

# Machine Learning applicato alla predizione di difetti di forma nella laminazione di barre a sezione circolare

V. Colla, M. Vannucci, C. Mocci, A. Giacomini, L. Cestari, E. Paluzzano

Nella laminazione di barre a sezione circolare, è fondamentale monitorare in maniera continuativa lo stato dei componenti principali del laminatoio e rivelare il prima possibile malfunzionamenti che possono degradare la qualità e la forma del prodotto, in maniera da poter programmare efficacemente interventi di manutenzione tempestivi. La presente memoria riguarda la prevenzione dell'ovalità, un difetto di forma che si manifesta quando la sezione della barra non è perfettamente circolare. A tale scopo è stato progettato un sistema per la raccolta e la gestione dei dati di processo che si avvale di una architettura hardware e software in grado di elaborare in maniera real-time una grande quantità di dati. Tecniche di machine learning sono state applicate alla predizione dell'ovalità sulla base della misura delle vibrazioni dell'impianto misurate da una serie di accelerometri montati in posizioni accuratamente scelte sul laminatoio. Tale analisi ha permesso di individuare le condizioni di processo più critiche e l'ottimizzazione della architettura HW/SW.

**PAROLE CHIAVE:** PRODUZIONE BARRE, MANUTENZIONE PREDITTIVA, INTELLIGENZA ARTIFICIALE

## INTRODUZIONE

La produzione di barre a sezione circolare è estremamente sfidante poiché sono richiesti standard di qualità molto elevati. Tale qualità riguarda la forma, la presenza di difetti superficiali e le proprietà meccaniche dei prodotti. Mantenere alti standard qualitativi può ridurre la produttività. In questo contesto, il monitoraggio real-time delle condizioni delle macchine può giocare un ruolo importante per mantenere al tempo stesso alti gli standard qualitativi ed evitare fermi macchina. Nella produzione di barre tale compito risulta complesso poiché l'invecchiamento dei rulli dovuto all'uso può causare vibrazioni che portano a problemi di forma (ovalità) nel prodotto finale. Questo lavoro mira alla pronta identificazione di situazioni che possano portare a problemi di ovalità nelle barre prodotte dall'osservazione delle vibrazioni dei rulli.

La soluzione industriale sviluppata si è focalizzata sull'acquisizione e archiviazione dei dati relativi ad un equipaggiamento ed un sistema di controllo specifici per gli impianti Special Bar Quality (SBQ) sviluppato da Danieli ed installato presso il nuovo laminatoio di

**V. Colla, M. Vannucci, C. Mocci**

Scuola Superiore Sant'Anna Istituto TeCIP

**A. Giacomini, L. Cestari, E. Paluzzano**

Danieli Automation S.p.A

Acciaierie Venete a Padova. L'equipaggiamento in esame è il cosiddetto Draw Sizing Danieli (DSD). Esso è un blocco trafilatore ad alta precisione progettato, dimensionato e ingegnerizzato per prodotti lunghi laminati a caldo di alta qualità. Questa macchina è completamente allestita e controllata attraverso un'automazione moderna e i più recenti sistemi di controllo. Per implementare funzioni predittive per quanto riguarda la qualità dei prodotti e lo stato di funzionamento della macchina, è dotato di un'ampia serie di sensori che possono raccogliere continuamente le informazioni sui prodotti laminati e sui principali parametri di processo che vengono memorizzati in un database dedicato. Inoltre il DSD è integrato in un impianto caratterizzato da un moderno design e da un sistema di automazione in grado di fornire informazioni provenienti da diversi processi e livelli in modo da implementare un efficiente sistema di manutenzione ottimizzata. Il sistema di acquisizione dati è parte di un framework più ampio sviluppato da Danieli Automation per l'ingestion, il processamento dei dati, lo sviluppo e la distribuzione di software basato su modelli di machine learning.

In letteratura si possono trovare vari esempi dell'uso del segnale di vibrazione per valutare lo stato di salute di motori o, più in generale, di elementi rotanti in un impianto [1]. In alcuni di questi casi non si usa il segnale grezzo ma lo spettro delle frequenze di vibrazione al fine di trovare relazioni fra tali frequenze e l'insorgere di problematiche sul prodotto o sulle macchine [2]. Nell'ultima decade inoltre, sono state utilizzate tecnologie legate all'intelligenza artificiale per esaminare tali segnali e metterli in relazione con l'insorgere delle suddette problematiche. Fra tali strumenti si annoverano le reti neurali artificiali (Artificial Neural Networks – ANN) [3] e le più recenti tecniche di Deep Learning (DL) [4]. Nel campo siderurgico è possibile trovare lavori in cui tecniche standard sono utilizzate per monitorare lo stato dei laminatoi sulla base delle analisi delle vibrazioni registrate a livello delle singole gabbie [5, 6].

## CONTESTO INDUSTRIALE

**Caso d'uso.** Acciaierie Venete SpA inizia a produrre acciaio a Padova alla fine degli anni '50 e da allora ha sperimentato una crescita costante fino a diventare uno dei leader europei nel mercato delle barre di alta qualità,

tondoni da colata continua, vergelle e billette. Impiega 1400 persone ed ha una produzione annuale di 1.800.000 tonnellate di acciaio prevalentemente utilizzato nel settore dell'automotive, dei mezzi agricoli e per movimentazione terra, dell'energia e delle costruzioni. La recente messa in servizio da parte di Danieli di un nuovo laminatoio di tipo Special Bar Quality (SBQ) sottolinea la continua attenzione per il controllo della qualità. L'impianto è progettato per la produzione di barre caratterizzate da un diametro da 18.0 a 82.5 mm, che verrà estesa nel futuro a sezioni piatte ed esagonali. E' costituito da una gabbia di tipo reversibile e un treno continuo orizzontale/verticale dotato di gruppi di laminazione "heavy duty" di ultima generazione e un blocco trafilatore denominato Draw Sizing Danieli (DSD) che permette di raggiungere elevate tolleranze dimensionali, fino a 1/8 EN 10060:2003, tenute sotto controllo da due misuratori: all'ingresso e all'uscita del DSD. Da un punto di vista metallurgico, la laminazione a caldo convenzionale è completata da apparecchiature e controlli di processi per la laminazione termomeccanica, al fine di ottenere elevate proprietà meccaniche per un'ampia varietà di marche di acciaio grazie alla microstruttura fine. L'impianto è dotato di tutte le ultime soluzioni di Danieli Automation per avvantaggiarsi di tutti i benefici dell'applicazione dei concetti dell'Industria 4.0.

**Piattaforma IoT.** Per realizzare appieno i concetti della digitalizzazione e dell'industria 4.0, il settore dell'acciaio deve affrontare la necessità di armonizzare l'alto grado di variabilità e complessità dei diversi sistemi di controllo di processo, poiché essi acquisiscono, archiviano e trasformano i dati in modo indipendente l'uno dall'altro. Danieli Automation DIGI&MET ha specificatamente progettato e sviluppato una piattaforma IoT industriale, denominata Q3-Platform schematizzata in figura 1, in grado di normalizzare la raccolta dei flussi di dati da ogni applicazione e dispositivo sul campo e unificarla in un unico strumento scalabile di elaborazione e archiviazione dei dati. La soluzione integra funzionalità di analisi del flusso in modo da operare il filtraggio e l'arricchimento dei dati, nonché connettori di campo che forniscono un'integrazione nativa con svariati protocolli IT e di automazione, sia proprietari di Danieli sia di terze parti. Q3-Platform presenta componenti tecnologici consolidati e leader di mercato che garantiscono ottime prestazioni di

calcolo e standard di sicurezza elevati. Tutto il software è organizzato in microservizi in esecuzione in forma di container gestiti da Kubernetes, il quale è il sistema di orchestrazione open source alla base della piattaforma, che facilita un'installazione unificata di tutte le applicazioni. Essendo in esecuzione su diversi nodi, è altamente scalabile consentendo di soddisfare le crescenti richieste di elaborazione del sistema e ottimizzare le risorse utilizzate da ogni singolo microservizio. Le procedure di streaming e batch ETL sono fornite da Kafka, una struttura di acquisizione in grado di offrire un throughput elevato, che consente l'elaborazione simultanea del flusso di dati partizionato e l'archiviazione dei dati nativi in varie tecnologie di database.

I dati vengono archiviati attraverso un'infrastruttura Data Lake gestita da Object Storage, che garantisce una capacità scalabile di archiviazione per un'ampia varietà di dati semistrutturati e non strutturati (ad es. file IBA, JSON e CSV, nonché contenuti multimediali). Inoltre, Object Storage migliora la sicurezza dei dati attraverso la crittografia dei file SSE. La piattaforma si basa su una strategia di persistenza poliglotta per l'integrazione nativa di varie tecnologie di archiviazione dati, consentendo

agli utenti di sfruttare i propri punti di forza. Per i diversi compiti sono state scelte le tecnologie più adatte e tutte fanno parte dello stack tecnologico della piattaforma, quali database relazionali di tipo SQL od ottimizzati per serie temporali (InfluxDB), sistemi per l'archiviazione di dati flessibili basati su documenti (MongoDB) e strumenti per accessi rapidi in lettura e scrittura in-memory (Redis). È stato inoltre sviluppato un modulo dedicato alle operazioni MLOps che permette di gestire tutto il ciclo di vita dei progetti di machine learning. Esso è completamente integrato nella Q3-Platform, condividendo flusso di dati e user-experience con tutti gli altri moduli, in modo che l'intera pipeline di un progetto di machine learning può essere gestita lavorando sempre all'interno della piattaforma. Ogni componente tecnologico della Q3-Platform può essere mantenuto on-site o collocato nel cloud e nella maggior parte dei casi la soluzione che garantisce le prestazioni più efficienti è l'approccio ibrido, bilanciando a seconda dei casi connessioni più veloci e con bassa latenza, flessibilità, sicurezza, ridondanza ed investimento economico.

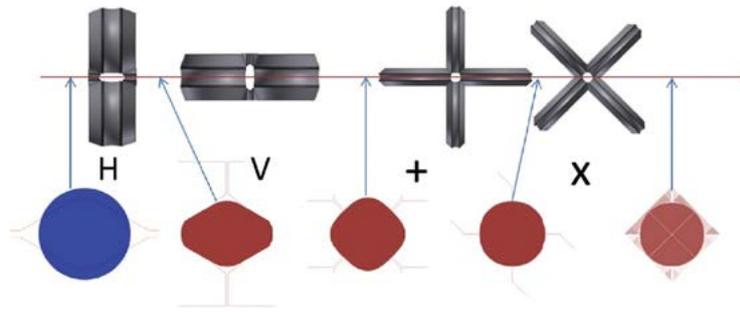


**Fig.1** - Moduli e architettura della Q3-Platform / Q3-Platform architecture and modules.

**Descrizione del processo.** Il DSD è costituito da un singolo modulo che include 4 gabbie compatte di laminazione: due gabbie ad alta riduzione a due rulli e due gabbie a bassa riduzione a 4 rulli per un dimensionamento preciso, come schematizzato in figura 2.

La presenza delle prime due gabbie permette di mantenere una singola sequenza di laminazione fino al DSD per

tutto il mix di produzione, mentre le due gabbie finali consentono di ottenere un prodotto con le caratteristiche di tolleranza geometrica richieste, al contrario degli impianti SBQ convenzionali in cui la sequenza di passaggi multipli prima delle gabbie di calibrazione richiede diversi cambi di configurazione per ottenere la tolleranza geometrica richiesta.



**Fig.2** - Sequenza dei passi di laminazione del DSD / DSD roll pass design.

Le dimensioni nominali e le tolleranze su dimensioni e forma delle barre tonde d'acciaio sono indicate nelle norme internazionali. A titolo di esempio e per gli scopi della presente pubblicazione, lo scostamento dal diametro nominale secondo la norma EN 10060:2003 è riportato in tabella 1. Come si nota, la norma definisce sia la

tolleranza ammessa sul diametro che sull'ovalità, definita come la differenza tra il diametro massimo e il diametro minimo nella stessa sezione della barra, considerata ortogonalmente all'asse principale. L'ovalità non deve eccedere il 75% dell'intervallo di tolleranza considerato per il diametro.

**Tab.1** - Deviazioni massime dell'ovalità e del diametro nominale secondo lo Standard EN10060:2003 [7].

Diametro nominale	Deviazione massima diametro	Deviazione massima ovalità
36 - 50 mm	± 0.8 mm	± 0.6 mm
52 - 80 mm	± 1.0 mm	± 0.75 mm

Sempre più spesso, il soddisfacimento del requisito di base della norma non è considerato sufficiente e si richiede che le tolleranze dimensionali siano una frazione, da 1/4 a 1/8, delle gamme ammissibili secondo lo standard.

**Acquisizione dati.** I dati utilizzati per l'analisi sono raccolti da tre fonti principali:

- Il Condition Monitoring System (CMS);
- Il Programmable Logic Controller (PLC) utilizzato per l'automazione di Livello 1 del DSD;
- Il Data Base Management System (DBMS) del Livello 2.

Il CMS fornisce dati di accelerazione misurati da circa 50 sensori di vibrazione installati sul DSD. I dati vengono prima raccolti da un sistema commerciale di analisi dati vibrazionali, che li elabora estraendo i dati sintetici tipici di un sistema di analisi delle vibrazioni. I dati di accelerazione non elaborati vengono quindi richiesti dal sistema di acquisizione al fine di processarli secondo un

nuovo approccio descritto nelle sezioni seguenti.

I sensori del CMS sono generalmente installati in prossimità di un dispositivo rotante, quale un albero di trasmissione per aumentare la sensibilità alle vibrazioni. Proprio nella prima gabbia del DSD, considerata in questa analisi, è installato un sensore sul lato di uscita del motore elettrico e altri tre sensori sui riduttori posti tra il motore e i rulli.

Dal PLC vengono raccolti diversi dati che vengono acquisiti dai sensori e dai dispositivi utilizzati per azionare il DSD e verificare il funzionamento dello stesso. In particolare, i dati presi in considerazione nella presente analisi riguardano il diametro e l'ovalità della barra restituiti dal misuratore HiProfile. Quest'ultimo è uno strumento basato su sensori laser sviluppato da Danieli Automation per la valutazione della geometria della barra e misura il diametro del prodotto in varie posizioni angolari nella stessa sezione ortogonale all'asse longitudinale della

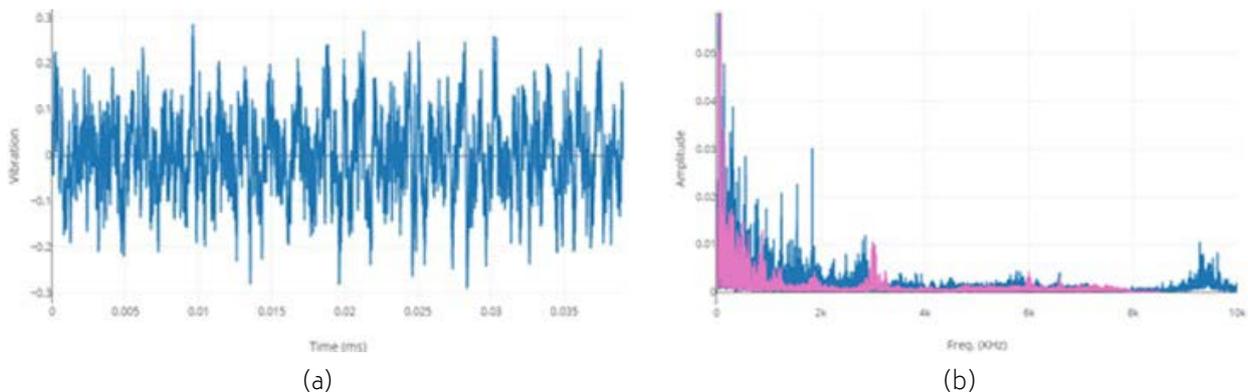
barra.

La terza sorgente dati fornisce varie informazioni riguardanti la produzione e il processo utilizzato; in particolare contiene alcune caratteristiche distintive di ciascuna barra prodotta, quali il tipo di acciaio, le dimensioni di partenza e attese, la configurazione delle varie gabbie di laminazione.

### STIMA DELL'OVALITÀ DAI SEGNALI DI VIBRAZIONE

L'architettura HW/SW descritta nella sezione precedente ha lo scopo di favorire lo sviluppo di un sistema per la early detection di problemi di ovalità nelle barre prodotte nel DSD utilizzando i segnali di vibrazione misurati durante la lavorazione. Tali segnali caratterizzano le condizioni di processo e in particolare l'invecchiamento dei rulli presenti nelle gabbie di laminazione del DSD; aspetto quest'ultimo legato all'insorgenza di ovalità. In Figura 3.a è mostrato un segnale di vibrazione grezzo che ne mette in evidenza la bassa durata (frazioni di millisecondi) e la presenza di rumore. Il rumore è

probabilmente la causa dell'insuccesso dei primi tentativi di correlare tale segnale con la presenza di problemi di forma. Tali approcci si basavano sull'estrazione di alcune features quantitative dal segnale grezzo che risultavano affette dal rumore. Inoltre, non si evidenziano differenze apprezzabili fra i segnali relativi a barre diverse, rendendo di fatto impossibile la caratterizzazione di barre affette da problemi di forma. Al fine di superare tale criticità, viene utilizzato lo spettro delle frequenze di tale segnale ottenuto mediante la trasformata di Fourier, e scalato rispetto alla velocità di rotazione del motore al fine di garantire una equa comparazione fra i vari pattern ottenuti in diverse condizioni operative. Tale spettro sarà successivamente utilizzato per trovare correlazioni con fenomeni di ovalità attraverso un processo articolato in alcune fasi interconnesse che include una riduzione della dimensionalità del problema e lo sviluppo di un classificatore mediante tecniche avanzate di Machine Learning (ML).



**Fig.3** - (a) Segnale di vibrazione grezzo registrato durante la lavorazione di una barra; (b) Spettro delle frequenze corrispondenti alla lavorazione di due barre distinte / (a) Vibration signal as recorded during the manufacturing of a bar, (b) Frequency spectra corresponding to the manufacturing of two different bars

**Estrazione dello spettro di vibrazione.** La prima delle fasi precedentemente menzionate riguarda l'estrazione dello spettro delle frequenze di vibrazione attraverso la trasformata di Fourier. Tale operazione è applicata a ciascuna delle barre prodotte dal DSD. In Figura 3.b sono riportati gli spettri della frequenza di vibrazione associati a due diverse barre. Dall'immagine emerge che, a differenza del segnale grezzo, tali spettri presentano differenze significative che possono essere utilizzate

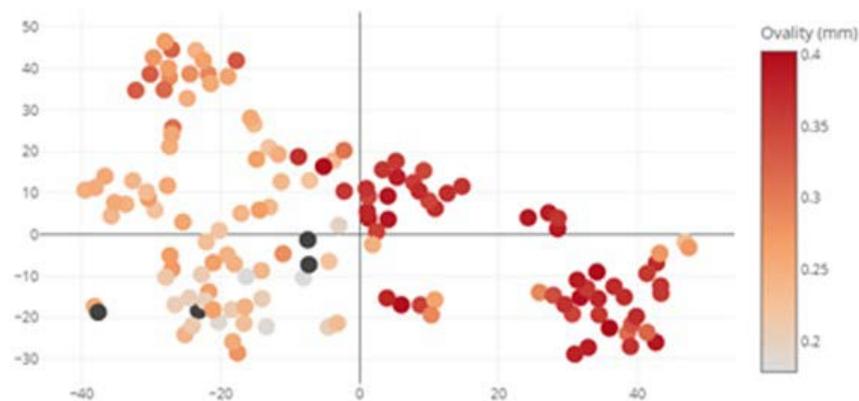
successivamente per caratterizzare le barre con problemi di ovalità.

Tali spettri di frequenza necessitano comunque di pre-processing per favorire l'estrazione di features significative per lo scopo del lavoro. Questa operazione si basa sull'esperienza del personale operante sull'impianto. Lo spettro grezzo, infatti, include alte frequenze ( $\geq 5$  MHz) che non sono riconducibili alla lavorazione delle barre ma che sono piuttosto dovute a rumore e, per tale

motivo, vengono tagliate dallo spettro da utilizzare nelle fasi successive. Inoltre, l'iniziale granularità dello spettro, composto da più di 20000 frequenze diverse, è stata ridotta per limitare il carico computazionale richiesto nelle fasi seguenti selezionando un sottoinsieme significativo di tali frequenze sulla base delle indicazioni del personale esperto e considerando la sua distribuzione così da mantenere più frequenze provenienti dalle zone più dense dello spettro e da quelle caratterizzate da maggiore variabilità. Questa operazione porta alla selezione di 40 frequenze che caratterizzano lo spettro. Al termine di questa fase di data preparation che include l'utilizzo di un algoritmo per il filtraggio degli outliers [8], si ottiene il dataset che sarà utilizzato per lo sviluppo di un classificatore in grado di predire eventuali problemi di ovalità dalle frequenze selezionate dello spettro delle vibrazioni. Il dataset è composto da più di 1000 samples, ciascuno relativo a una barra prodotta e associato all'ovalità misurata.

**Sviluppo del classificatore.** La quantità di samples disponibili per l'addestramento e la validazione del modello è piuttosto limitata, anche alla luce della dimensione abbastanza elevata del suo dominio di input (40 frequenze). Questa situazione può portare allo

sviluppo di modelli complessi in termini di parametri liberi, soggetti dunque al problema dell'overfitting. Al fine di evitare questa problematica che porterebbe a un forte degrado delle prestazioni del modello una volta online, è stata applicata una metodologia di dimensionality reduction che ha lo scopo di ridurre la dimensione del dominio preservandone al contempo il contenuto informativo rimuovendo o compattando all'interno del dataset le informazioni ridondanti e rendendo possibile lo sviluppo successivo di modelli con un numero inferiore di parametri liberi. In questo lavoro per tale scopo è stato utilizzato il metodo t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding), un algoritmo che effettua un mappaggio non-lineare dei dati originali proiettandoli in uno spazio la cui dimensione è inferiore (solitamente 2 o 3) mantenendo la relazione geometrica fra i punti originali. Nella pratica t-SNE preserva a livello globale e locale le relazioni di vicinanza fra i punti. L'applicazione di t\_SNE al dataset disponibile è mostrata in Figura 4 in cui i dati originali in dimensione 40 sono stati proiettati in 2 dimensioni e colorati in relazione all'ovalità della barra associata. La figura mette in evidenza come le frequenze selezionate combinate all'applicazione di t-SNE riescano a partizionare in maniera adeguata il dataset rispetto all'ovalità delle barre.



**Fig.4** - (Proiezione in 2 dimensioni dell'input originale utilizzando il metodo t-SNE. Ogni punto corrisponde a una barra il cui colore è associato alla sua ovalità / Mapping into 2-dimensions domain of the original data by using the t-SNE method. Each data points refers to a bar whose color is associated to its ovality.

Definito un target di ovalità pari a 0.375mm, inferiore ai limiti indicati dallo Standard EN10060:2003, all'interno del dataset solo il 14% dei samples sono relativi a barre con valori di ovalità superiori, che costituisce l'evento di interesse nel presente lavoro. Questa situazione può

degradare fortemente le prestazioni di un classificatore il cui scopo è proprio identificare tali eventi: i classificatori standard, infatti, essendo progettati per massimizzare globalmente le proprie prestazioni, possono trascurare le classi minoritarie [9]. Per ovviare a questo inconveniente

in questa applicazione è stato usato l'algoritmo di oversampling SMOTE che mitiga lo sbilanciamento fra le due classi generando samples sintetici appartenenti alla classe di minoranza. Il classificatore utilizzato è un Decision Tree (DT) addestrato utilizzando il popolare algoritmo C4.5. Il DT è una tipologia di classificatore adatto a trattare problemi non lineari e presenta alcuni vantaggi in applicazioni industriali quali l'interpretabilità e la velocità di training che permette di ottimizzarne in tempi ragionevoli gli iperparametri in questo contesto applicativo.

## RISULTATI

**Set-up sperimentale.** Nel presente lavoro tutte le componenti del sistema descritto (riduzione della dimensione, oversampling, DT) sono state ottimizzate determinando opportunamente e globalmente i loro iperparametri sulla base delle prestazioni del classificatore a valle della pipeline. Nel dettaglio: nel contesto dell'algoritmo di riduzione della dimensione t-SNE due diverse dimensioni sono state testate per il mappaggio dei dati originali: 2 e 3. Per il ribilanciamento del dataset tramite il metodo SMO-

TE sono state testate 3 diverse percentuali ( $a = 25\%$ ,  $33\%$ ,  $50\%$ ) di samples di minoranza rispetto alla totalità delle osservazioni. Per il DT due diversi iperparametri sono stati oggetto di ottimizzazione: il primo riguarda la profondità ( $D = 3 - 8$ ) dell'albero mentre l'altro è il costo della mancata identificazione di una barra affetta da ovalità (falso negativo) rispetto all'errore inverso (falso positivo). I valori testati per questo iperparametro sono  $w = (1, 1.5, 2, 2.5, 3)$ . Per ciascuna combinazione dei valori degli iperparametri elencati sono state valutate le performance dell'intero sistema attraverso il meccanismo della 10-fold cross-validation che permette di valutare in maniera affidabile i risultati ottenuti.

**Risultati.** I risultati più significativi ottenuti nella campagna di test descritta sono riportati in tabella 2 in termini di rate di veri positivi (TPR), falsi positivi (FPR) e accuratezza globale (ACC) ottenuti sui dati di validazione (mediati nel contesto della 10-fold cross validation) e associati alla configurazione di iperparametri utilizzati nel test.

**Tab.2** - Risultati ottenuti dalle migliori configurazioni di iperparametri.

Dim	D	W	a	TPR	FPR	ACC
2	6	2	33	0.79	0.07	0.90
2	8	3	50	0.78	0.08	0.88
2	8	1	50	0.74	0.09	0.86
2	8	3	25	0.74	0.09	0.86
2	8	2.5	25	0.67	0.10	0.86

Tali risultati sono valutati alla luce del contesto industriale in cui è fondamentale l'identificazione delle situazioni correlate a situazioni critiche di ovalità che permette la tempestiva applicazione di contromisure per evitare la riduzione della qualità del prodotto e potenziali fermi macchina. In base a tali considerazioni i risultati ottenuti dal sistema sviluppato sono ampiamente soddisfacenti poiché permettono la corretta individuazione dell'80% delle situazioni critiche pur mantenendo basso il numero dei falsi allarmi sollevato. La campagna di test ha inoltre portato all'individuazione della combinazione di valori degli iperparametri più performante che associa un peso doppio ( $w$ ) alla mancata detezione di problemi di ovalità e utilizza un limitato (33%) resampling dei dati tramite l'utilizzo dell'algoritmo

SMOTE. Dai risultati emerge il vantaggio nell'utilizzo di queste tecniche che ha portato a un sensibile incremento delle performance rispetto alla situazione base.

## CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

In questo lavoro viene presentato un sistema per l'identificazione real-time di problemi di forma durante la produzione di barre a sezione circolare utilizzando i segnali di vibrazione registrati durante la lavorazione. La metodologia include l'utilizzo di approcci standard per l'analisi del segnale di vibrazione (FFT) e tecniche di intelligenza artificiale per l'identificazione dei pattern corrispondenti a problemi di forma. I risultati ottenuti durante la validazione del sistema sono incoraggianti con un grado di detezione

dell'80% delle situazioni problematiche e un basso numero di falsi allarmi che rende possibile una sostanziale diminuzione di fermi macchina e il miglioramento della qualità del prodotto e della produttività.

In futuro, al fine di migliorare le prestazioni dell'intero sistema, si prevede di estendere il monitoraggio a un maggior numero di gabbie del DSD e includere informazioni provenienti da diverse fasi della catena di produzione. Inoltre, sarà valutata la possibilità di usare differenti tecniche di intelligenza artificiale che permettano, fra l'altro, la selezione automatica delle frequenze di vibrazione da utilizzare come input per i classificatori.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] C. SCHEFFER, P. GIRDHAR, Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance. Elsevier (2004).
- [2] F. AL-BADOIR, M. SUNAR, L. CHEDED, Vibration analysis of rotating machinery using time-frequency analysis and wavelet techniques, Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 25, no. 6, pp. 2083–2101 (2011).
- [3] N. ZUBER, R. BAJIRIĆ, R. SOSTAKOV, Gearbox faults identification using vibration signal analysis and artificial intelligence methods, Eksploatacja i Niezawodno ´ s ´ c, vol. 16, no. 1 (2014).
- [4] H.-Y. CHEN, C.-H. LEE, Vibration signals analysis by explainable artificial intelligence (xai) approach: Application on bearing faults diagnosis, IEEE Access, vol. 8, pp. 134 246–134 256 (2020).
- [5] D. C. MAZUR, J. A. KAY, K. D. MAZUR, Advancements in vibration monitoring for the mining industry, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 51, no. 5, pp. 4321–4328 (2015).
- [6] Y. HORI, H. ISEKI, K. SUGIURA, Basic consideration of vibration suppression and disturbance rejection control of multi-inertia system usingsflac (state feedback and load acceleration control), IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 30, no. 4, pp. 889–896 (1994).
- [7] Hot rolled round steel bars for general purposes, Dimensions and tolerances on shape and dimensions EN 10060, DIN Std. (2004).
- [8] S. CATENI, V. COLLA, M. VANNUCCI, A fuzzy system for combining different outliers detection methods, in Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications, AIA, pp. 87–93 (2009).
- [9] M. VANNUCCI, V. COLLA, Novel classification method for sensitive problems and uneven datasets based on neural networks and fuzzy logic, Applied Soft Computing, vol. 11, no. 2, pp. 2383–2390 (2011).

## RINGRAZIAMENTI

Il lavoro descritto nel presente lavoro è stato sviluppato nell'ambito del progetto dal titolo " Cyber-Physical System-based approach for intelligent data-driven maintenance operations applied to the rolling area" (CyberMan4.0 GA 800657), finanziato dall'Unione Europea tramite il "Research Fund for Coal and Steel (RFCS)", che gli Autori ringraziano. La responsabilità esclusiva delle questioni trattate nel presente lavoro è degli autori; l'Unione non è responsabile per l'uso che può essere fatto delle informazioni ivi contenute.

# Machine Learning applied to prediction of shape defects in round cross section rolled bars

During the rolling of round bars, monitoring status of main mill components is fundamental to detect in advance eventual malfunctions that could lead to product shape and quality problems and to allow the implementation of suitable and immediate countermeasures. In this work, the problem of ovality, that occurs when the section of the bar is not perfectly circular, is addressed. To this aim, a system for the collection and the management of plant data was set up based on a hardware and software architecture capable of managing in real time a large amount of information. Further, advanced machine learning techniques are used to predict ovality from vibration signals measured by a set of sensors installed in suitable positions throughout the rolling mill. The resulting analysis allowed the identification of the most critical conditions for ovality occurrence and the optimization of the mentioned HW/SW architecture.

**KEYWORDS:** STEEL BARS MANUFACTURING, PREDICTIVE MAINTENANCE, ARTIFICIAL INTELLIGENCE

[TORNA ALL'INDICE >](#)