

# Manutenzione predittiva in sistemi industriali

Alessandro Cimatti, Marco Roveri, Piergiorgio Svaizer

Fondazione Bruno Kessler (FBK) - Trento

[cimatti@fbk.eu](mailto:cimatti@fbk.eu), [roveri@fbk.eu](mailto:roveri@fbk.eu), [svaizer@fbk.eu](mailto:svaizer@fbk.eu)

## Abstract

La possibilità di determinare lo stato di usura di complesse apparecchiature industriali e di predire l'evoluzione del loro degrado richiede tecniche di analisi e ragionamento avanzate e multidisciplinari. Un accurato monitoraggio di caratteristiche fisiche misurate con appositi sensori e l'impiego di sofisticati modelli statistici sono alla base degli approcci di manutenzione preventiva.

Le moderne tecniche di machine learning rendono possibile la scoperta di indizi di usura e dei potenziali guasti molto prima che questi si verifichino. I modelli statistici coinvolti richiedono grandi quantità di dati, profonde conoscenze di dominio e la possibilità di riprodurre realisticamente svariate situazioni di funzionamento. L'integrazione con rappresentazioni simboliche di sistema rappresenta una promettente direzione di ricerca volta a migliorare la predizione dei singoli guasti e delle loro conseguenze su tutto il sistema, riducendo così i costi di manutenzione e i tempi di addestramento dei modelli statistici.

## 1 Introduzione

I moderni impianti di produzione sono sistemi complessi che impiegano diversi sottosistemi critici (p.es. complesse parti rotanti). La diagnostica e la manutenzione di queste apparecchiature [Lei, 2017] hanno una immediata ricaduta economica sui processi di produzione, in quanto consentono di ottimizzare la programmazione dei tempi di fermo-macchina e di minimizzare il rischio di guasti imprevisti [Isermann, 2006].

Con l'aumento della complessità dei macchinari di produzione, dovuto ai progressi tecnologici di automazione, l'ottimale manutenzione degli impianti è sempre più oggetto di studio e ha portato al consolidarsi del concetto di manutenzione *predittiva*. Essa presenta degli ovvi vantaggi rispetto alla manutenzione *reattiva*, che interviene solo quando si verifica un guasto; ed è preferibile rispetto alla manutenzione *preventiva*, che interviene a cadenza programmata e indipendentemente dalle reali condizioni di usura degli apparati. La manutenzione predittiva richiede di monitorare costantemente le condizioni effettive di un apparato per poter stimare il trend di degrado, il suo tempo di vita residuo e la identificazione della possibile causa del guasto.

Le componenti essenziali dei moderni impianti di produzione sono apparati rotanti (p.es. rotori, cuscinetti ad elementi

rotanti, ingranaggi). Costituiscono sottosistemi interdipendenti non solo dal punto di vista meccanico ma anche dal punto di vista di sistema, e sono all'origine della maggior parte dei guasti essendo sottoposti a costante usura. Lo sbilanciamento di un rotore può comportare, specialmente ad alte velocità di rotazione, una precoce usura dei cuscinetti e un conseguente sforzo anomalo degli ingranaggi. Indizi sull'insorgere di questi problemi possono essere ottenuti da un'adeguata analisi di ben precisi parametri fisici, quali entità e frequenze delle vibrazioni, stress termici e sforzi meccanici sui vari elementi.

I recenti progressi nelle tecniche di machine learning consentono di costruire sofisticati modelli statistici in grado di interpretare i parametri fisici per scoprire gli indizi di un potenziale guasto o degrado molto prima che questo si verifichi, abilitando così la manutenzione predittiva. Questi approcci richiedono una elevata quantità di dati rappresentativi, solide competenze di dominio per poter interpretare i dati, e adeguati periodi di monitoraggio delle apparecchiature nelle diverse condizioni di uso ed usura. I modelli statistici possono poi essere condizionati con rappresentazioni simboliche note a priori a livello di sistema (p.es. informazioni sui processi di funzionamento, fault tree, fault propagation graphs, diagnosi) che li rendono più efficaci nella predizione dei guasti.

## 2 Monitoraggio e manutenzione

Una efficace strategia di manutenzione basata sul monitoraggio costante e sulla predizione dei guasti richiede un sistema in grado di interpretare automaticamente i dati misurati dai sensori. Tale sistema è schematizzato in Figura 1, che evidenzia le fasi di acquisizione/elaborazione dei parametri fisici, l'applicazione di modelli statistici realizzati con metodi di machine learning, e infine la pianificazione degli interventi di manutenzione.

### Sensorizzazione

I continui progressi nello sviluppo di sensori miniaturizzati e quindi facilmente integrabili in sottosistemi dotati di capacità di calcolo autonome, hanno favorito lo sviluppo del concetto di sensorizzazione intelligente distribuita.

Le grandezze fisiche che possono fornire indizi sullo stato di usura di una componente meccanica includono: segnali vibrazionali [Randall, 2011], segnali acustici, temperature, pressioni, correnti elettriche, spostamenti meccanici... e vengono acquisite da opportuni sensori quali accelerometri, microfoni, termometri, sensori ad infrarossi e a ultrasuoni.

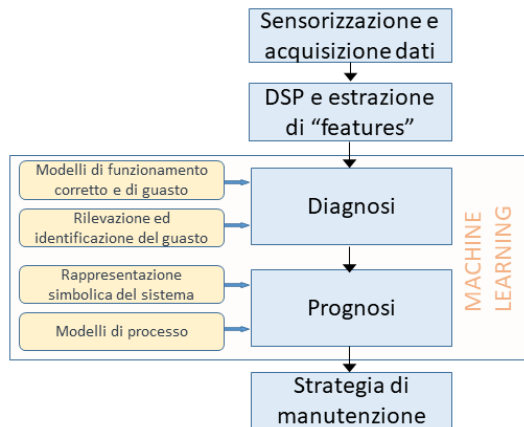


Figura 1: Schema della procedura per determinare la strategia di manutenzione in un sistema complesso sensorizzato.

### DSP ed estrazione di “features”

I segnali acquisiti devono essere elaborati per estrarre l’informazione utile a determinare le condizioni di usura dei dispositivi. Le cosiddette “features” sono dei parametri che rappresentano in forma sintetica tale informazione. Sono estratte con procedure di DSP (digital signal processing) che operano nel dominio del tempo, della frequenza, o congiunto tempo-frequenziale [Boashash, 2015] dai segnali acquisiti con i sensori.

I parametri temporali sono relativi alla potenza (RMS), ai momenti statistici di vario ordine, all’autocorrelazione, alla periodicità dei segnali. L’analisi spettrale, basata su FFT, è impiegata per applicare banchi di filtri e per derivare parametri cespstrali. Viene inoltre impiegata la trasformata di Hilbert [Feldman, 2011] per analizzare l’involuppo e la frequenza istantanea. Se i segnali non sono stazionari è fondamentale ricorrere a metodi come la STFT (short-time Fourier transform), la distribuzione di Wigner-Ville, le trasformate wavelet. Un ulteriore metodo che si dimostra efficace in varie situazioni è l’*empirical mode decomposition* (EMD). Scomponendo un segnale nei suoi modi oscillatori intrinseci, l’EMD facilita la rilevazione di fenomeni non lineari e non stazionari. Viene utilizzato in combinazione con la trasformata di Hilbert per realizzare la trasformata di Hilbert-Huang [Yan et al., 2007], che è una rappresentazione tempo-frequenziale molto usata nella diagnostica.

### Diagnosi

La possibilità di rilevare per tempo l’insorgere di un’anomalia quando gli indizi sono ancora molto labili richiede di disporre di accurati modelli di funzionamento corretto o “standard” e di modelli di funzionamento in condizioni di progressiva usura. Tali modelli possono in parte basarsi su conoscenze a priori del funzionamento di un apparato, ma richiedono anche la disponibilità di una sufficiente quantità di dati rappresentativi per addestrare, mediante metodi di machine learning, dei modelli statistici

relativi al comportamento del dispositivo nelle varie situazioni. Il problema si riconduce alla *classificazione* dello stato di un dispositivo in base ad una scala di gradi di usura.

### Prognosi

Una volta rilevata l’insorgenza di un’anomalia, è necessario stimare il suo trend di evoluzione. Anche in questo caso la disponibilità di dati rappresentativi delle varie situazioni è utile per poter addestrare dei modelli di *regressione* che consentono di prevedere l’evoluzione dello stato di degrado. È inoltre importante disporre di un modello di sistema in grado di descrivere l’interazione tra i sottosistemi, in modo da prevedere anche le ripercussioni che il degrado di una parte comporta sulle altre parti. Ulteriore precisione di prognosi è ottenuta se si dispone anche di una descrizione delle fasi di processo che il macchinario attraverserà successivamente, in modo da poter interpretare in modo corretto i vari segnali (ad esempio in fase di avviamento alcuni valori di picco nei parametri sono tollerati e considerati “normali”).

### 3 Casi di studio: cuscinetti e ingranaggi

I cuscinetti (a sfere o a rulli, in una ampia gamma di tipologie) sono meccanismi lubrificati utilizzati per ridurre l’attrito tra parti in movimento rotatorio tra loro. I loro componenti essenziali (anello esterno, anello interno, elementi di rotolamento) sono inevitabilmente soggetti all’usura che porta a tutta una serie di possibili danni: deformazione, scalfitura, sfaldatura, abrasione, indentatura, cricche, rottura...

Gli ingranaggi servono a trasmettere il movimento meccanico (con opportuna velocità, coppia e direzione) da un elemento ad un altro e consistono in ruote dentate che possono avere dimensioni diverse. Le ruote dentate sono a loro volta soggette ad usura, deformazione, frattura dei denti.

L’insorgere e il progredire di questi danni comporta l’evoluzione di alcuni parametri fisici che possono essere osservati tramite sensori di vibrazione e di temperatura e possono essere studiati agevolmente su prototipi montati su banchi di prova [Soualhi et al., 2015], [Li et al., 2010].

### Riferimenti bibliografici

- [Lei, 2017] Y. Lei. *Intelligent fault diagnosis and remaining useful life prediction of rotating machinery*. Elsevier, 2017.
- [Isermann, 2006] R. Isermann. *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Springer Verlag, 2006.
- [Randall, 2011] R.B. Randall. *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*, John Wiley & Sons, 2011.
- [Boashash, 2015] B. Boashash. *Time-Frequency Signal Analysis and Processing*, 2<sup>nd</sup> edition, Academic Press, 2015.
- [Feldman, 2011] M. Feldman. *Hilbert Transform Applications in Mechanical Vibration*, John Wiley & Sons, 2011.
- [Yan et al., 2007] R. Yan and R..X. Gao. A Tour of the Hilbert-Huang Transform: An Empirical Tool for Signal Analysis. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, 10(5):40-45, 2007.
- [Soualhi et al., 2015] A. Soualhi, K. Medjaher, and N. Zerhouni. Bearing Health Monitoring Based on Hilbert–Huang Transform, Support Vector Machine, and Regression. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 64(1):52–62, 2015.
- [Li et al., 2010] H. Li, Y. Wang, and Y. Ma. Ensemble empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform applied to bearing fault diagnosis. *3<sup>rd</sup> International Congress on Image and Signal Processing*, Yantai, China, 2010.