili di qualità e sul rilevamento di un problema di qualità. Per il rilevamento dei guasti utilizzate in MQC, il successivo lavoro di monitoraggio del processo estende l'uso di statistiche multivariate per la ricostruzione e la diagnosi dei guasti.

Il rilevamento e la diagnosi dei guasti basati sui dati sono ampiamente accettati nella pratica industriale a causa delle caratteristiche basate sui dati e multivariate. L'adozione precoce è riportata a Dupont. Altri successi si trovano in diversi settori tra cui la produzione di semiconduttori, l'industria siderurgica e l'industria chimica. Le industrie di processo sono caratterizzate da operazioni complesse su larga scala, che sono ben strumentate con gerarchie di controllo multilivello, rendendolo un luogo adatto per applicare le metodologie basate sui dati.

Il problema industriale considerato nell'errore guidato dai dati, il rilevamento e la diagnosi possono essere illustrati come nella figura sottostante:



Problema di monitoraggio del processo e della qualità considerato nel rilevamento e nella diagnosi dei guasti basati sui dati.

Il processo è il fulcro dell'attenzione di cui si concentra l'operazione efficiente per realizzare prodotti di buona qualità. Disturbi e variabilità sono gli ostacoli che impediscono al processo di realizzare prodotti di buona qualità.

La strumentazione di processo e il controllo del feedback sono installati per mantenere il normale funzionamento e la produzione efficiente. Per garantire la qualità, di solito sono disponibili misurazioni aggiuntive, ma hanno molta meno frequenza (come indicato dalle frecce tratteggiate) e un lungo ritardo in quanto la qualità è difficile e costosa da misurare. Come con altri sistemi di ingegneria, la strumentazione e il controllo aggiuntivi, insieme ai processi di produzione, sono tutti soggetti a condizioni anomale (guasti soft) e guasti (guasti rigidi), con conseguenti perdite di qualità ed efficienza.

Il compito del rilevamento e della diagnosi dei guasti basati sui dati è quello di rilevare una situazione anomala e diagnosticare precocemente la causa principale.

Alcune delle attività di monitoraggio e diagnosi riflesse nella figura precedente includono:

- ❖ I sensori e gli attuatori sono l'obiettivo principale della ricerca tradizionale di rilevamento e isolamento dei guasti (FDI) nel contesto del controllo a feedback. I metodi robusti sono disponibili per essere insensibili agli errori del modello e ai disturbi del processo in una certa misura.
- ❖ Il monitoraggio e la diagnosi delle prestazioni di controllo riguardano il degrado o le scarse prestazioni di controllo con il cambiamento delle caratteristiche del processo o del disturbo.
 - Il monitoraggio del processo basato su PCA estrae le variabili latenti dai dati di misurazione del processo (con o senza controllo di feedback) per monitorare i cambiamenti nelle condizioni del processo, i disturbi, i sensori e gli attuatori, che possono influire sulla qualità del prodotto.
 - Il monitoraggio basato su PLS o sugli usi del monitoraggio della qualità dei dati di qualità per guidare la scomposizione dei dati di processo ed estrarre le variabili latenti che sono più rilevanti per la qualità del prodotto. La capacità di diagnosi è migliorata e i tassi di falsi allarmi possono essere ridotti grazie all'uso di dati di qualità.
- ❖ Il controllo di qualità (MQC) riguarda principalmente il controllo finale della qualità dei prodotti.

I metodi di monitoraggio del processo multivariato basati su i modelli PCA e PLS che offrono un approccio pratico per il rilevamento e la diagnosi dei guasti. Mentre il rilevamento dei guasti è realizzato applicando direttamente le statistiche utilizzate in MQC.

Poiché il monitoraggio statistico dei processi si concentra sulle variabili di processo e sulle variabili di qualità, i modelli statistici multivariati estraggono effettivamente la correlazione variabile dovuta al bilancio di massa, al bilancio energetico e ad altri

ripristinati operativi in modo empirico. Possiamo riassumere le seguenti caratteristiche del monitoraggio di processo che si distingue da MQC:

- ❖ l'identificazione dei guasti nel monitoraggio di processo diventa fattibile e più interessante grazie all'inclusione di variabili di processo nell'analisi;
- ❖ la ricostruzione dei guasti è possibile farla per mantenere il controllo e le operazioni in corso anche se alcuni sensori hanno fallito.

Modellazione dei processi e dei guasti

Il monitoraggio statistico del processo si basa sull'utilizzo di dati di processo per costruire modelli di processo. I modelli PCA sono utilizzati principalmente per estrarre la correlazione variabile dai dati.

Il modello PCA

Sia $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ un vettore campione di m sensori. Assumendo che ci sono N campioni per ogni sensore, una matrice di dati $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times N}$ è composto da ogni riga che rappresenta un campione. Un requisito importante per i dati normali della matrice \mathbf{X} è che dovrebbe essere ricca di variabilità normale alla rappresentazione della variabilità della causa comune del processo. La matrice \mathbf{X} è scalata a media zero e di solito è a varianza unitaria per la modellazione PCA.

La matrice \mathbf{X} è decomposta in una matrice di punteggio \mathbf{T} e una matrice di carico \mathbf{P} da scomposizione dei valori singolari da cui possiamo ricavare che:

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}^T + \tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{TP}^T + \tilde{\mathbf{T}}\tilde{\mathbf{P}}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{T} & \tilde{\mathbf{T}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P} & \tilde{\mathbf{P}} \end{bmatrix}^T$$

dove T combina i vettori singolari di sinistra e il valore singolare e $\tilde{X} = T \tilde{P}^T$ è la matrice residua. Poichè le colonne di T sono ortogonali allora la matrice di covarianza corrisponderà a:

$$\mathbf{S} \approx \frac{1}{N-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{P} & \tilde{\mathbf{P}} \end{bmatrix} \mathbf{\Lambda} \begin{bmatrix} \mathbf{P} & \tilde{\mathbf{P}} \end{bmatrix}^T$$

dove:

$$\begin{aligned} \mathbf{\Lambda} &= \frac{1}{N-1} \begin{bmatrix} \mathbf{T} & \tilde{\mathbf{T}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{T} & \tilde{\mathbf{T}} \end{bmatrix} \\ &= \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\} \end{aligned}$$

e

$$\lambda_i = \frac{1}{N-1} \mathbf{t}_i^T \mathbf{t}_i \approx \text{var}\{\mathbf{t}_i\}$$

quando N è molto grande. Il vettore di punteggio T_i è la i^{th} colonna di T e λ_i sono gli autovalori della matrice di covarianza in ordine decrescente. Il sottospazio componente principale (PCS) è $S_p = \text{span}\{\mathbf{P}\}$ e il sottospazio residuo (RS) è $S_r = \text{span}\{\tilde{\mathbf{P}}\}$. Viene condotta la partizione di PCS e RS tale che l'RS contenga solo minuscoli valori singolari, che corrispondono ad un sottospazio che normalmente non ha molte variabilità, o che è principalmente rumore. I residui sono quindi paragonabili a quelli degli errori di equazione in un modello matematico costruito dal bilancio di massa e dall'energia bilanciata.

Un vettore campione \mathbf{x} può essere proiettato sul PCS e RS, rispettivamente

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{P}\mathbf{t} = \mathbf{P}\mathbf{P}^T\mathbf{x} \equiv \mathbf{C}\mathbf{x} \in S_p$$

dove

$$\mathbf{t} = \mathbf{P}^T \mathbf{x}$$

è il vettore di punteggio delle variabili latenti.

Poiché S_p e S_r sono ortogonali,

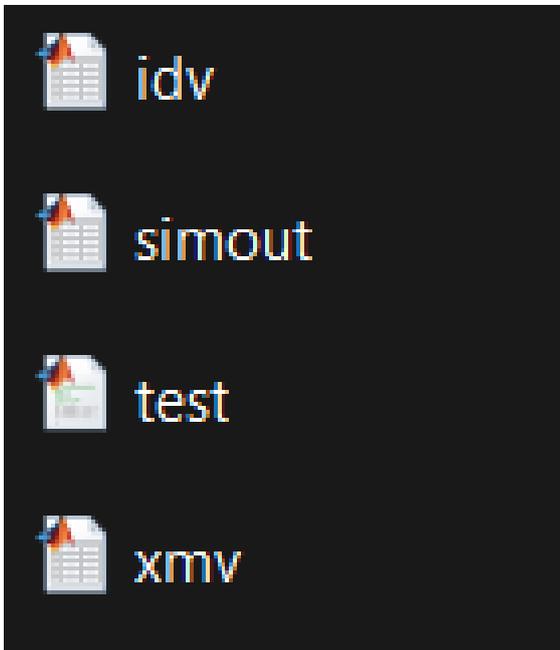
$$\hat{\mathbf{x}}^T \tilde{\mathbf{x}} = 0$$

e

$$\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}} + \tilde{\mathbf{x}}$$

3.3 Il Dataset

Durante l'esecuzione delle simulazioni sono state create diverse cartelle, ognuna per ogni simulazione, dove abbiamo raccolto i dati di ingresso, di uscita e del disturbo. Nel totale, sono state create delle matrici dove ognuna di esse era relativa ad uno specifico disturbo. Nella fase successiva del test sull'algoritmo sono stati anche salvati i dati che nella fase finale, tramite il calcolo statistico della distanza, ci ha permesso di visualizzare quale simulazione con guasto, confrontata con quella senza guasto, risultava evidente.



4 Risultati

4.1 Classificazione dei disturbi

Durante la prima parte della tesi, ci siamo soffermati sullo studio della tipologia dei disturbi che possono verificarsi in fase di esecuzione del processo. Per quanto riguarda l'esecuzione della funzione principale come mostrato nello schema a blocchi precedente, ogni volta che vengono determinati gli output o le derivate del modello di simulazione, viene eseguito l'intero modello (cioè il codice). Tuttavia, ciò non è necessario poiché le derivate non sono necessarie quando vengono determinate le uscite e viceversa. Inoltre, i dati di processo, che descrivono lo stato attuale del processo per mezzo di temperature, livelli, ecc, delle unità di processo, devono essere calcolate una sola volta durante una fase temporale (minore/maggiore). I dati di processo sono determinati in base agli stati del modello. Cioè, solo i valori essenziali vengono utilizzati come stati del modello, mentre i restanti vengono calcolati utilizzando questi valori di stato. Pertanto, `tefunc()` è diviso nel calcolo dei dati e degli output di processo, che si basa sugli stati del modello, e il calcolo delle derivate, che si basa sui dati di processo. Queste due parti sono chiamate soggette alla posizione corrente all'interno del ciclo di simulazione.

Struttura dei dati

Il modello originale ha un set di dati globale (rispetto all'intero modello di simulazione, cioè `mdl-file`), contenente tutte le informazioni sullo stato corrente del processo. Pertanto, non è possibile simulare più di un modello alla volta, poiché due modelli si sovrascrivono a vicenda elaborando i dati. Per ovviare a questo problema, il set di dati è incapsulato in un record di dati specifico del modello. Durante l'inizializzazione del modello di simulazione, la memoria viene allocata per ogni record di dati, consentendo l'esecuzione di più modelli di processo all'interno di

un modello di simulazione senza interferire tra loro. Successivamente siamo andati ad effettuare delle modifiche sul modello. L'obiettivo principale era quello di ampliare le capacità del modello di processo. Nella figura rappresentante il processo chimico utilizzato, i punti di misurazione aggiuntivi erano quelli evidenziati in rosso. I punti di misura e le valvole invece sono stati numerati utilizzando numeri a quattro cifre i cui valori sono stati assegnati rispetto alle cinque unità. Le prime due cifre specificano l'unità; 11 è per il reattore, 12 per il condensatore, 13 per il separatore, 14 per il compressore, 15 per lo stripper ed infine 10 per l'apparecchiatura complessiva. La descrizione dei punti di misura la vediamo in questa tabella:

Number	Description	Base Value	Unit
1 - 41	see Table 4 and Table 5 in [Downs and Vogel, 1993, p. 249]	-	-
42	Temperature A feed (stream 1)	45	°C
43	Temperature D feed (stream 2)	45	°C
44	Temperature E feed (stream 3)	45	°C
45	Temperature A and C feed (stream 4)	45	°C
46	Reactor cooling water inlet temperature	35	°C
47	Reactor cooling water flow	93.37	m ³ /h
48	Condenser cooling water inlet temperature	40	°C
49	Condenser cooling water flow	49.37	m ³ /h
50 - 55	Composition of A feed (stream 1); components A through F	base values of outputs	mol%
56 - 61	Composition of D feed (stream 2); components A through F	52 - 75 are given in	mol%
62 - 67	Composition of E feed (stream 3); components A through F	Table 1 of	mol%
68 - 73	Composition of A and C feed (stream 4); components A through F	[Downs and Vogel, 1993, p. 247]	mol%

In termini di programmazione, le misurazioni aggiuntive vengono aggiunte all'array di output esistente.

Nelle tabelle sottostanti possiamo vedere come abbiamo classificato i nostri disturbi.

Number	Description	Unit	Parameter		Description																				
			te_m	ted_m																					
1	Conversion rate component A	kmol/h			Array of the initial values of the 50 states of the model; if empty the default values of Mode 1 (see Downs and Vogel [1993]) are used																				
2	Conversion rate component C	kmol/h																							
3	Conversion rate component D	kmol/h	1	1																					
4	Conversion rate component E	kmol/h																							
5	Conversion (production) rate component F	kmol/h																							
6	Conversion (production) rate component G	kmol/h	2	-	[only for temex_mod] Array of the activation of the 20 disturbances (see Table 8 in Downs and Vogel [1993] p. 250); if empty the disturbances are switched off																				
7	Conversion (production) rate component H	kmol/h			Initial value (seed) of the state of the random generator																				
8	Partial pressure of component A	kPa abs																							
9	Partial pressure of component B	kPa abs	3	2	Model structure flag																				
10	Partial pressure of component C	kPa abs																							
11	Partial pressure of component D	kPa abs			<table border="1"> <thead> <tr> <th>Bit</th> <th>Description</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>Additional measurement points (in Fig. 3 red)</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>Monitoring outputs of the values subjected to random variations</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>Monitoring outputs of the reaction and process</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>Monitoring outputs of the component's concentration</td> </tr> <tr> <td>4</td> <td>Deactivation of measurement noise</td> </tr> <tr> <td>5</td> <td>Random generator uses different state variables for the process disturbances and measurement noise</td> </tr> <tr> <td>6</td> <td>Solver-independent calculation of the process disturbances</td> </tr> <tr> <td>7</td> <td>Disturbances are scaled by the value of the activation flags</td> </tr> <tr> <td>15</td> <td>Reset model structure to original structure of Ricker [2005]</td> </tr> </tbody> </table>	Bit	Description	0	Additional measurement points (in Fig. 3 red)	1	Monitoring outputs of the values subjected to random variations	2	Monitoring outputs of the reaction and process	3	Monitoring outputs of the component's concentration	4	Deactivation of measurement noise	5	Random generator uses different state variables for the process disturbances and measurement noise	6	Solver-independent calculation of the process disturbances	7	Disturbances are scaled by the value of the activation flags	15	Reset model structure to original structure of Ricker [2005]
Bit	Description																								
0	Additional measurement points (in Fig. 3 red)																								
1	Monitoring outputs of the values subjected to random variations																								
2	Monitoring outputs of the reaction and process																								
3	Monitoring outputs of the component's concentration																								
4	Deactivation of measurement noise																								
5	Random generator uses different state variables for the process disturbances and measurement noise																								
6	Solver-independent calculation of the process disturbances																								
7	Disturbances are scaled by the value of the activation flags																								
15	Reset model structure to original structure of Ricker [2005]																								
12	Partial pressure of component E	kPa abs	4	3																					
13	Partial pressure of component F	kPa abs																							
14	Partial pressure of component G	kPa abs																							
15	Partial pressure of component H	kPa abs																							
16 - 21	Delay-free and disturbance-free measurements of reactor feed analysis	mol%																							
22 - 29	Delay-free and disturbance-free measurements of purge gas analysis	mol%																							
30 - 34	Delay-free and disturbance-free measurements of product analysis	mol%																							
35 - 40	Delay-free and disturbance-free measurements of feed A analysis	mol%																							
41 - 46	Delay-free and disturbance-free measurements of feed D analysis	mol%																							
47 - 52	Delay-free and disturbance-free measurements of feed E analysis	mol%																							
53 - 58	Delay-free and disturbance-free measurements of feed C analysis	mol%																							
59	Production costs related to product quantity based on measurments	ct/(kmol product)																							
60	Production costs related to product quantity based on (disturbance free) internal values	ct/(kmol product)																							
61	Production costs related to time based on measurments	USD/h																							
62	Production costs related to time based on (disturbance free) internal values	USD/h																							

L'estensione del set di parametri è arrivata insieme alle modifiche al programma e al modello. Al fine di generare diverse caratteristiche di disturbo, il generatore casuale è stato dotato di un parametro per impostare il valore iniziale degli stati. Tutti i valori interi ad eccezione di 0 sono validi. Inoltre, è stato introdotto un secondo parametro che serve allo scopo di attivare o disattivare le modifiche apportate al modello originale. Questo parametro intero viene valutato in base al suo valore binario. Ogni bit viene assegnato a una regolazione del programma. La tabella sopra elencata a destra riassume i parametri dei due modelli e l'assegnazione dei bit dove è anche possibile vedere i risultati del confronto del risolutore. Così il modello può essere adattato alle esigenze della simulazione, *ad esempio* la corretta generazione di disturbo viene attivata impostando il suo valore su $96_{10}=1100000_2$. La struttura di esecuzione rivista può essere disattivata solo utilizzando il bit 15 del parametro structure, altrimenti la struttura di esecuzione modificata è sempre attiva.

Inoltre, i disturbi sono aumentati con otto turbolenze del tipo "variazione casuale" come descritto nella tabella successiva. Il vettore parametro dell'attivazione del disturbo viene ulteriormente utilizzato per scalare le ampiezze dei disturbi tra lo 0% e il 100%. I rispettivi valori del parametro di attivazione devono essere compresi tra 0 e 1.

Number	Description
IDV(1) - IDV(20)	see Table 8 in [Downs and Vogel, 1993, p. 250]
IDV(21)	A feed temperature (stream 1)
IDV(22)	E feed temperature (stream 3)
IDV(23)	A feed pressure (stream 1)
IDV(24)	D feed pressure (stream 2)
IDV(25)	E feed pressure (stream 3)
IDV(26)	A and C feed pressure (stream 4)
IDV(27)	pressure fluctuation in the cooling water re-circulating unit of the reactor
IDV(28)	pressure fluctuation in the cooling water re-circulating unit of the condenser

4.2 Estrazione dei risultati

Come esposto precedentemente, la tesi è stata simulata e compilata attraverso Matlab. Una volta creata la nostra matrice di numeri random e una volta definita la nostra finestra di campionamento su cui estrarre i risultati, siamo andati ad estrarre 28 campioni su cui abbiamo successivamente lavorato con le simulazioni per vedere l'andamento del disturbo in risposta all'uscita. Su ogni simulazione abbiamo estratto le variabili su cui abbiamo dovuto lavorare per verificare l'opportuno andamento della simulazione.

```
load simout.mat idv.mat xmv.mat %-> con guasto (IDV!=0)
%simout 7200x41
mc=100; % Parametro di impostazione
lenght=100; %lunghezza della finestra
for i=1:mc
for j=1:41
R=1+7100*rand(); % genero un numero casuale tra 1 e 7200-lenght
Timeseries=simout(R:R+lenght,j); % estrarre una finestra
Stat(:,i,j)=sort(Timeseries); % ordinamento e la inserisco nella matrice Stat
plot(Timeseries)
plot(sort(Timeseries));
plot(sort(Timeseries), 1/100:1/100:1);
lenght= simout(250:699+50,:)+1;
Timeseries=[mc(:,1); lenght(:,1)];
hold on
plot(sort(Timeseries), 1/100:1/100:1);
end
end
```

Nel codice Matlab su cui abbiamo lavorato abbiamo caricato le variabili delle simulazioni eseguite tramite il *load*. Una volta caricate le variabili di ingresso, uscita e dei disturbi, ottenuti dalle simulazioni, abbiamo impostato il nostro parametro di impostazione e la lunghezza della finestra di campionamento, utili per definire il tempo di esecuzione del processo. Impostati i cicli for, successivamente si è andato a generare un numero casuale tra 1 e 7200 andando a sottrarre la lunghezza della nostra finestra di campionamento.

Tramite l'opportuno operatore siamo andati ad estrarre una finestra tramite la variabile `simout` e successivamente abbiamo ordinato i dati raccolti ed inseriti nella nostra matrice `Stat`.

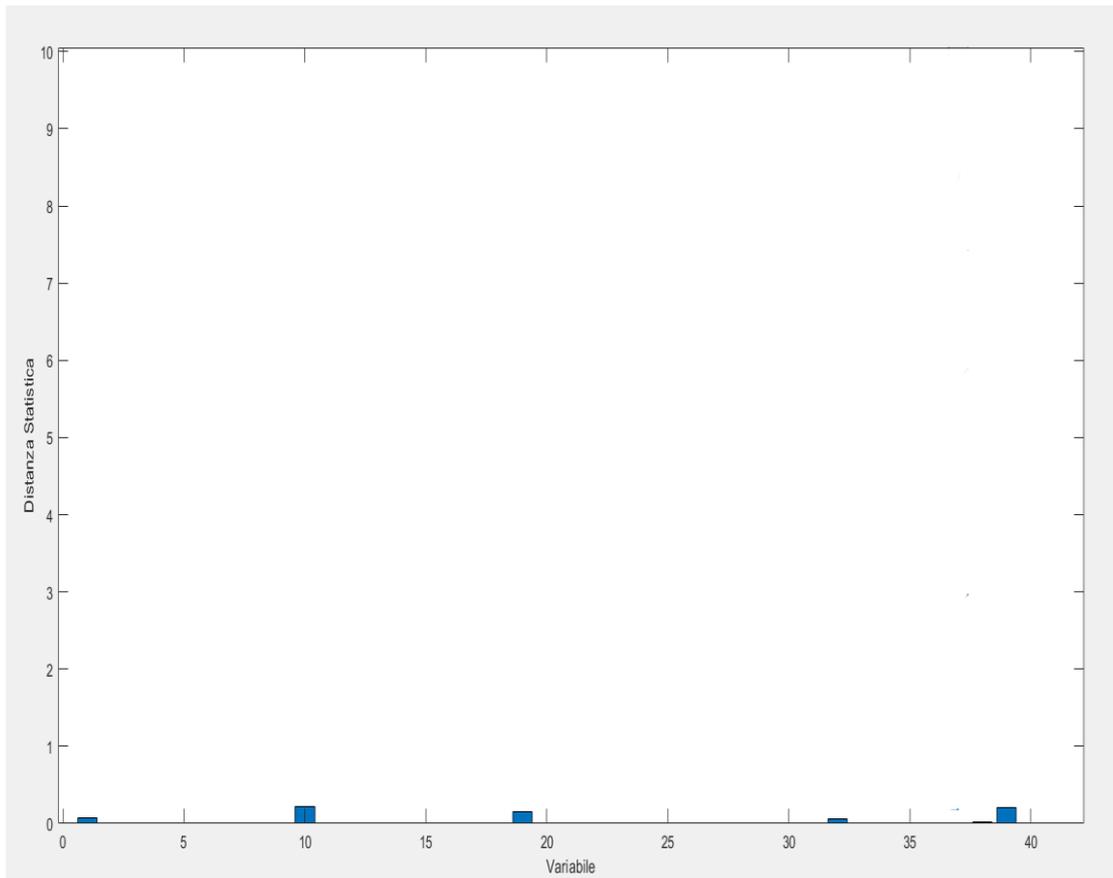
Per il calcolo della distanza statistica è stato utilizzato questo script:

```
cd('C:\Users\Windows10\Desktop\tirocinio\Tesi Diagnostica TEP\simLoopMod\sim1')
load Simout
load idv
load xmv %-> esempio guasto 1
mc=100; % Parametro di impostazione
len=100; %lunghezza della finestra
N=size(simout,1);
for i=1:mc
for j=1:41
R=randi(N-len); % genero un numero casuale tra 1 e 7200-len
Timeseries=simout(R:R+len-1,j); % estrarre una finestra
StatTesting(:,i,j)=sort(Timeseries); % ordinamento e la inserisco nella matrice Statistics_testing
end
end
for j=1:41

Dist(j)=mean(mean(abs(StatTraining(:, :, j)-StatTesting(:, :, j))))/mean(mean(StatTraining(:, :, j).^2));

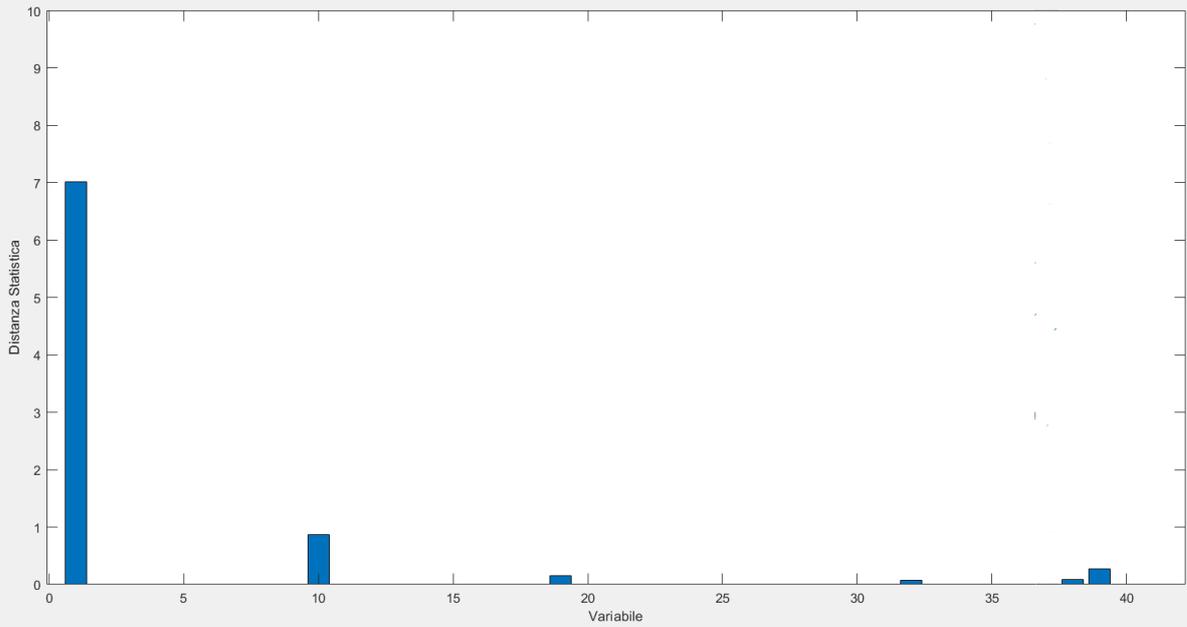
end
```

Per ogni simulazione abbiamo effettuato un plot sul nostro `Timeseries` a cui siamo andati ad estrarre dei valori utili allo svolgimento della nostra simulazione. Effettuando il plot del segnale abbiamo visualizzato come l'andamento del disturbo sia andato ad influenzare il nostro sistema preso in considerazione. Di seguito viene indicato il primo caso del nostro sistema privo di guasti:

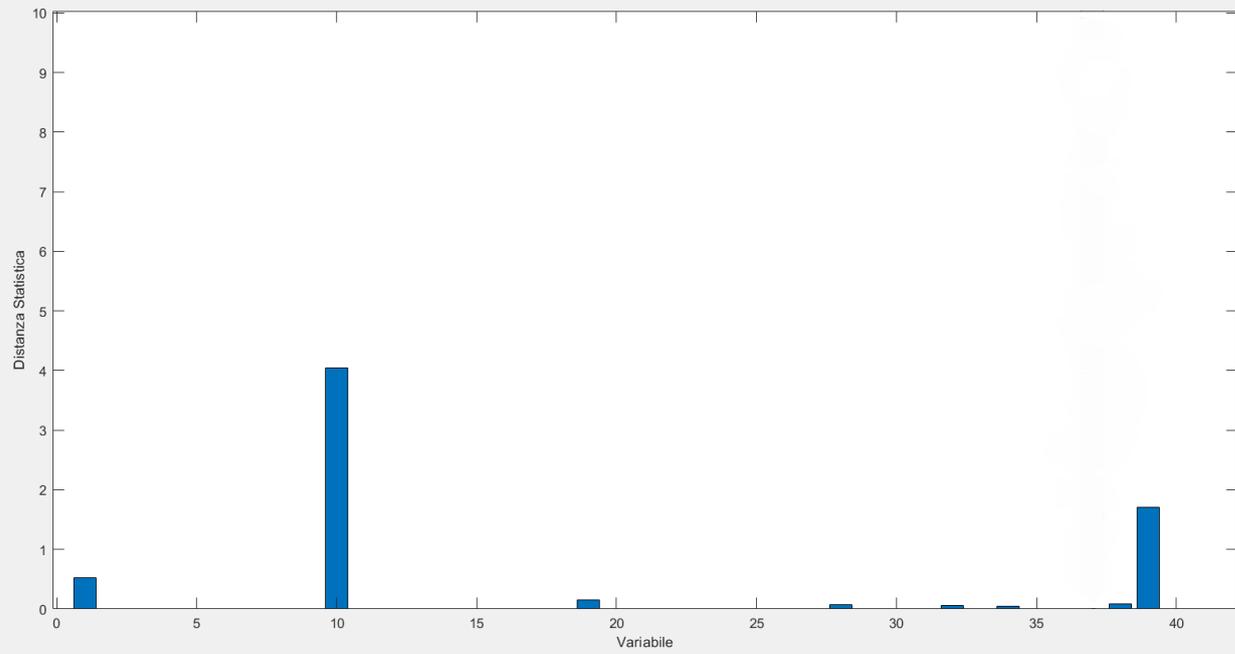


4.3 Confronto dei risultati con il disturbo

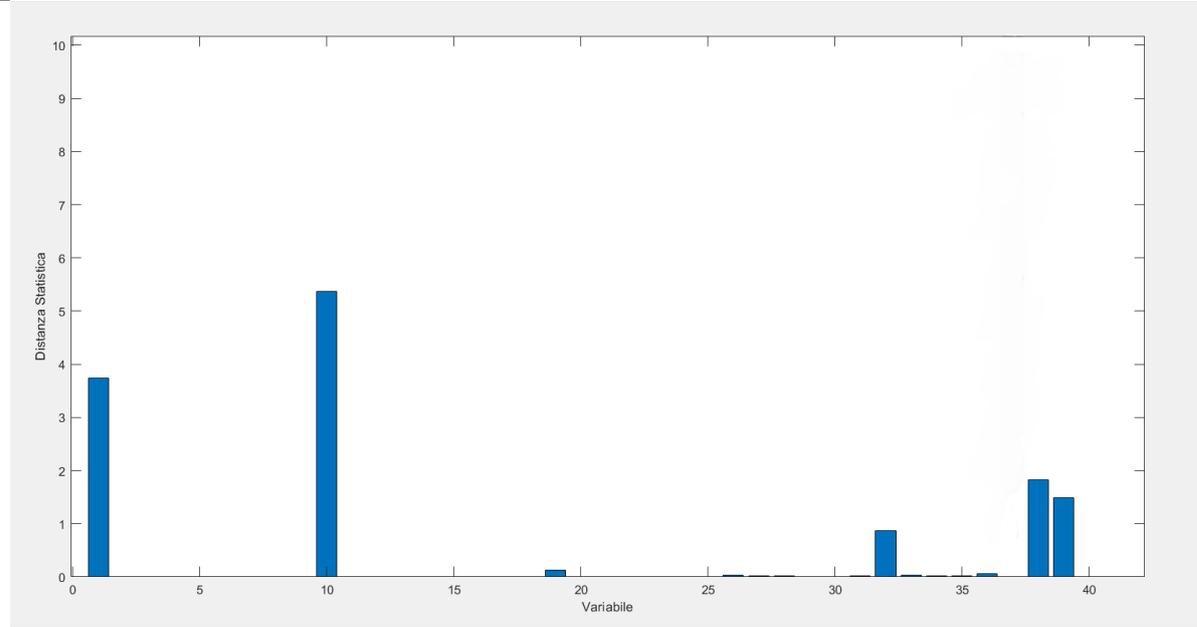
In quest'ultima fase della nostra tesi abbiamo effettuato il confronto con tutti i dati raccolti nella fase di studio tramite i plot eseguiti sulle simulazioni che ci ha permesso di vedere dove il sistema veniva influenzato maggiormente dal disturbo che abbiamo inserito nel nostro sistema. Di seguito vedremo come cambia il nostro sistema in corrispondenza dei disturbi. Ci siamo soffermati sulle simulazioni in cui il guasto era evidentemente visibile nei grafici bar e nei plot effettuati sul disturbo.



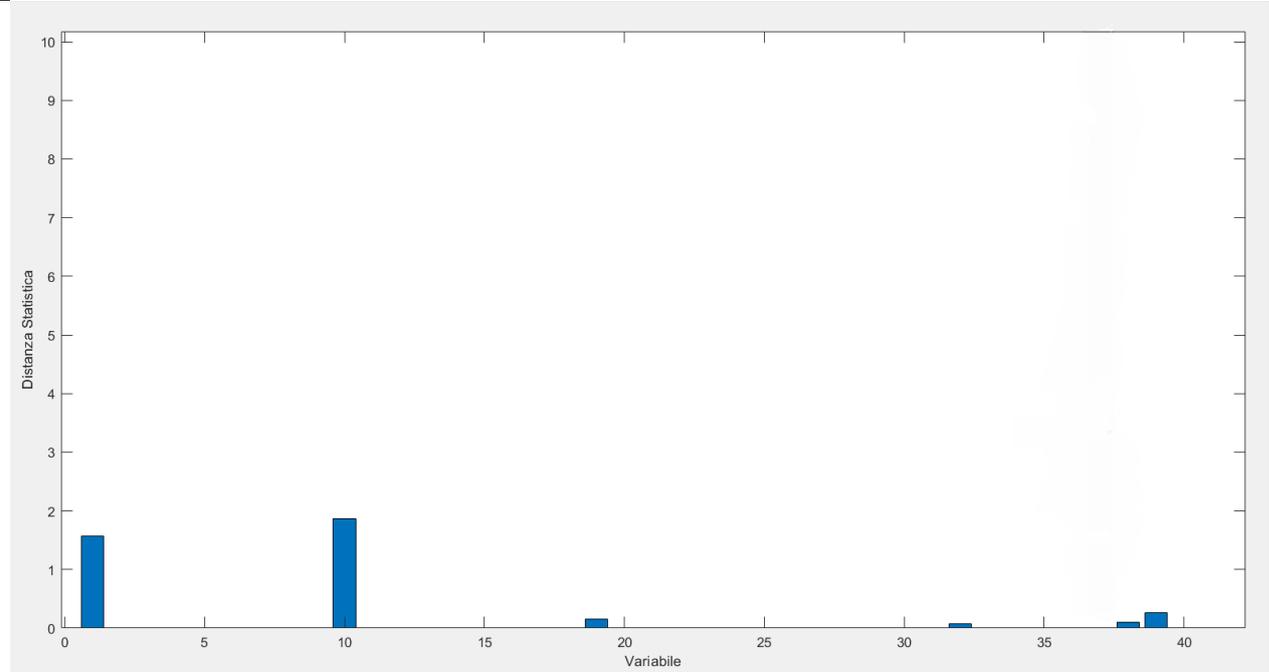
**Grafico bar
simulazione
con guasto
1**



**Grafico bar
simulazione
con guasto
2**



**Grafico bar
simulazione
con guasto
6**



**Grafico bar
simulazione
con guasto
8**

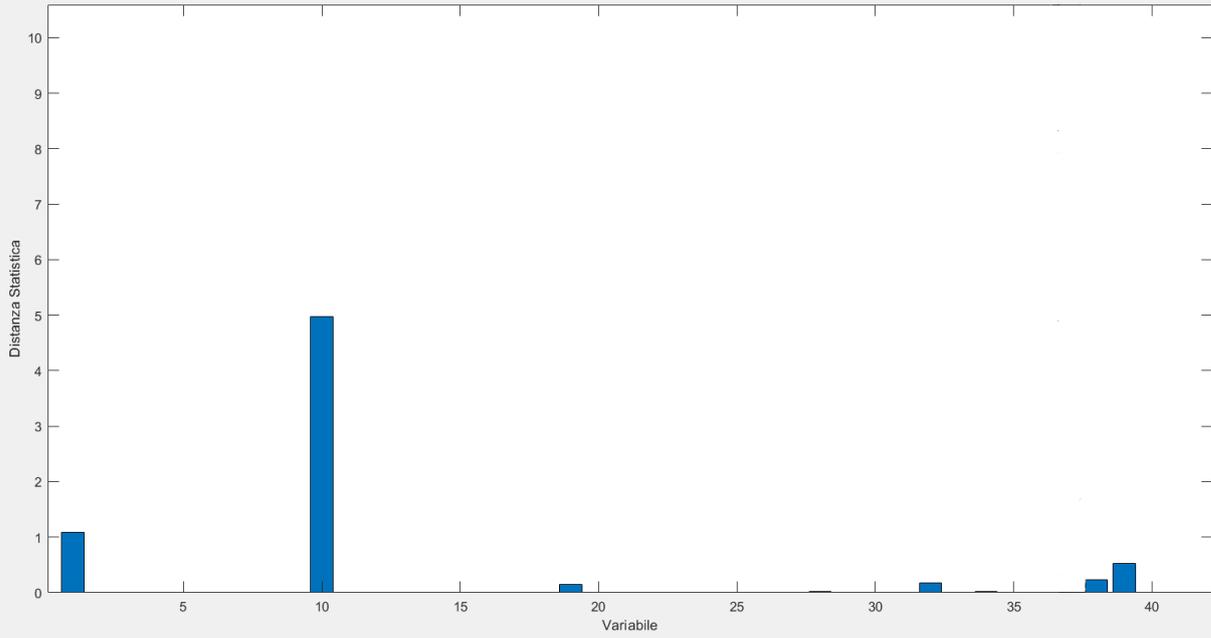


Grafico bar simulazione con guasto 13

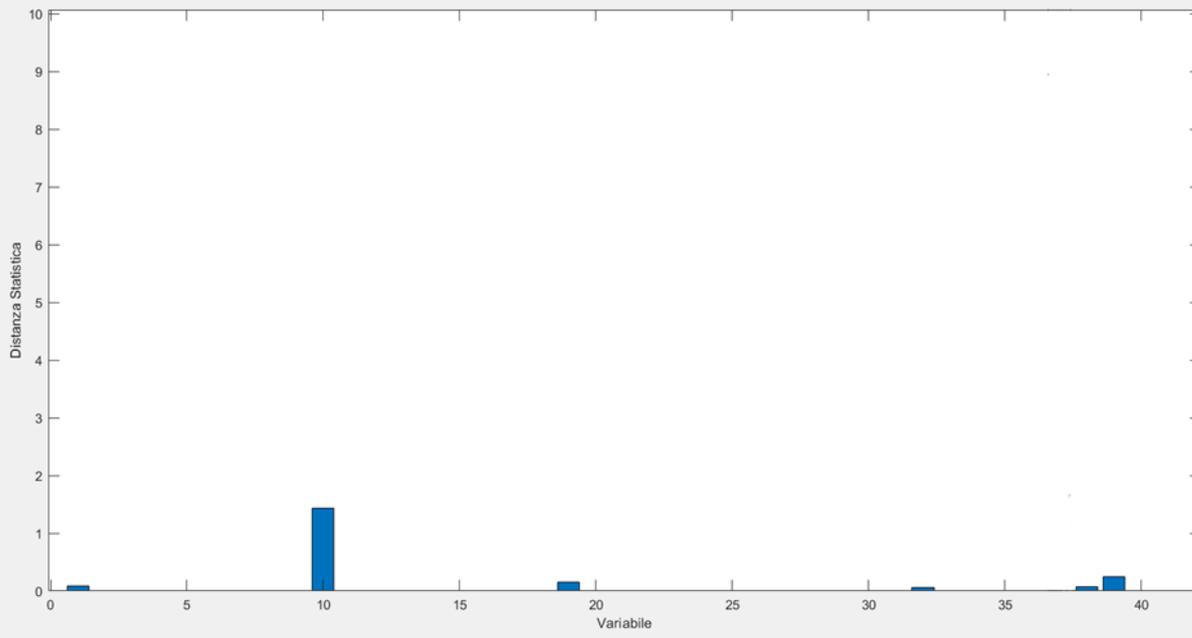
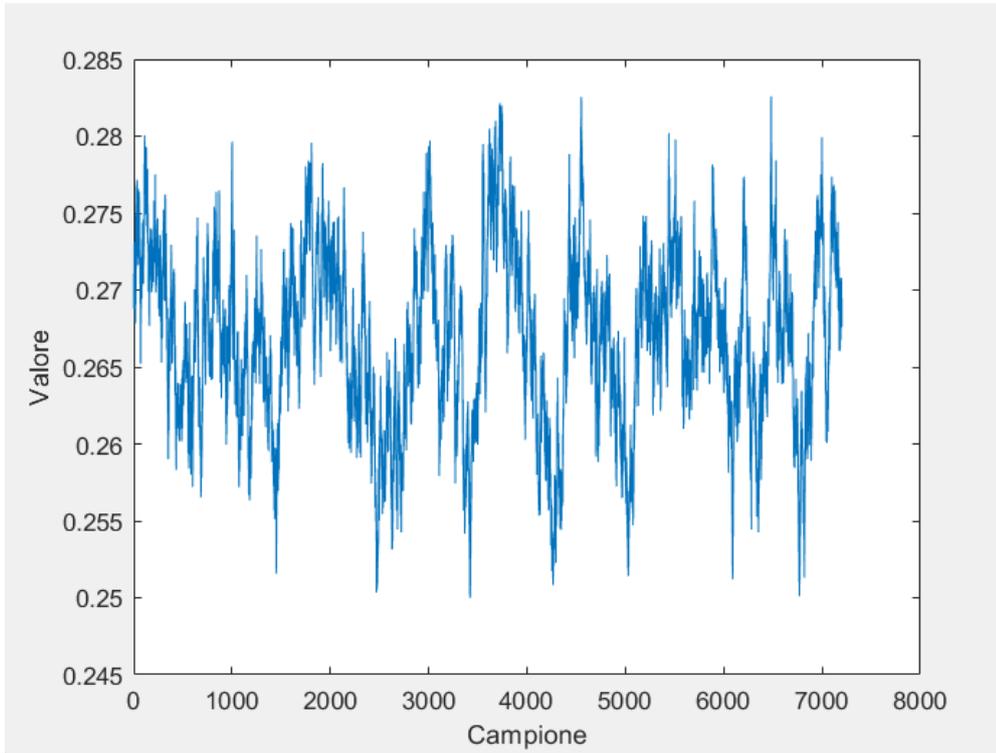
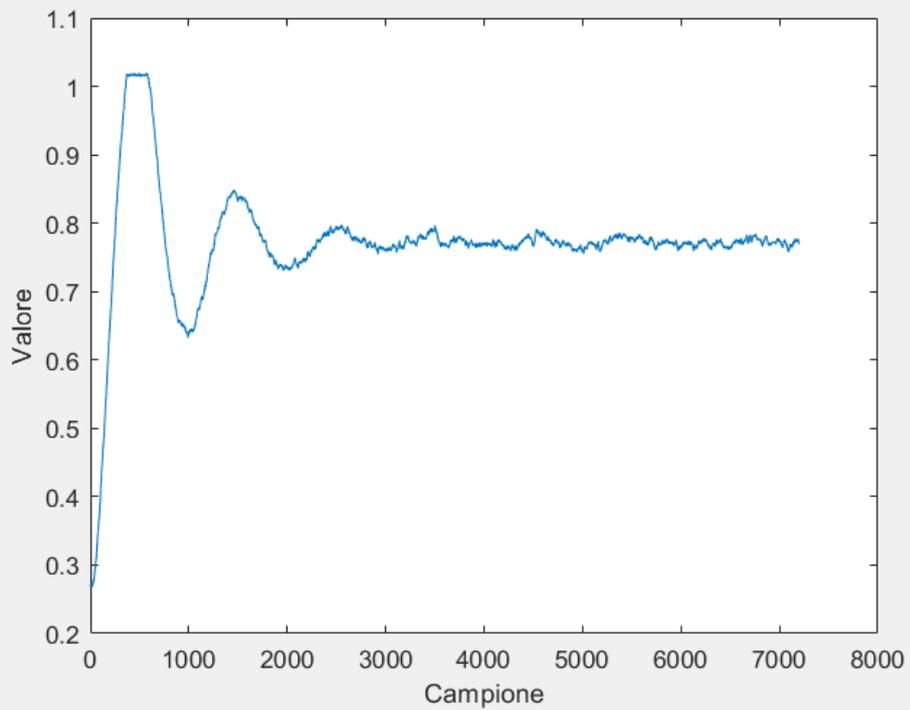


Grafico bar simulazione con guasto 20

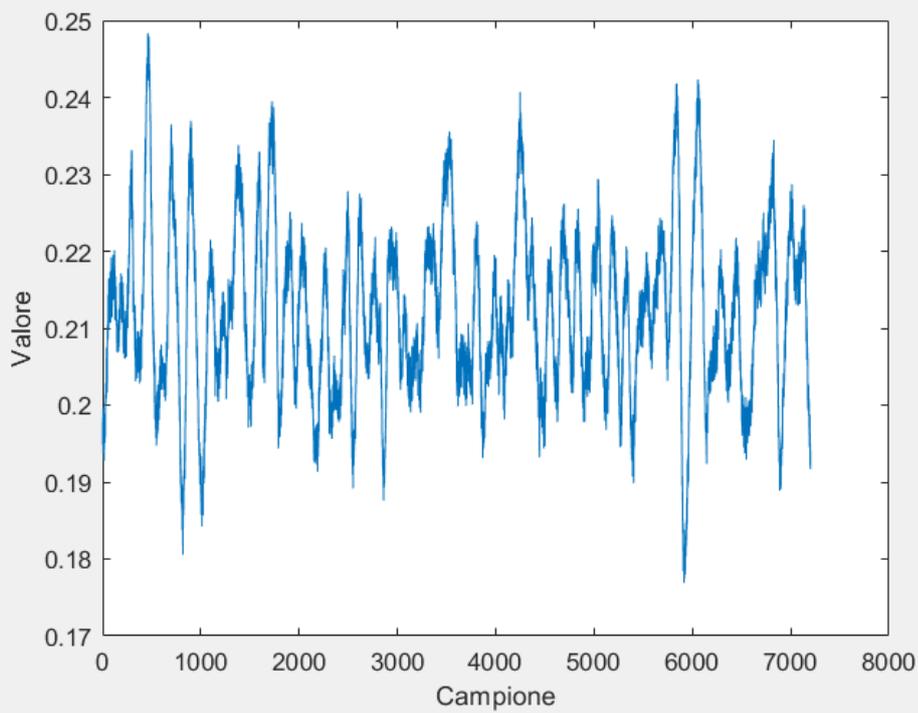
Come possiamo vedere dai grafici Bar ottenuti, il nostro sistema è suscettibile ai disturbi negli ingressi 1, 10, 38 e 39 che abbiamo appunto preso in considerazione per poter effettuare il nostro confronto tra il caso integro e i vari casi variabili con il disturbo.



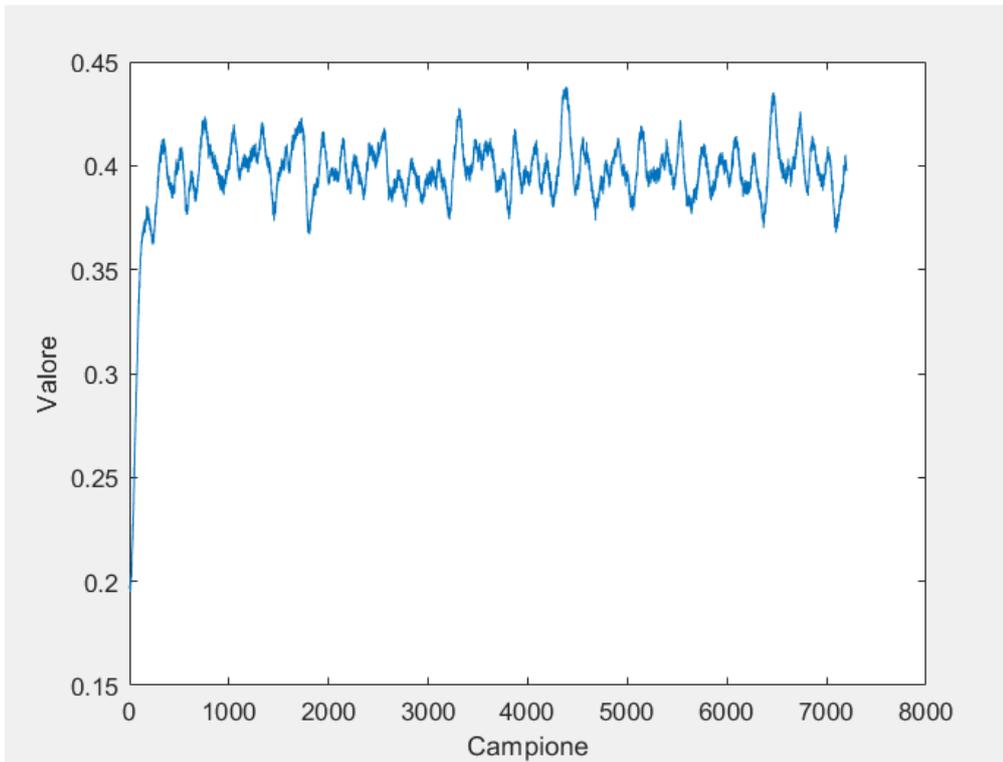
Caso senza
guasto con plot
sull'ingresso 1



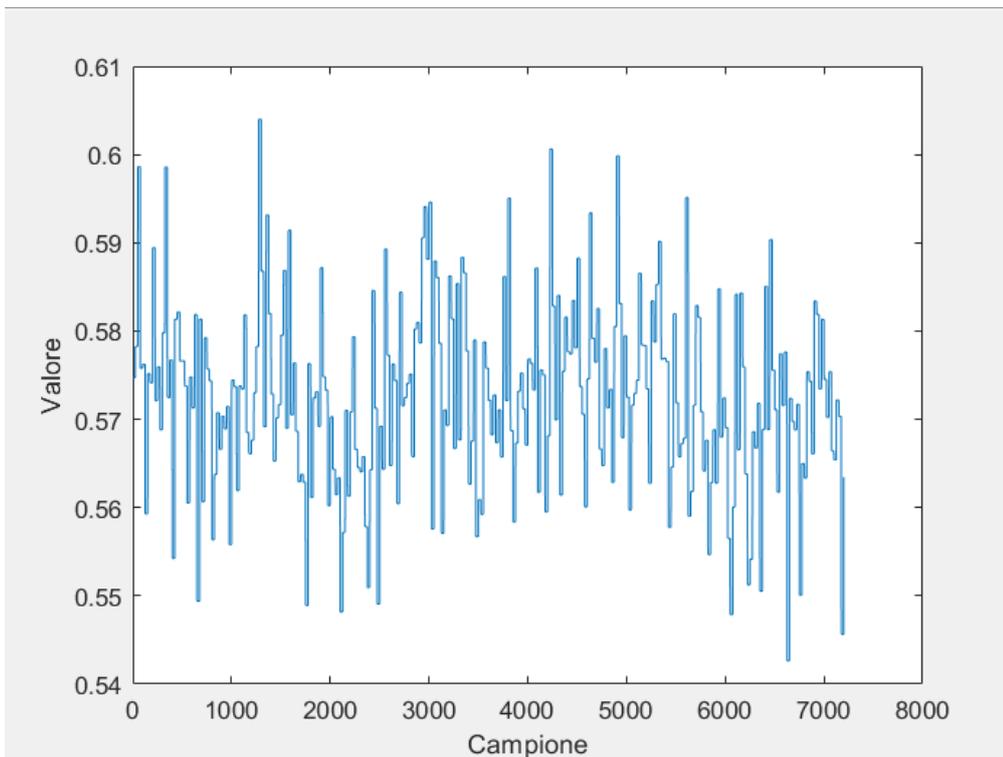
Caso con guasto
nella prima
simulazione con
plot sull'ingresso
1



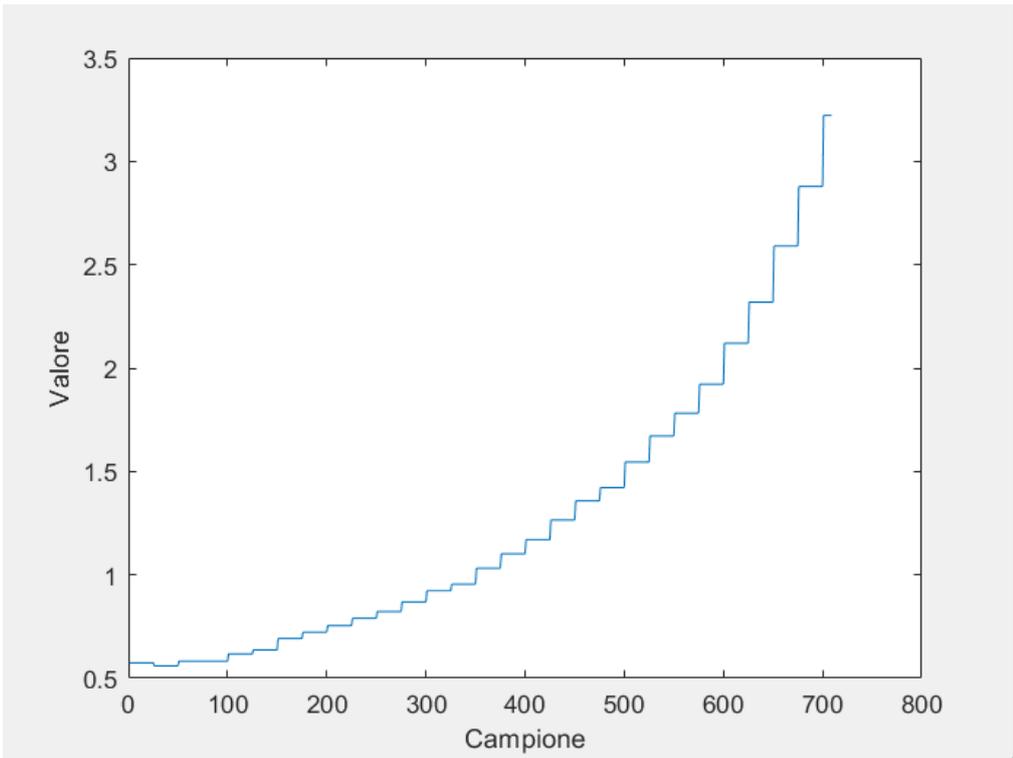
Caso senza
guasto con plot
sull'ingresso 10



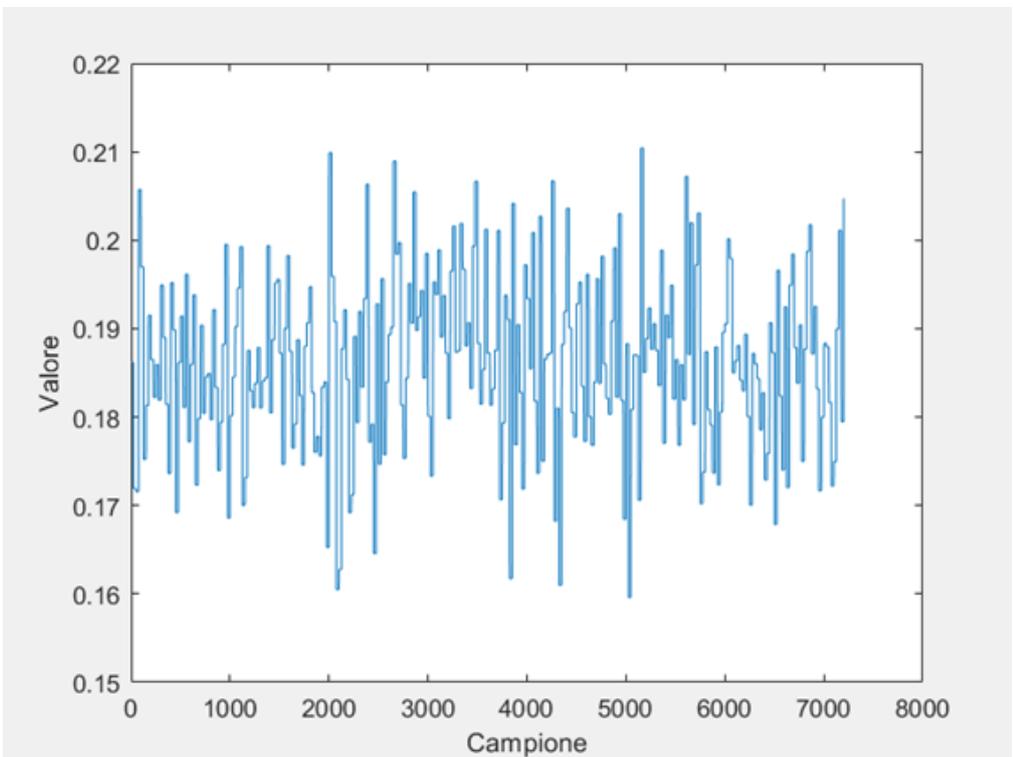
Caso con guasto
nella seconda
simulazione con
plot
sull'ingresso 10



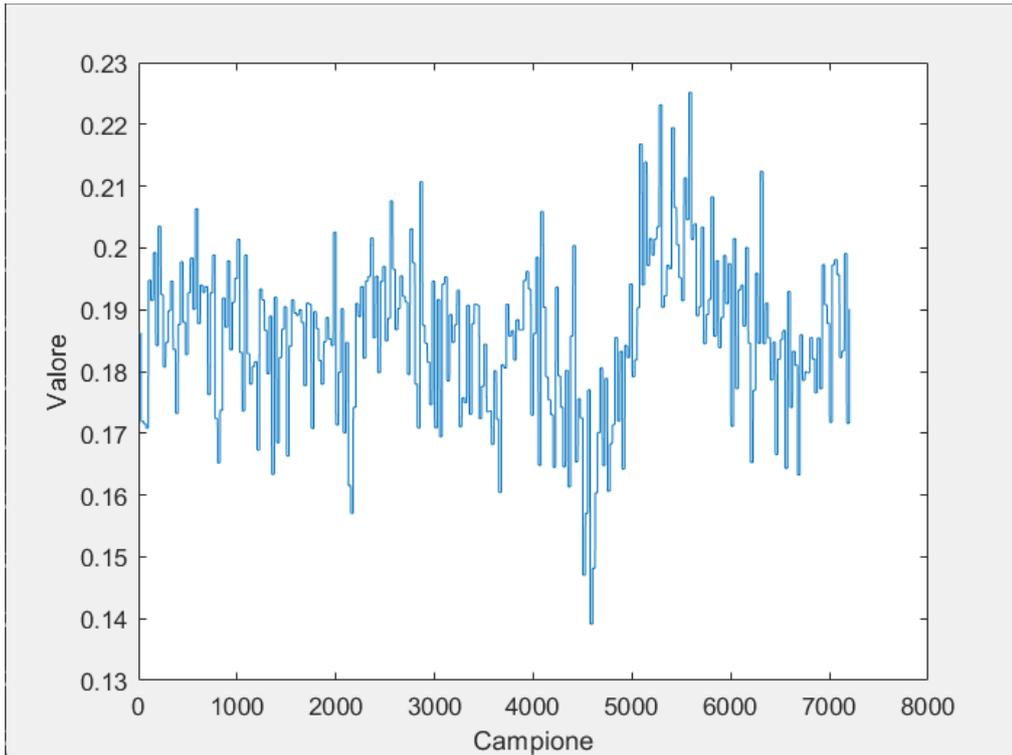
Caso senza
guasto con plot
sull'ingresso 38



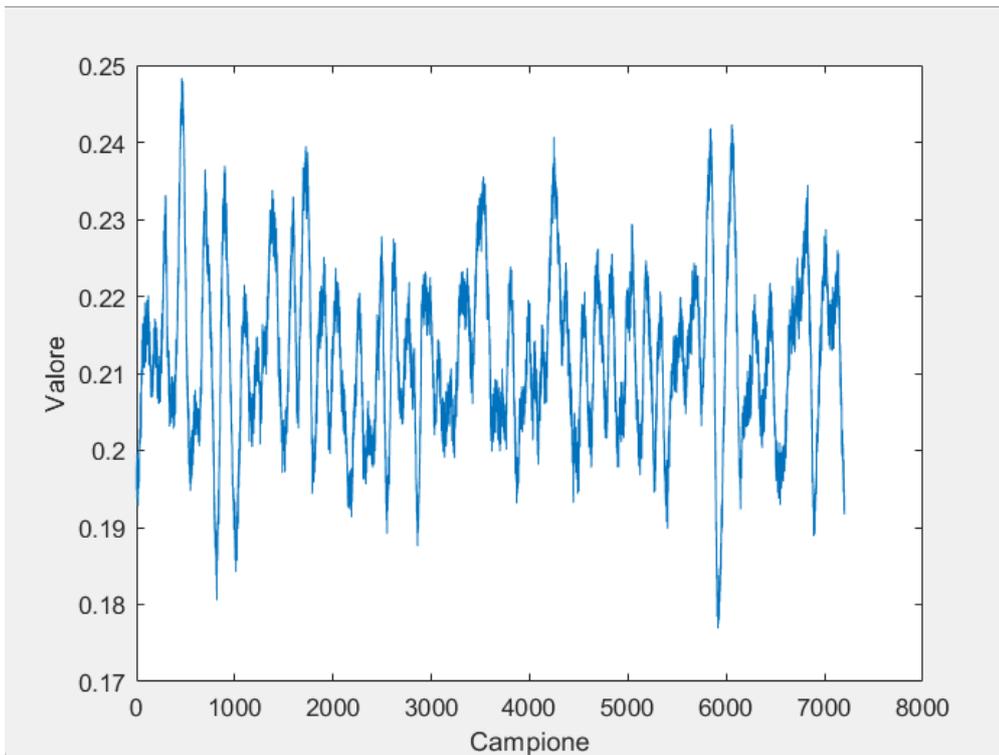
Caso con guasto
nella sesta
simulazione con
plot
sull'ingresso 38



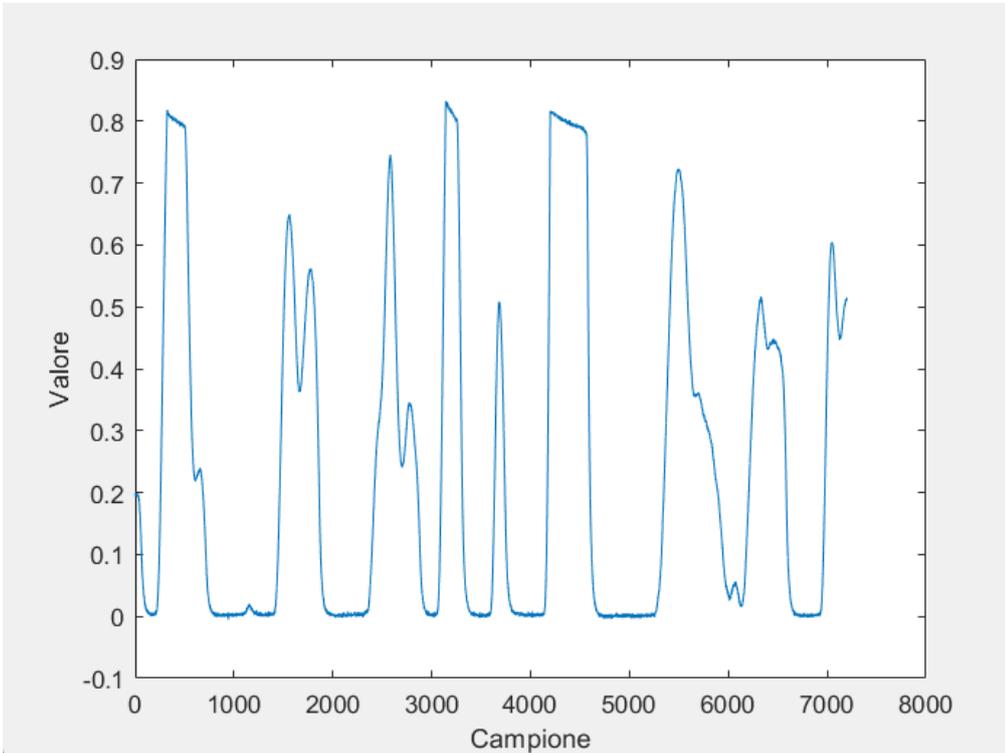
Caso senza
guasto con plot
sull'ingresso 39



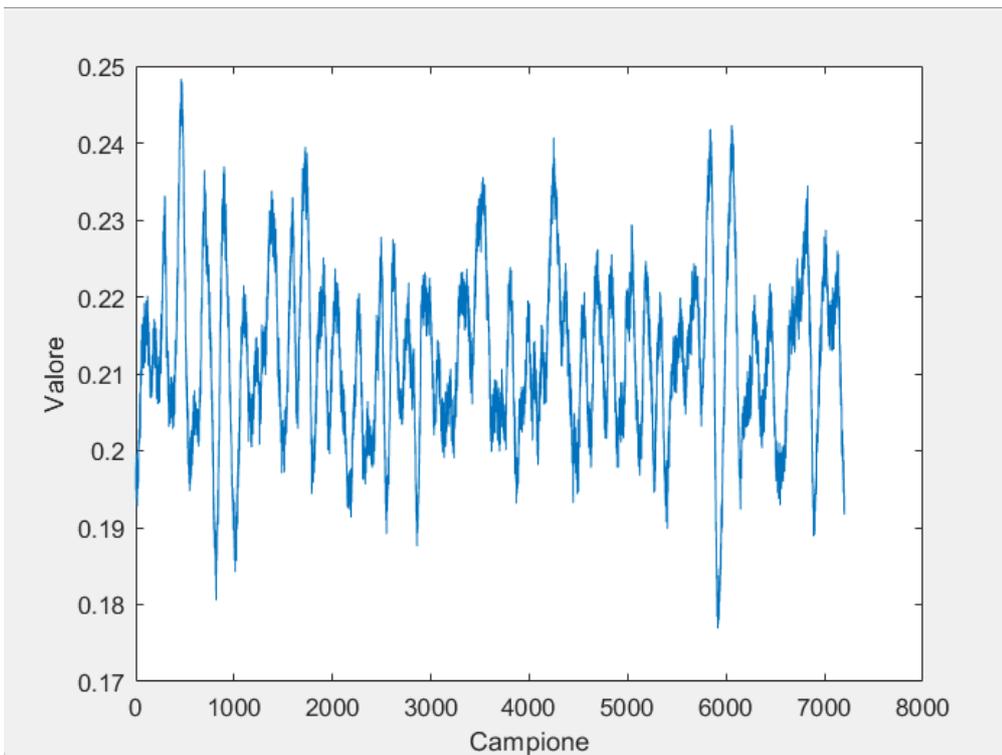
Caso con guasto
nell'ottava
simulazione con
plot
sull'ingresso 39



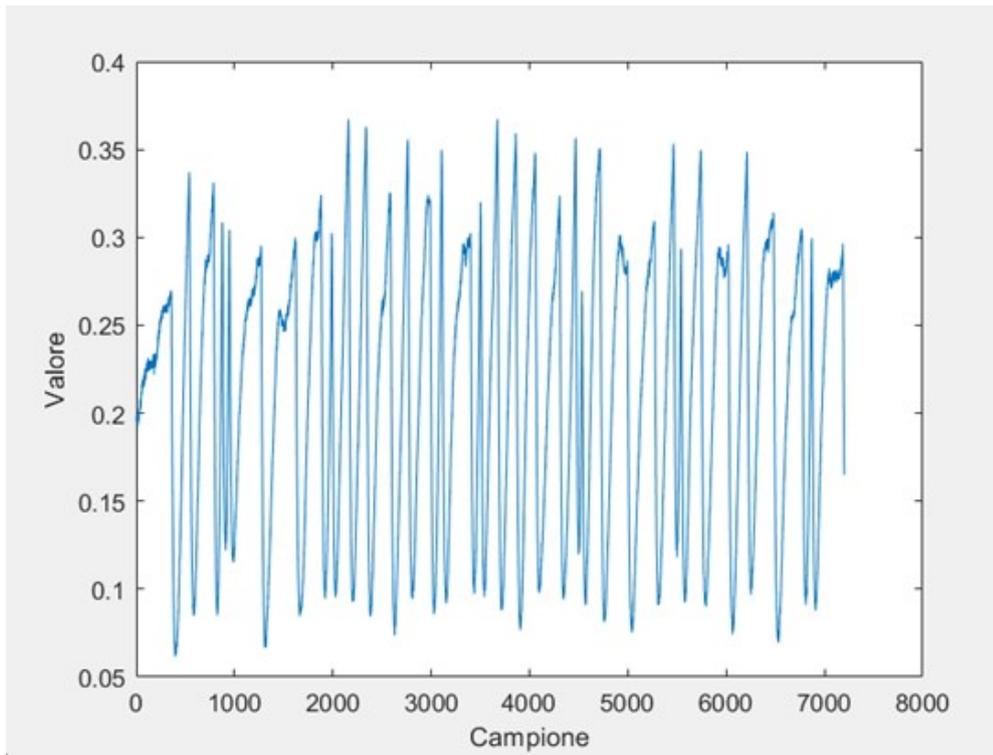
Caso senza
guasto con plot
sull'ingresso 10



Caso con guasto
nella tredicesima
simulazione con
plot sull'ingresso
10



Caso senza
guasto con plot
sull'ingresso 10



Caso con guasto nella ventesima simulazione con plot sull'ingresso 10

5 Conclusioni

L'obiettivo di questa tesi è stato quello di proporre una metodologia di diagnosi guasti per processi industriali. La metodologia proposta si basa su una distanza statistica che viene calcolata tramite l'utilizzo della funzione cumulativa di probabilità empirica. In questa tesi, il processo Tennessee Eastman Process (TEP) è stato considerato come benchmark per testare la metodologia proposta.

L'algoritmo proposto è implementabile anche online riducendo la finestra di analisi dei dati. Nel caso considerato è stata scelta una finestra di analisi di un secondo ottenendo risultati soddisfacenti per alcune tipologie di guasto. L'algoritmo proposto

può essere considerato ed esteso nell'ottica della manutenzione predittiva al fine di ridurre il rischio di verificarsi di situazioni indesiderate.

BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA

- <https://www.sysman.it/processi/iot-predictive-maintenance.html>;
- Mobley R. K., **“An introduction to predictive maintenance”**, Butterworth-Heinemann, 2002;
- **“Data-driven Fault Detection and Diagnosis for Complex Industrial Processes”** S. Joe Qin Mork Family Department of Chemical Engineering and Materials Science, Ming Hsieh Department of Electrical Engineering, University of Southern California, Los Angeles, CA 90089 USA (e-mail: sjin@usc.edu);
- **“Statistical Spectral Analysis for Fault Diagnosis of Rotating Machines”** Lucio Ciabattoni, Member, IEEE, Francesco Ferracuti ,

Member, IEEE, Alessandro Freddi , Member, IEEE, and Andrea Monteriu`
, Member, IEEE;

- **“Revision of the Tennessee Eastman Process Model”** Andreas Bathelt *
N. Lawrence Ricker ** Mohieddine Jelali