

# La combinazione di System Identification e Machine Learning per il condition monitoring in applicazioni industriali

Matteo Barbieri<sup>†</sup>, Matteo Sartini<sup>‡</sup>, Francesco Mambelli<sup>‡</sup>, Roberto Diversi<sup>†</sup>, Andrea Tilli<sup>†</sup>

<sup>†</sup> DEI-Dipartimento di Ingegneria dell'Energia Elettrica e dell'Informazione

<sup>‡</sup> LIAM-Laboratorio Industriale Automazione Macchine per il packaging

matteo.barbieri15@unibo.it, matteo.sartini@liamlab.it, francesco.mambelli@liamlab.it, roberto.diversi@unibo.it, andrea.tilli@unibo.it

## Abstract

Le macchine automatiche di oggi sono complessi sistemi meccatronici le cui prestazioni sono estreme per massimizzarne i ritmi di produzione. Per questo motivo la diagnosi e la prognosi delle loro condizioni di lavoro diventa fondamentale per ridurne al minimo i tempi di inattività dovuti alla manutenzione con i relativi costi, compresi quelli per la mancata produzione. Possono essere adottati diversi metodi per descrivere le condizioni dei componenti di una macchina, attraverso i quali è possibile derivarne i precursori di guasti incipienti. In questo articolo, proponiamo un metodo efficace per risolvere questo problema sviluppando delle procedure di diagnosi implementabili quasi integralmente su piattaforma PLC. I segnali dai sensori sono modellati come processi AR i cui coefficienti vengono utilizzati come features in input ad algoritmi di machine learning per eseguire il rilevamento e l'isolamento dei guasti (FDI). La stima dei modelli e la predizione delle condizioni sono implementabili su PLC, mentre l'algoritmo di machine learning che genera i predittori può essere eseguito in remoto, in una prospettiva di cloud computing. Questa procedura è stata testata sperimentalmente su una macchina automatica nell'ambito del progetto PATTERN, progetto finanziato dalla Regione Emilia-Romagna nell'ambito dell'azione 1.2.2 del POR-FESR 2014-2020.

## 1 Introduzione

Nel mondo industriale ed in particolare nel mondo macchine automatiche tra i concetti all'avanguardia legati all'Industria 4.0 troviamo sicuramente la Prognostica e l'Health Management (PHM). Il problema della diagnosi e della prognosi delle condizioni di difettosità dei componenti è stato ampiamente affrontato in letteratura, proponendo una serie di metodi diversi: principalmente relativi a singoli componenti meccanici come cuscinetti, ingranaggi e parti meccaniche degli azionamenti [Lee *et al.*, 2014]. La sfida attuale consiste nello sfruttare le crescenti capacità computazionali dei

sistemi di controllo delle macchine per consentire la transizione dalle strategie di manutenzione correttiva (fail-and-fix) a quelle proattive (prevedi e previeni). Il primo passo in questa direzione è la capacità di valutare lo stato di salute dei componenti durante la produzione, e su questo pianificare la manutenzione. Queste strategie, basate sul monitoraggio delle condizioni delle parti meccaniche, sono indicate come Condition-Based Maintenance (CBM) [Jardine *et al.*, 2006]. Le fasi coinvolte nell'implementazione di questa strategia di assistenza possono essere riassunte come segue: (i) acquisizione dei dati; (ii) elaborazione dei dati; (iii) decisioni relative alla manutenzione. L'elaborazione dei dati e le fasi decisionali coinvolgono una grande varietà di metodi e tecniche con i possibili indici di analisi riassunti in [Sharma *et al.*, 2016]. In particolare, queste fasi possono essere riviste come: (i) estrazione delle caratteristiche del segnale; (ii) utilizzo di queste per la classificazione/riconoscimento dei guasti. Nonostante un'ampia letteratura, esistono pochissimi documenti che trattano l'implementazione di tali procedure direttamente sul controllore più comune nel mondo industriale: il controllore logico programmabile (PLC). In precedenza [Barbieri *et al.*, 2018], abbiamo già affrontato la problematica dell'implementazione di tecniche Model Of Signal (MOS) su PLC. In questo lavoro, la procedura MOS è applicata ad una macchina automatica e si aggiungono delle elaborazioni basate su algoritmi di supervised learning: in particolare, Support Vector Machine (SVM).

## 2 Identificazione AR ed integrazione con machine learning

La metodologia basata sui MOS è l'approccio che utilizziamo per generare i modelli delle diverse condizioni operative durante la produzione. I segnali vengono campionati dai sensori a bordo macchina e l'algoritmo di identificazione ne stima i modelli relativi. Confrontando la distanza tra la stima attuale e il modello di riferimento nelle condizioni nominali è possibile ricavare informazioni sullo stato del macchinario, la sua variazione indica quanto sia imminente il guasto. Molti produttori di PLC, invece, forniscono solo informazioni statistiche sui segnali per il monitoraggio, come ad esempio: Root Mean Square (RMS), Kurtosis, Valore picco-picco, ecc... Tuttavia, risultano meno informativi come precursori

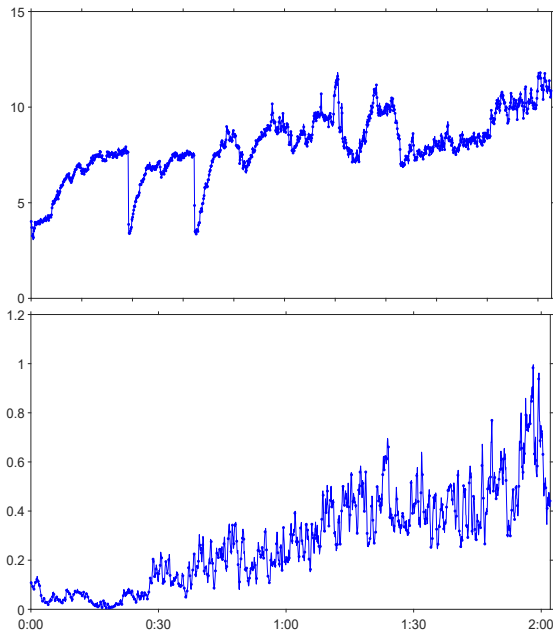


Figura 1: Confronto tra RMS del segnale ed indice del modello.

dei guasti. Nella sezione seguente verrà mostrato come un'analisi più accurata comporti l'utilizzo dei MOS come ingressi per algoritmi di machine learning.

### 3 Caso di studio e risultati

La macchina usata come caso di studio è una comprimitrice, la cui funzione è generare il prodotto finale attraverso la compressione di materiale. Essa è composta da vari cinematismi di compressione indipendenti. L'obiettivo del case study era diagnosticare il deterioramento di un singolo gruppo dovuto ad usura progressiva. Per analizzare questa soluzione è stato condotto un esperimento in cui all'interno della macchina veniva bloccato il circuito di lubrificazione. In figura 1 si vede il confronto tra il monitoraggio di una cella di carico tramite RMS (parte superiore) e tramite MOS (parte inferiore). Nella prima parte la macchina è ancora lubrificata, si vede come l'indice generato dall'elaborazione MOS rimanga stazionario, coerente con la realtà, mentre l'indice RMS mostra già degli andamenti non costanti. Nelle fasi successive, a causa della mancata lubrificazione, il cinematismo inizia ad usarsi progressivamente fino al bloccaggio. Si può vedere come l'indice derivato dai MOS generi un trend molto chiaro, rispetto a quello ottenuto con RMS dei segnali, evidenziando esaurientemente il fenomeno. In figura 2 viene mostrato invece come sia possibile utilizzare i dati provenienti dai modelli MOS come input ad algoritmi di supervised learning per la loro caratterizzazione. Utilizzando una SVM si vede come sia possibile l'individuazione dei tre stati di funzionamento della macchina e la loro separazione. Si hanno: uno stato Healthy, relativo alle operazioni in condizioni stazionarie nominali, uno stato Semi-Healthy, in cui la macchina risente dell'usura con leggero degrado della produzione ed uno stato

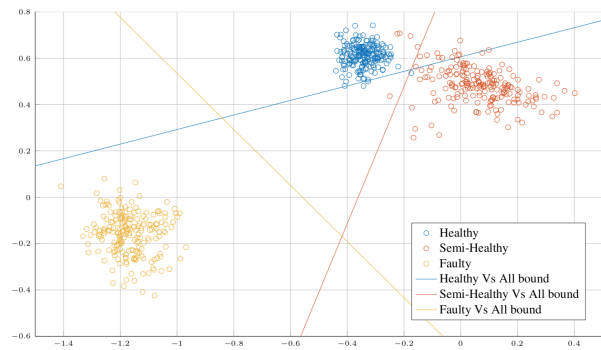


Figura 2: Rappresentazione 2-D dei dati

Faulty coincidente con l'ultima parte del trend di figura 1 che porta al bloccaggio del cinematismo.

### 4 Conclusioni

I risultati ottenuti integrando i MOS, generati attraverso tecniche di identificazione dei sistemi, con algoritmi di machine learning sono molto promettenti. Segnaliamo come l'uso dei modelli AR per generare le features delle SVM sia il punto di forza del metodo. Essi, pur essendo generati da segnali, contengono informazioni riconducibili ai modelli fisici dei componenti. Questo permette di generare un insieme di features contenenti intrinsecamente informazioni sufficienti per eseguire un'etichettatura accurata delle condizioni. Infine, è da notare come l'intero sistema di identificazione dei modelli AR e classificazione degli stessi sia implementabile su PLC, solo l'individuazione di tipo e parametri dei classificatori deve essere svolta su piattaforme remote più potenti.

### Riferimenti bibliografici

- [Barbieri *et al.*, 2018] Matteo Barbieri, Alessandro Bosso, Christian Conficoni, Roberto Diversi, Matteo Sartini, and Andrea Tilli. An onboard model-of-signals approach for condition monitoring in automatic machines. *Enterprise Interoperability: Smart Services and Business Impact of Enterprise Interoperability*, pages 263–269, 2018.
- [Jardine *et al.*, 2006] Andrew KS Jardine, Daming Lin, and Dragan Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing*, 20(7):1483–1510, 2006.
- [Lee *et al.*, 2014] Jay Lee, Fangji Wu, Wenyu Zhao, Mousoud Ghaffari, Linxia Liao, and David Siegel. Prognostics and health management design for rotary machinery systems reviews, methodology and applications. *Mechanical systems and signal processing*, 42(1-2):314–334, 2014.
- [Sharma *et al.*, 2016] Aditya Sharma, M Amarnath, and PK Kankar. Feature extraction and fault severity classification in ball bearings. *Journal of Vibration and Control*, 22(1):176–192, 2016.