

DOI 10.36146/2026_09_16

Manutenzione predittiva dei cuscinetti nei rulli immersi in linee di zincatura a caldo mediante realtà estesa e algoritmi di Intelligenza Artificiale

A. Curci, G. Annicchiarico, M. Saccone, M. Pavan, A. Cecchinelli, F. Menchetti, V. Fantozzi, M. Della Santa, I. Karakostas, N. Dimitriou, E. Sykianaki, K. Valakou, G. Margetis

Nelle linee di zincatura a caldo, i rulli immersi guidano il nastro attraverso il bagno di zinco e operano a temperature prossime a 470 °C e velocità fino a 180 m/min. Queste condizioni accelerano l'usura dei cuscinetti di strisciamento e possono causare fermi non programmati. Il caso studio, sviluppato presso Acciaierie d'Italia nell'ambito del progetto INDUX-R, integra accelerometri triassiali, parametri di processo e modelli di apprendimento automatico per stimare lo stato di usura e la vita residua dei cuscinetti. I risultati sono resi disponibili tramite strumenti di realtà estesa: VR per la formazione degli operatori e AR per il monitoraggio e il supporto alla manutenzione in campo.

PAROLE CHIAVE: MANUTENZIONE PREDITTIVA; INTELLIGENZA ARTIFICIALE; REALTÀ ESTESA; ZINCATURA A CALDO.

INTRODUZIONE

La manutenzione predittiva basata sull'analisi delle vibrazioni rappresenta uno dei punti fondamentali per prevenire rotture critiche di sistemi rotanti. La raccolta e l'elaborazione dei dati avviene tramite accelerometri, i cui segnali vengono elaborati in modo evoluto tramite analisi nel dominio del tempo e della frequenza, FFT, envelope analysis e tecniche tempo-frequenza come la trasformata wavelet [1]. Tali metodologie consentono di correlare le specifiche caratteristiche del segnale con fenomeni di usura e con le cause di rottura. Non sempre tali tecniche sono però applicabili come nel caso in esame dove è negata la possibilità di installare gli accelerometri nei punti più vicini agli organi rotanti e dove i cuscinetti usati sono di tipo non convenzionale. L'utilizzo degli algoritmi di machine learning ha rivoluzionato l'approccio alla manutenzione predittiva basata su vibrazioni. In particolare, le tecniche di riduzione della dimensionalità, come la Principal Component Analysis (PCA) [2], sono ampiamente utilizzate per estrarre le caratteristiche più rilevanti dai segnali vibrazionali e migliorare le prestazioni dei modelli predittivi. A ciò si aggiunge l'utilizzo delle Convolutional Neural Networks (CNN) che rappresentano una delle tecniche più promettenti per l'analisi dei segnali vibrazionali. Tali modelli sono in grado di apprendere automati-

Antonio Curci, Giorgio Annicchiarico,
Marco Saccone, Matteo Pavan,
Andrea Cecchinelli

Acciaierie d'Italia, Taranto (Italia)

Fernando Menchetti, Valerio Fantozzi,
Martina Della Santa

RINA Consulting - CSM S.p.A., Castel Romano (Italia)

Iason Karakostas, Nikolaos Dimitriou

Centre for Research & Technology, Hellas (CERTH),
Thermi-Salonicco (Grecia)

Eirini Sykianaki, Katerina Valakou,
George Margetis

Institute of Computer Science, Foundation for Research
and Technology-Hellas (FORTH), Creta (Grecia)

camente le caratteristiche rilevanti direttamente dai dati grezzi o da rappresentazioni tempo-frequenza come gli spettrogrammi. Studi recenti mostrano che modelli CNN applicati alla diagnosi di guasti nei rotori possono raggiungere accuratezze superiori al 99% in condizioni controllate, mantenendo prestazioni elevate anche in presenza di variazioni operative [3]. L'addestramento delle reti neurali, tuttavia, è vincolato a una quantità di dati che non è sempre disponibile (come nel caso dei cambi dei cuscinetti della zincatura). In questo caso vengono in aiuto altre tecnologie come le reti DESN (Deep Echo State Network) appartenenti alla famiglia del reservoir computing che utilizzano una rete neurale ricorrente con pesi fissi nel "reservoir", mentre solo i pesi di output vengono addestrati, rendendo il modello computazionalmente efficiente. Le varianti profonde (DESN) estendono questo approccio anche in presenza di un numero contenuto di dataset di addestramento migliorando la capacità di modellazione dei segnali complessi, risultando particolarmente efficaci nella prognostica dei guasti nei sistemi rotanti [4].

Il caso studio di Acciaierie d'Italia (ADI) si inserisce a pieno nell'ottica della manutenzione predittiva. Il tema esaminato è relativo alla sostituzione dei cuscinetti dei rulli immersi della linea di zincatura a caldo ZIN/5, presente

nel sito di Genova. Il processo di zincatura è uno dei più diffusi per la protezione anticorrosiva dei materiali metallici ferrosi, in particolare dell'acciaio, e avviene tramite il riscaldamento del nastro in un forno ad atmosfera riducente per prevenire l'ossidazione superficiale. Questo consente di portare il nastro alla temperatura richiesta dalle specifiche metallurgiche e, dopo il raffreddamento controllato, di farlo entrare nella vasca a una temperatura di pochi gradi superiore a quella del bagno di zinco (450–470 °C). Nel bagno avviene il rivestimento vero e proprio del materiale; l'immersione del nastro e la correzione di eventuali sbandamenti sono gestite mediante i rulli immersi. Il sistema è illustrato in figura 1, dove sono visibili il rullo principale e i rulli ausiliari impiegati, ossia il rullo correttore e il rullo stabilizzatore. I cuscinetti installati su questi rulli costituiscono l'oggetto del caso studio sviluppato nel progetto INDUX-R [5] finanziato dal programma Horizon (Horizon-CL4-2023-Human-01-22) nell'ambito dell'accordo di sovvenzione n. 101135556.

La presente pubblicazione riflette esclusivamente le opinioni degli autori. La Commissione europea non è responsabile dell'uso che potrà essere fatto delle informazioni in essa contenute.

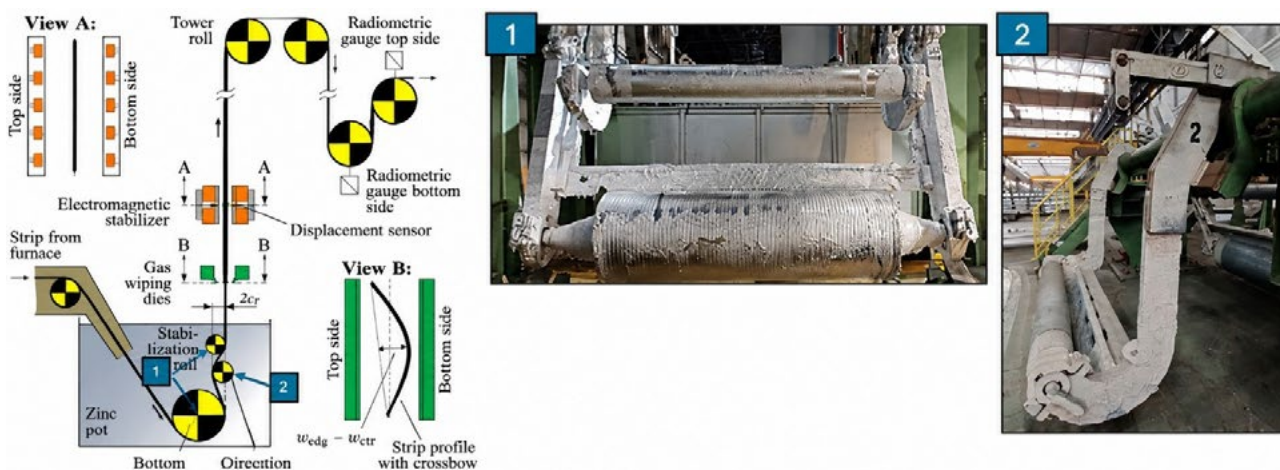


Fig.1 - Schema e foto relativi ai rulli immersi della zincatura a caldo / *Scheme and photos of sink rolls for the hot dip galvanizing line.*

Per ciascun rullo, sono montati dei cuscinetti (di strisciamento con inserti ceramici soggetti a usura) che operano in condizioni estremamente critiche, a causa della temperatura elevata (>450°C), della presenza di zinco fuso altamente corrosivo e delle vibrazioni elevate associate

alla velocità della linea che può raggiungere i 180 m/min. Attualmente, gli interventi di sostituzione dei cuscinetti sono periodici e la previsione di una rottura accidentale risulta difficile perché affidata alla sensibilità dell'operatore di manutenzione; ciò può comportare una fermata

accidentale della linea con aumento dei costi e rottamazione del nastro in lavorazione.

Analisi preliminare

Per risolvere i limiti attuali di previsione della rottura, è stato sviluppato dal RINA-CSM con il supporto di ADI, un modello di previsione della vita utile dei cuscinetti basato sul monitoraggio in continuo delle vibrazioni dei rulli non sui bracci immersi ma sulla struttura, tramite due accelerometri triassiali posizionati a bordo macchina. Per

implementare il sistema di monitoraggio in continuo delle vibrazioni, è stato effettuato uno studio preliminare per definire la posizione dei sensori che dovevano essere installati in corrispondenza della linea, poiché non era possibile installare gli accelerometri direttamente a contatto con i cuscinetti. Sono state effettuate delle campagne di misurazione (a differenti valori di velocità della linea) avvalendosi di accelerometri portatili triassiali, presenti in differenti zone dei rulli immersi (figura 2).

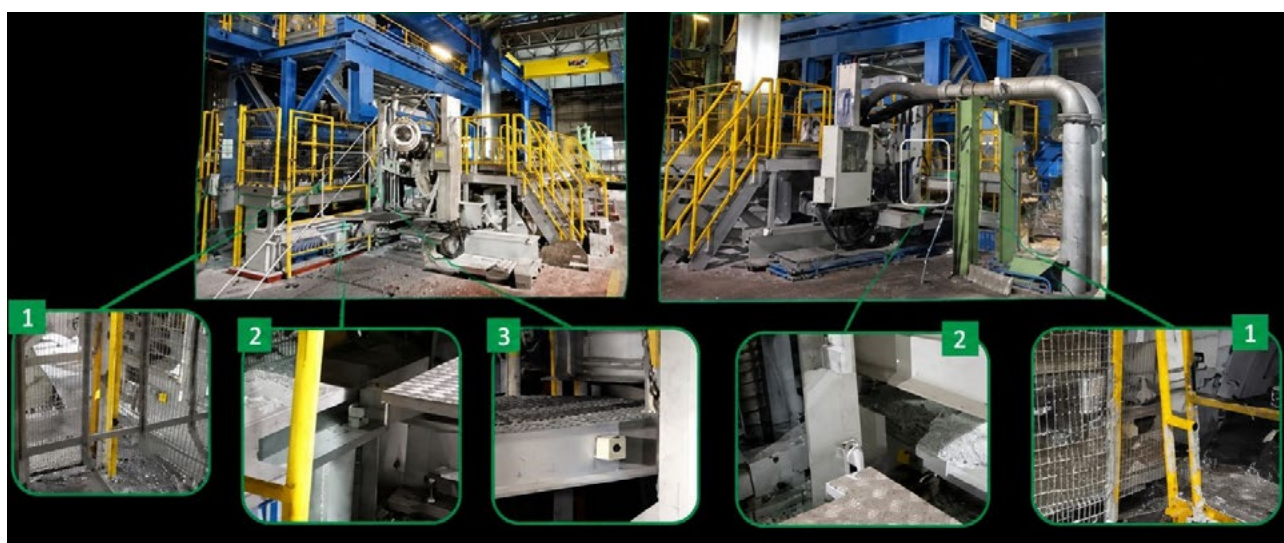


Fig.2 - Posizioni di misurazione delle vibrazioni sui due lati dell'assieme rullo immerso e rullo stabilizzatore / *Vibration measurement positions on both sides of the sink roll and stabilization roll assembly.*

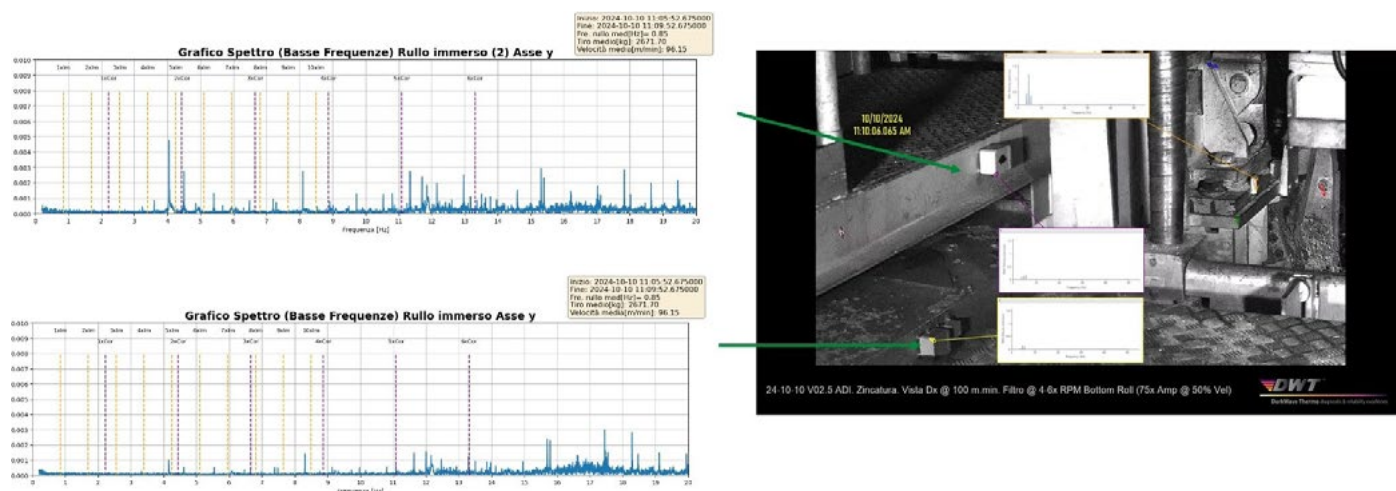


Fig.3 - Confronto tra la motion amplification e gli accelerometri nella zona del rullo immerso (punti 2 e 3) a 100 m/min / *Comparison between motion amplification and accelerometers in the area of the sink roll (points 2 and 3) at 100 m/min.*

È stata effettuata un'analisi in frequenza, filtrando i segnali con valori inferiori a 25 Hz ed elaborando i grafici degli spettri, come è mostrato nella figura 3. Considerando la variazione della velocità del nastro e analizzando i comportamenti della struttura del rullo immerso (roll frame) nelle posizioni ai lati della linea identificate con LO (lato operatore) e LM (lato motore) emerge come sia per gli assi delle componenti radiali sia per l'asse longitudinale, si ha un aumento delle ampiezze a partire dalla quinta armonica (rispetto alla frequenza di rotazione del rullo); per la componente assiale, ciò è legato probabilmente più a un disallineamento angolare dovuto all'usura, mentre per quelle radiali all'usura diretta dei cuscinetti. Oltre alla velocità, è stata effettuata un'analisi di sensibilità sul tiro del nastro in corrispondenza dei rumori, dove è stato osservato come un suo aumento comporta una variazione delle frequenze delle componenti rilevate a un tiro minore. Per completare lo studio ci si è avvalsi inoltre di una tecnica basata sulla motion amplification [6] per valutare il comportamento generale della struttura e decidere con maggiore precisione le posizioni definitive dell'installazione dei sensori, rispettando i vincoli di rilevazione accettabile delle vibrazioni e una temperatura di esercizio inferiore ai 60°C. La motion amplification consente di rendere visibili piccoli movimenti o variazioni temporali impercettibili in una sequenza video, applicando una decomposizione spaziale e un filtraggio temporale dei fotogrammi, seguiti dall'amplificazione del segnale nella banda di frequenza di interesse. Il confronto tra i video amplificati e gli spettri accele-

rometrici (figura 3) ha evidenziato differenze significative nella risposta dinamica delle diverse zone analizzate, consentendo di individuare le aree più sensibili alla trasmissione delle vibrazioni. L'analisi ha inoltre confermato che le vibrazioni del rullo correttore non presentano picchi sostanzialmente diversi da quelli osservati sugli altri rulli, orientando la scelta definitiva verso l'installazione di due accelerometri nelle posizioni ritenute più rappresentative e compatibili con i vincoli di temperatura e accessibilità.

Utilizzo del sistema di acquisizione e sviluppo del modello per la previsione della vita residua

Il sistema di acquisizione installato in campo è stato progettato per acquisire segnali da due accelerometri triassiali e trasferirli a un server di elaborazione dedicato, integrandoli con informazioni di processo. La scelta della posizione e dell'ancoraggio dei sensori è derivata dallo studio precedentemente descritto.

Alcune componenti del sistema di acquisizione sono riportate in figura 4.

Le vibrazioni acquisite dai sensori installati sul gruppo rullo sono integrate con i principali parametri di processo, quali tensione e velocità del nastro, temperatura del bagno e geometria del prodotto. Questa integrazione consente di contestualizzare il segnale rispetto alle condizioni operative, distinguendo le variazioni associate allo stato del cuscinetto da quelle indotte dalla linea, e costituisce la base per costruire il dataset storico utilizzato nella stima della vita utile residua.

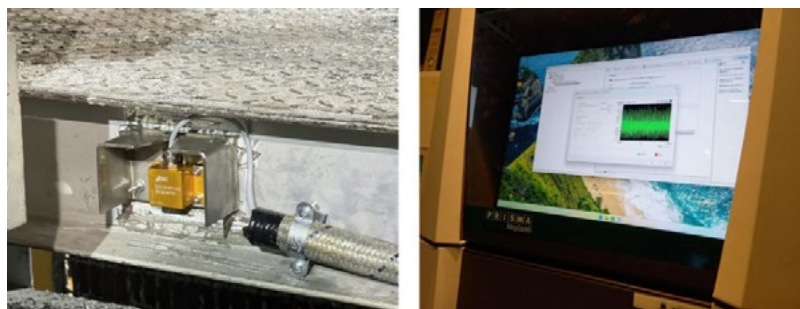


Fig.4 - Foto del sistema di acquisizione delle vibrazioni (sensore posizionato sul lato LO e server per acquisizione dei dati) / *Photos of the vibration acquisition system (sensor positioned on the LO side and data acquisition server).*

Cuscinetti con inserti ceramici e boccole (fissate alle parti terminali dei rulli) operano nello zinco fuso a 450-470 °C in presenza di scorie, gradienti termici e accessibilità fisica limitata. Di conseguenza, la strumentazione diretta delle

superfici di contatto non è praticabile: sensori a contatto con il bagno sarebbero esposti a shock termici, corrosione e adesione dello zinco, con rischio di interferenza con il moto del nastro e la qualità del rivestimento. La misura è

pertanto indiretta, rilevata da strutture accessibili e meccanicamente collegate al gruppo rullo. L'aumento del gioco tra boccole e cuscinetti modifica la risposta dinamica dell'assieme rullo. Gli urti e le componenti armoniche risultanti si propagano attraverso i perni e le strutture di supporto fino ai punti di misura, senza che il processo venga perturbato [7].

Elaborazione dei dati e stima dello stato di usura

L'obiettivo è stimare in modo progressivo la vita utile del cuscinetto consumato e fornire un supporto quantitativo alla pianificazione della manutenzione, evitando sostituzioni anticipate o tardive che possono determinare un

mancato utilizzo della vita disponibile o una loro sostituzione tardiva. Si è definito un indice di usura che consente di pianificare l'intervento sulla base del degrado osservato, mantenendo un margine di sicurezza rispetto alla fine vita teorica. Per fare ciò, è stata considerata una pipeline che elabora congiuntamente i segnali vibrazionali e i parametri di processo per ottenere un unico indice operativo dello stato del cuscinetto.

Il flusso di calcolo è organizzato in cinque livelli funzionali: acquisizione, sincronizzazione e controllo della qualità, correzione delle condizioni operative, costruzione dell'indice di usura, stima della vita residua e supporto alla manutenzione. L'architettura è riportata in figura 5.

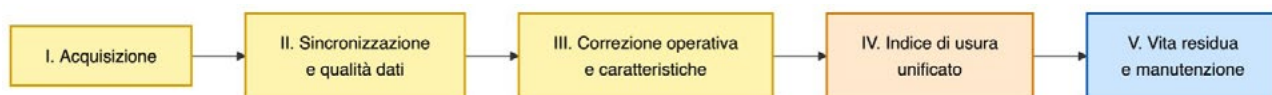


Fig.5 - Pipeline per la stima dell'usura e il supporto alla manutenzione: dai dati acquisiti all'indice unificato e alla stima della vita residua / *Pipeline for wear estimation and maintenance support: from acquired data to the unified index and remaining-life.*

Preparazione e qualità dei dati

I dati dei sensori lato motore (LM) e lato operatore (LO) sono sincronizzati con le variabili di processo mediante associazione temporale, mentre i periodi di fermo sono riconosciuti attraverso l'intensità vibrazionale ed esclusi dall'accumulo delle ore operative e del danno.

Per evitare anomalie sul calcolo dell'usura, la continuità

delle variabili di processo è gestita distinguendo tra dati osservati, interpolati (nel caso di brevi interruzioni) e stimati. Infatti, per i periodi più estesi si utilizzano condizioni operative di riferimento ricavate dalle campagne storiche. Questa gestione e il passaggio dalle sorgenti alle caratteristiche validate è illustrato in figura 6.

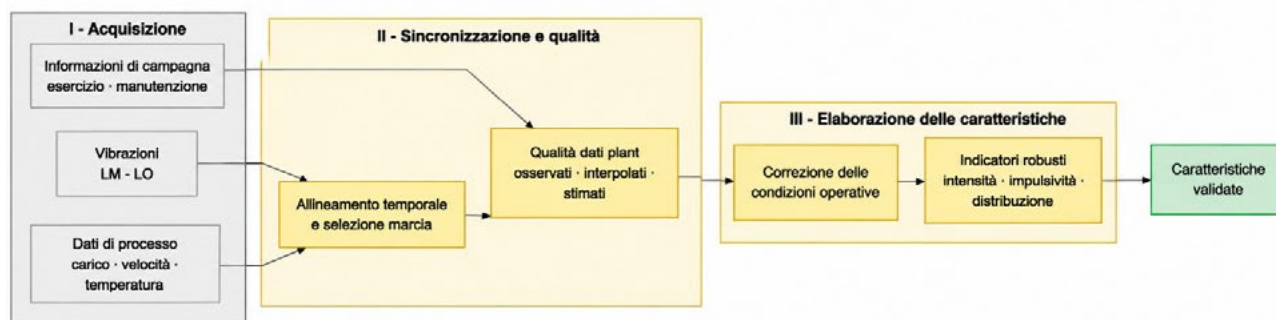


Fig.6 - Acquisizione, sincronizzazione e trattamento della qualità dei dati prima dell'estrazione delle caratteristiche di degrado / *Data acquisition, synchronization and quality handling before degradation feature extraction.*

È noto che le vibrazioni dipendono dallo stato del cuscinetto e dalle condizioni istantanee della linea, come è stato possibile osservare dall'analisi preliminare; infatti, variazio-

ni di tiro e velocità possono modificare il segnale anche in assenza di degrado.

Per separare questi effetti, una regressione robusta stima

la risposta vibrazionale associata alle condizioni operative, cosicché la componente attribuibile al processo venga sottratta dal segnale misurato. Questo approccio evita la divisione diretta delle vibrazioni per il carico, che potrebbe amplificare il rumore durante i transitori o in condizioni operative ridotte.

Le caratteristiche corrette vengono confrontate con il comportamento iniziale del cuscinetto mediante statistiche robuste. L'analisi considera indicatori legati all'intensità vibrazionale, all'impulsività e alla forma della distribuzione del segnale. Poiché il componente monitorato è un cuscinetto radente, non vengono utilizzate le frequenze caratteristiche proprie dei cuscinetti volventi [8].

Indice di usura unificato

Per calcolare un indice di usura unificato RUL (Remaining Useful Life), si considera in prima istanza la combinazione delle variazioni delle vibrazioni misurate sui tre assi. Ciò

riduce la sensibilità al rumore locale e mantiene disponibile la stima anche in caso di temporanea assenza di uno dei segnali. Eventuali disaccordi tra le misure restano disponibili come diagnostica separata. È noto che l'usura di un cuscinetto radente dipende dal carico applicato e dallo scorrimento accumulato; una formulazione che interpreta ciò è ispirata alla legge di Archard, nella quale il volume di usura è proporzionale al prodotto tra carico normale e distanza di scorrimento, a parità di materiale e regime tribologico [9]. Poiché il carico normale e la velocità di scorrimento nel contatto immerso non possono essere misurati direttamente, vengono sostituiti da grandezze equivalenti derivate dal tiro, dalla geometria del rullo e dalla velocità della linea. L'esposizione non rappresenta pertanto una stima del volume usurato, ma un indicatore empirico delle sollecitazioni accumulate. L'algoritmo la esprime, in forma compatta, come

$$D(t) = \sum F_{eq}(t) v_{slip}(t) \Delta t$$

dove F_{eq} è il carico normale equivalente ricavato dalle variabili di processo, v_{slip} è una velocità di scorrimento equivalente, proporzionale alla velocità della linea, e Δt

è il tempo di funzionamento. L'esposizione viene combinata con le evidenze vibrazionali su entrambi i sensori. La struttura dell'indice può essere sintetizzata come

$$W = \alpha_D D + \alpha_{LM} E_{LM} + \alpha_{LO} E_{LO}$$

con coefficienti non negativi calibrati sulle campagne manutentive disponibili.

L'indice è limitato a un intervallo convenzionale compreso tra la condizione di cuscinetto nuovo e la fine vita teorica. È inoltre vincolato a essere monotono, poiché la quota di vita consumata non può diminuire con il proseguire

dell'esercizio. Una soglia prudenziale, posta prima della fine vita teorica, identifica la regione nella quale programmare la sostituzione [10].

La figura 7 riassume la combinazione delle informazioni di processo e delle evidenze provenienti dai due sensori.

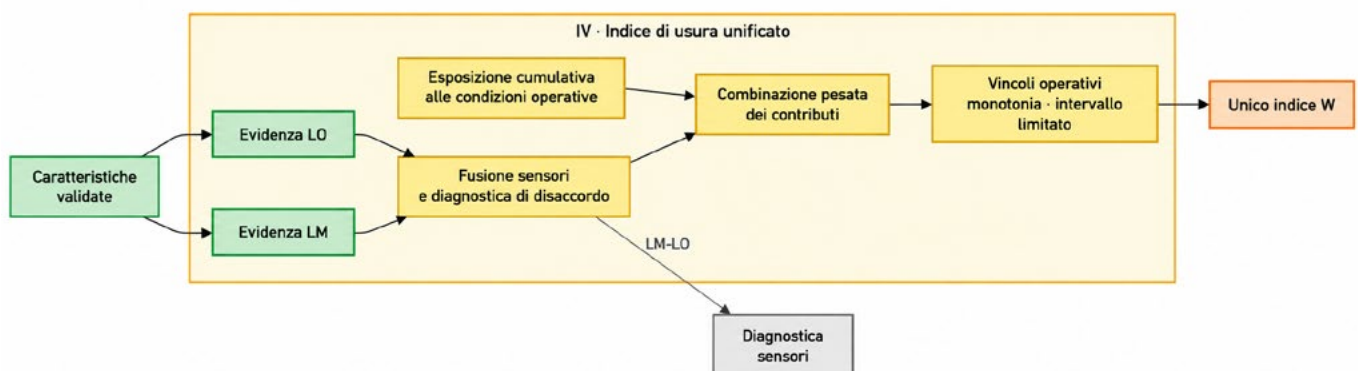


Fig.7 - Fusione delle evidenze LM e LO con l'esposizione cumulativa per ottenere un unico indice di usura monotono, con diagnostica separata dei sensori / *Fusion of LM and LO evidence with cumulative exposure to obtain a single monotonic wear index, with separate sensor diagnostics.*

L'addestramento del modello si basa sulle campagne concluse, per le quali è noto il momento della sostituzione; invece, quelle ancora in corso non partecipano all'addestramento e sono impiegate soltanto per l'inferenza. I riferimenti del modello vengono congelati al termine dell'addestramento e l'utilizzo di nuovi campioni non modifica quindi retroattivamente i valori di usura già calcolati. Questa proprietà consente di utilizzare l'indice durante il monitoraggio online senza dipendere dalla durata futura della campagna. Infine, l'incertezza associata alla stima tiene conto della completezza dei dati di processo, della quota di esposizione stimata, della disponibilità dei sensori e della loro coerenza.

Stima della vita residua e pianificazione della manutenzione

Il valore corrente dell'indice e la sua velocità di crescita consentono di stimare la vita operativa residua, mentre l'intervallo d'incertezza distingue una traiettoria ben supportata dai dati da una valutazione basata in parte su informazioni mancanti o incoerenti. Si specifica che l'indice non costituisce un comando automatico di sostituzione, ma fornisce un riferimento all'operatore di manutenzione per programmare la sostituzione dei cuscinetti (Human in the loop). Nel calcolo viene introdotto un margine di incertezza conosciuto dall'operatore così da mantenere un approccio conservativo rispetto alla stima della vita utile dei componenti e lasciare parte della decisione alla sensibilità dell'operatore. La logica di supporto alla decisione è rappresentata in figura 8.

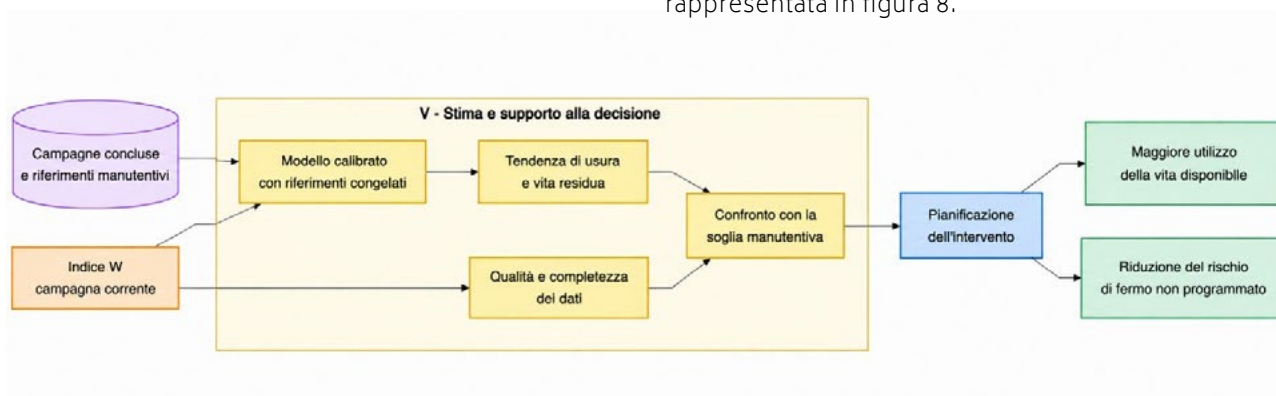


Fig.8 - Utilizzo dell'indice di usura e della vita residua per pianificare la sostituzione, riducendo sia il sottoutilizzo dei cuscinetti sia il rischio di fermo non programmato / Use of the wear index and remaining life to plan replacement while reducing both premature bearing disposal and unplanned-stop risk.

Dal confronto tra le campagne disponibili, si nota come la pendenza delle curve al variare dell'esposizione cumulativa risulti differenti a causa dei differenti valori di velocità e del tiro applicato (figura 9).

La rappresentazione in ore di marcia rende inoltre visibili

le diverse velocità di progressione dell'usura e colloca le campagne concluse in prossimità della regione prevista per la sostituzione, mentre la campagna in corso rimane in una fase intermedia (figura 10).

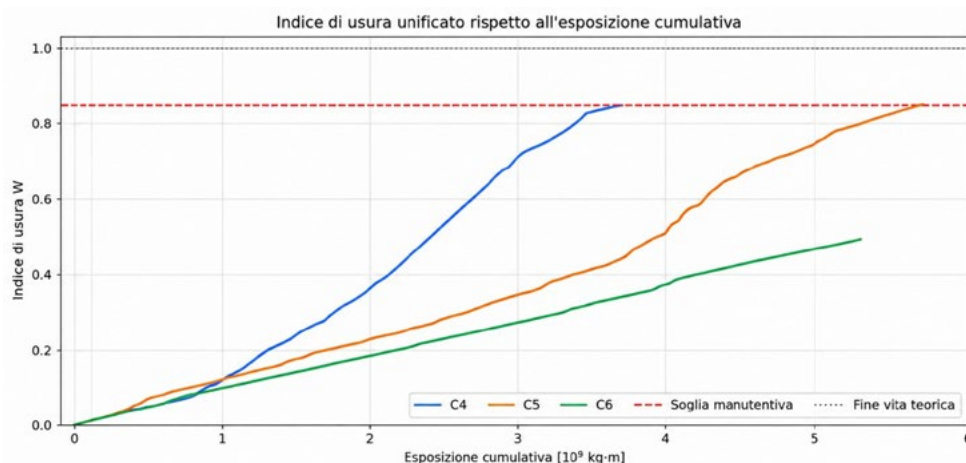


Fig.9 - Traiettorie dell'indice di usura unificato rispetto all'esposizione cumulativa / Unified wear-index trajectories versus cumulative operating exposure.

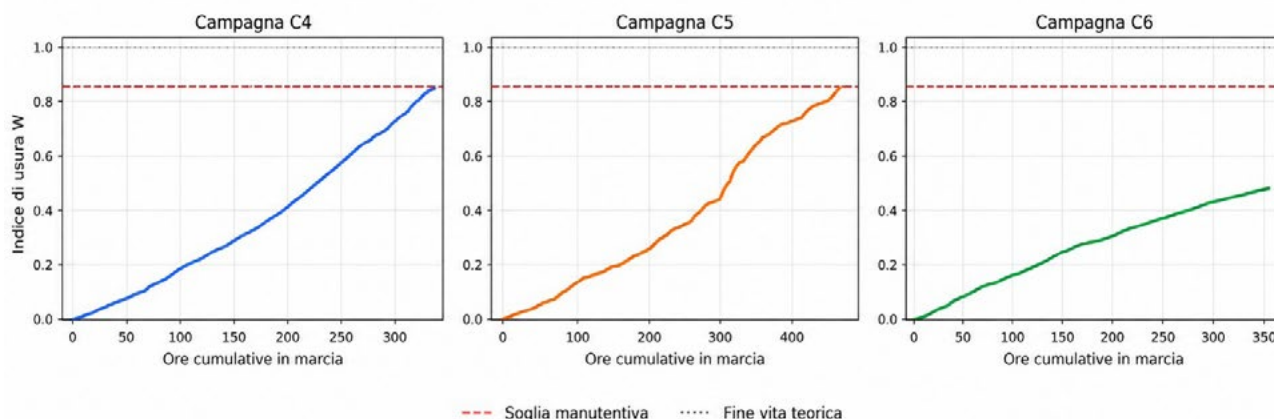


Fig.10 - Evoluzione dell'indice unificato durante le campagne in funzione delle ore di marcia / *Evolution of the unified index during the campaigns as a function of operating hours.*

Integrazione con la extended reality (VR/AR)

Per visualizzare i risultati del framework di previsione della RUL basato sull'IA, vengono integrate tecnologie XR (realtà estesa) a supporto sia della formazione degli operatori sia delle attività di manutenzione sulla linea di zincatura a caldo. L'approccio proposto introduce una sorta di "visione a raggi X" virtuale della vasca di zincatura, consentendo agli operatori di visualizzare lo stato dei cuscinetti immersi, altrimenti non accessibili né visibili durante il normale funzionamento dell'impianto. Per realizzare ciò in un contesto industriale, il sistema impiega l'analisi della prospettiva in prima persona (egocentric view) mediante moduli di Computer Vision e l'uso di AprilTag (marker di riferimento a matrice ad alto contrasto) per la localizzazione. Scansionando tali marker, il dispositivo AR localizza l'utente nello spazio fisico dell'impianto; da qui, il sistema traccia in tempo reale i movimenti precisi e

l'orientamento dello sguardo dell'operatore, proiettando metriche critiche sullo stato dei componenti, modelli 3D accurati e dati predittivi direttamente nelle loro esatte posizioni spaziali.

La RUL stimata, calcolata dal modello di machine learning a partire dai dati dei sensori di vibrazione, viene visualizzata in tempo reale nel campo visivo dell'operatore tramite un'interfaccia che adotta soluzioni di tipo adattivo (Adaptive UI), regolando dinamicamente il livello di dettaglio in base alla criticità di ciascun componente (figura 11).

Quando un cuscinetto si avvicina alla fine della sua vita utile, il sistema evidenzia il componente, fornisce informazioni più dettagliate ed emette avvisi in tempo reale per segnalare agli operatori eventuali condizioni critiche. Inoltre, gli operatori possono consultare una dashboard di supporto alle decisioni che offre una panoramica completa dello stato della linea di zincatura (figura 12).

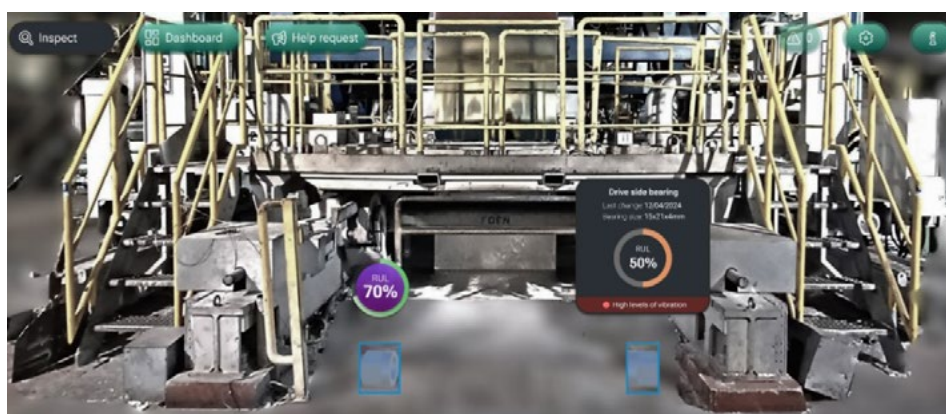


Fig.11 - Stima e visualizzazione in tempo reale della RUL / *Real-time RUL estimation and visualization.*



Fig.12 - Dashboard di supporto alle decisioni con i dati sull'impianto (sinistra) e sui sensori di vibrazione (destra) / *Decision-support dashboard with information about the plant (left) and the vibration sensors (right).*

Per ciascun cuscinetto, l'interfaccia visualizza la RUL stimata, lo stato di salute, la data dell'ultima sostituzione, le specifiche del componente e indicatori di manutenzione codificati a colori che segnalano i componenti che richiedono attenzione. Gli operatori possono altresì monitorare i parametri chiave del processo – tra cui larghezza del nastro, velocità della linea, temperatura del bagno, spessore e tensione del nastro – insieme ai relativi trend storici. La dashboard consente inoltre il monitoraggio in tempo reale dei sensori di vibrazione (incluso lo stato della connessione e le metriche di vibrazione), permettendo agli operatori di verificare la qualità dei dati acquisiti che alimentano il modello di previsione della RUL. L'applicazione di realtà aumentata (AR) è collegata alla piattaforma digitale di manutenzione tramite un middleware che aggiorna continuamente i risultati delle previsioni e i dati di processo.

L'applicazione di realtà virtuale (VR) è incentrata sulla formazione degli operatori per la sostituzione dei cuscinetti del rullo immerso (sink-roll) all'interno di un gemello digitale della linea di zincatura. L'ambiente di formazione riproduce la procedura di manutenzione attraverso una guida interattiva passo-passo, fornisce assistenza in caso di errori dell'utente e registra le statistiche sulle prestazioni per ogni fase dell'addestramento. L'ambiente virtuale è realizzato a partire da modelli 3D ricostruiti dei componenti critici dell'impianto, consentendo agli operatori di esercitarsi in sicurezza sulle procedure di manutenzione senza interferire con la produzione né esporre il personale a condizioni operative pericolose, come illustrato nella figura 13.

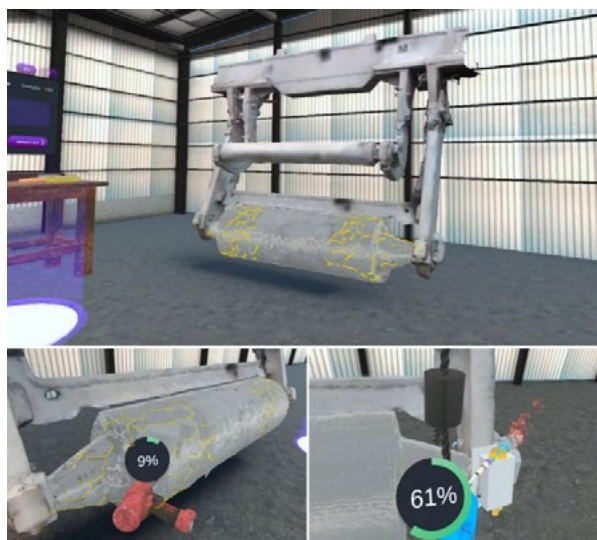


Fig.13 - Manutenzione dei cuscinetti attraverso realtà virtuale / *VR application, maintenance of bearings.*

CONCLUSIONI

Il lavoro svolto conferma la validità dell'approccio proposto per la manutenzione predittiva dei cuscinetti dei rulli immersi nelle linee di zincatura a caldo. Il modello sviluppato ha mostrato un comportamento positivo, riuscendo a combinare segnali vibrazionali e parametri di processo in un indice di usura coerente, monotono e utilizzabile per la stima della vita utile residua. Tale risultato è particolarmente significativo perché dimostra l'applicabilità di tecnologie di monitoraggio avanzato e algoritmi di Intelligenza Artificiale anche in condizioni operative molto diverse da quelle tipicamente considerate nei casi standard di manutenzione predittiva, caratterizzate da elevata temperatura, accessibilità limitata dei componenti e impossibilità di misurare direttamente lo stato dei cuscinetti.

I risultati ottenuti costituiscono una base solida per le successive attività di validazione. Sono infatti previsti test in campo con il diretto coinvolgimento dei lavoratori, finalizzati a verificare ulteriormente il comportamento degli stimatori in condizioni operative reali e a raccogliere feedback sull'utilizzabilità delle informazioni generate dal sistema. Questa fase sarà fondamentale per consolidare l'affidabilità del modello, valutare la robustezza della stima della vita residua e favorire l'integrazione dello strumento nei processi manutentivi ordinari dell'impianto.

Dal punto di vista industriale, l'utilizzo di questa tecnologia può generare benefici rilevanti. La disponibilità di una stima quantitativa dello stato di usura consente di ottimizzare lo sfruttamento dei rulli e dei relativi cuscinetti, riducendo sia le sostituzioni premature sia il rischio di interventi tardivi. Ne deriva una migliore pianificazione delle attività manutentive, una maggiore continuità produttiva e una conduzione più sicura dell'impianto. La possibilità di anticipare condizioni critiche permette infatti di evitare situazioni potenzialmente pericolose e ad alto impatto, sia per la produzione sia per la sicurezza dei lavoratori.

L'integrazione con tecnologie di realtà estesa rappresenta inoltre un elemento distintivo dell'approccio proposto. La visualizzazione in AR delle informazioni predittive e l'utilizzo della VR per la formazione introducono un nuovo modo di coinvolgere il lavoratore nell'impiego di tecnologie digitali avanzate, rendendo più comprensibile e operativo il contributo dell'Intelligenza Artificiale. In questo senso, il sistema non si limita a fornire un supporto alla manutenzione, ma contribuisce a costruire maggiore fiducia nell'uso dell'IA in ambiente industriale, favorendo uno sfruttamento più sicuro, efficace e orientato alle reali esigenze operative.

BIBLIOGRAFIA

- [1] J. Kulkarni. "Vibration-Driven Predictive Maintenance of Rotating Equipment Using Machine Learning", International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. 13. 2025. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2025.71321>
- [2]] M. Ghazali, M. Hazwan, W. Rahman, "Vibration Analysis for Machine Monitoring and Diagnosis: A Systematic Review", Shock and Vibration, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/9469318>
- [3]] I. Keshta, M. E. Majeed, T. Raad Al-Shaikhli, A.-H. Adel, K. A. Jabbar and M. Soni. "AI-Based Predictive Maintenance for Machine Vibration and Condition Monitoring in Industrial Applications", 4th OPJU International Technology Conference (OTCON) on Smart Computing for Innovation and Advancement in Industry 5.0. 1-7, 2025. DOI: 10.1109/OTCON65728.2025.11070934
- [4]] X. Li, F. Bi, L. Zhang, X. Yang, G. Zhang, "An Engine Fault Detection Method Based on the Deep Echo State Network and Improved Multi-Verse Optimizer", Energies 2022, 15, 1205. <https://doi.org/10.3390/en15031205>
- [5]] INDUX-R – Transforming European Industrial Ecosystems through eXtended Reality enhanced with human-centric AI and secure, 5G-enabled IoT <https://indux-r.eu/>
- [6]] H.-Y. Wu, M. Rubinstein, E. Shih, J. Guttag, F. Durand, W. T. Freeman, "Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World", ACM Transactions on Graphics, 31(4), 1–8, 2012. <https://doi.org/10.1145/2185520.2185561>
- [7]] J. Dai, L. Tian, H. Chang, "An Intelligent Diagnostic Method for Wear Depth of Sliding Bearings Based on MGCNN", Machines, 12(4), 266, 2024. <https://doi.org/10.3390/machines12040266>
- [8]] M. M. Khonsari, E. R. Booser, Applied Tribology: Bearing Design and Lubrication, 3rd ed., John Wiley & Sons, 2017, Chapters 8 and 17. <https://doi.org/10.1002/9781118700280>
- [9]] I. M. Hutchings, P. Shipway, Tribology: Friction and Wear of Engineering Materials, 2nd ed., Butterworth-Heinemann, 2017, Section 5.3, Simple Theory of Sliding Wear: The Archard Wear Equation. ISBN 978-0-08-100951-2.
- [10]] Y.-S. Zhao, P. Li, Y. Kang, Y.-B. Zhao. "A Health Indicator Enabling Both First Predicting Time Detection and Remaining Useful Life Prediction: Application to Rotating Machinery", Measurement, 235, 114994, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114994>

Predictive maintenance of bearings in sink rolls of Hot-Dip Galvanizing Lines using extended reality and Artificial Intelligence algorithms

In hot-dip galvanizing lines, sink rolls guide the strip through the zinc bath and operate at temperatures close to 470 °C and speed up to 180 m/min. These conditions accelerate sliding-bearing wear and may cause unplanned downtime. The case study, developed at Acciaierie d'Italia within the INDUX-R project, combines triaxial accelerometers, process parameters and machine-learning models to estimate bearing wear and remaining useful life. Results are delivered through extended-reality tools: VR supports operator training, while AR provides field monitoring and maintenance assistance.

KEYWORDS: PREDICTIVE MAINTENANCE; ARTIFICIAL INTELLIGENCE; EXTENDED REALITY; HOT DIP GALVANIZING.

[TORNA ALL'INDICE >](#)