

# Predizione delle proprietà meccaniche di barre nervate per le costruzioni tramite la combinazione di modelli agli elementi finiti e modelli data-driven

V. Colla, M. Vannucci, R. Valentini

Le barre nervate da cemento armato sono utilizzate nell'industria edile per conferire alla struttura delle costruzioni le caratteristiche di trazione e resistenza che possano garantire la sicurezza degli edifici. Tali barre sono realizzate tramite trattamenti termici nel processo TempCore®, i quali mirano all'ottenimento di una struttura interna del materiale che garantisca le caratteristiche meccaniche desiderate. In questo lavoro sono utilizzate tecniche avanzate di data processing e modelli data-driven al fine di sviluppare modelli predittivi per le principali caratteristiche meccaniche delle barre utilizzando informazioni sulla composizione chimica dell'acciaio e sui trattamenti termici nonché i risultati di un modello agli elementi finiti che stima la microstruttura delle barre. I modelli discussi nell'articolo sono stati addestrati e validati utilizzando dati impiantistici e, alla luce dei risultati ottenuti, possono essere utilizzati nella fase di ingegnerizzazione del prodotto e configurazione dell'impianto TempCore®.

**KEYWORDS:** PROCESSO TEMP CORE®, MACHINE LEARNING, PROPRIETÀ MECCANICHE.

## INTRODUZIONE

Le barre nervate sono utilizzate nell'industria delle costruzioni per rinforzare le strutture di cemento degli edifici aumentandone il grado di resistenza alla trazione e all'allungamento [1]. Questa caratteristica rende tali barre uno strumento fondamentale nell'industria edile [2, 3]. Attualmente la maggior parte delle barre utilizzate appartiene a due classi principali di acciai: quelli prodotti tramite il processo TempCore® e gli acciai microlegati. Il processo TempCore® in particolare opera tramite un brusco raffreddamento della barra all'uscita dell'ultima gabbia di laminazione affinché alla parte esterna della barra venga conferita una rigida struttura martensitica preservando la struttura austenitica della parte più interna, chiamata anche cuore. Nelle fasi seguenti del raffreddamento, controllate dalle stazioni successive del processo, il calore fluisce dall'interno verso l'esterno della barra temperando la zona martensitica esterna e favorendo la formazione di una struttura ferritica o perlitica nel cuore attraverso un raffreddamento più lento. Le caratteristiche meccaniche complessive delle barre prodotte dipendono dalle diverse frazioni in volume delle fasi presenti le quali, una volta fissata la composizione chimica dell'acciaio, dipendono totalmente dai parametri del processo TempCore®, fra cui, principalmente, la portata del

**Valentina Colla, Marco Vannucci**

TeCIP Institute, Scuola Superiore Sant'Anna, Italy

**Renzo Valentini**

DICI; Università di Pisa, Italy

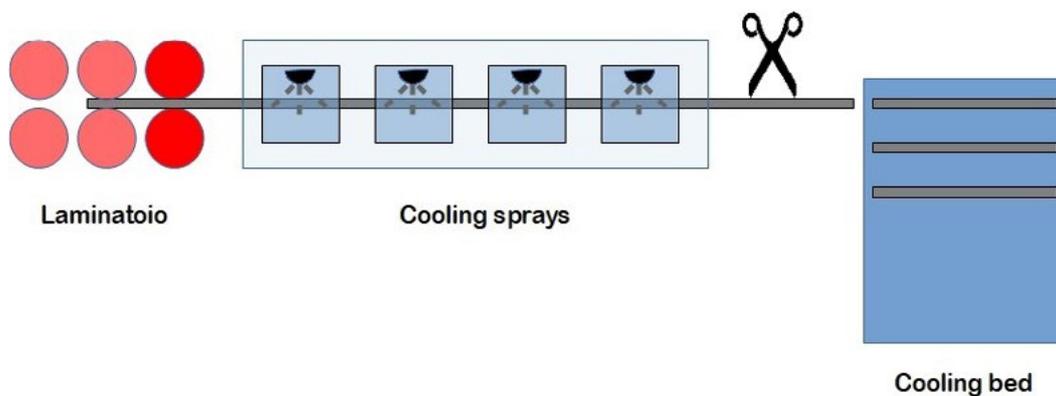
flusso di acqua utilizzato per il raffreddamento, la velocità della barra e la temperatura all'uscita della laminazione [4-7].

In questa memoria viene presentato un modello integrato per la predizione delle proprietà meccaniche delle barre nervate per il rinforzo del cemento realizzate tramite il processo TempCore®. Tale modello è composto da un primo modulo per il calcolo delle frazioni delle fasi e da un secondo che predice le proprietà meccaniche delle barre utilizzando tali frazioni. Il primo modulo si basa sull'utilizzo di un modello agli elementi finiti che simula il raffreddamento della barra [8] mentre il secondo utilizza modelli statistici basati sui dati forniti dall'impianto per correlare le frazioni percentuali e la composizione chimica dell'acciaio alle

proprietà meccaniche. Il modello proposto rappresenta un esempio di approccio ibrido alla predizione delle proprietà dei prodotti finiti, che combina metodologie tradizionali e modelli data-driven sulla base di una tendenza che trova crescente affermazione con il progresso del processo di digitalizzazione in atto nell'industria siderurgica a livello mondiale [9].

### Il processo TEMPCORE

Il processo TempCore® [4-7], rappresentato schematicamente in Figura 1, è un trattamento termico in linea espressamente sviluppato per la produzione di barre nervate per cemento armato.



**Fig.1** - Rappresentazione schematica del processo TempCore®/ Schematic representation of the TempCore® process.

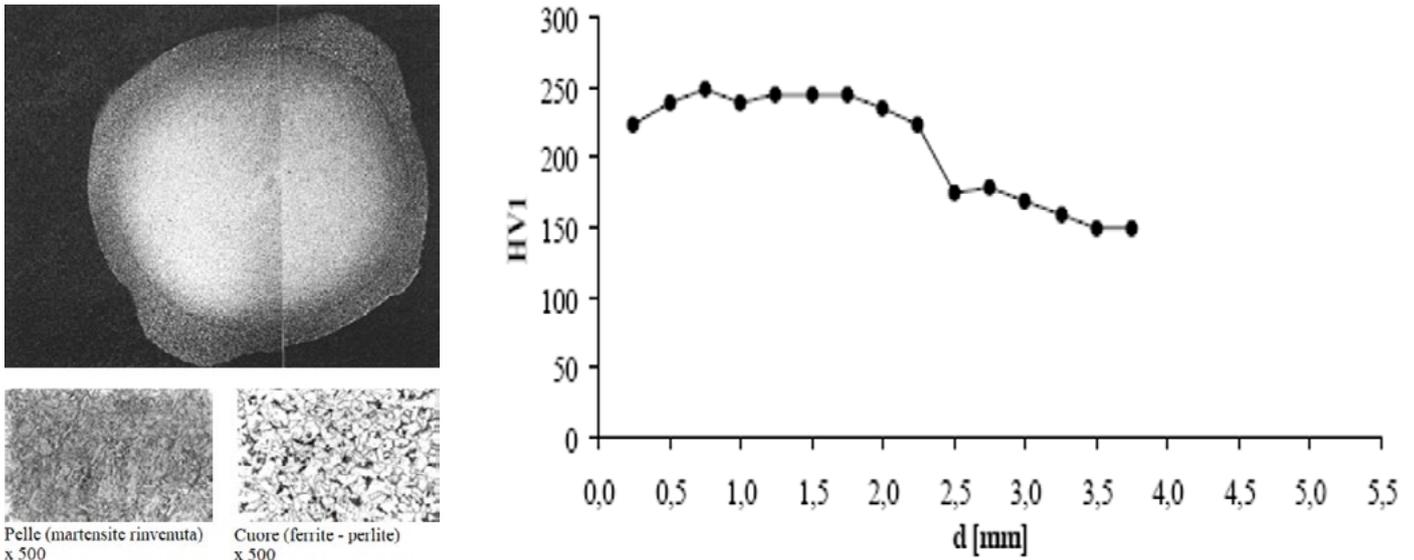
Il processo, che ha inizio immediatamente dopo l'uscita della barra dall'ultima gabbia di laminazione, può essere suddiviso in tre fasi successive:

- 1. Raffreddamento rapido:** in questa fase il raffreddamento rapido è ottenuto mediante l'utilizzo di una serie di getti di acqua. A causa della elevata temperatura della barra all'entrata del TempCore®, il film di vapore depositato sulla parte esterna della barra determina la formazione di una pelle martensitica di spessore variabile caratterizzata da una notevole durezza e fragilità. In tale contesto, il cuore della barra mantiene la struttura austenitica mentre, dipendentemente dalle condizioni di processo, è possibile la formazione di uno strato intermedio bainitico.
- 2. Auto-tempra:** successivamente al raffreddamento rapido la barra è lasciata raffreddare. In questa fase la differenza di temperatura fra la zona interna ed esterna della stessa genera un trasferimento di calore per conduzione che temprava la superficie martensitica. Al contempo non si apprezzano trasformazioni riguardanti il

cuore della barra che rimane austenitico e mantiene le caratteristiche di duttilità e resistenza allo snervamento desiderate. Le trasformazioni che avvengono in questa fase dipendono principalmente dal diametro della barra e dai trattamenti termici avvenuti durante la fase 1.

- 3. Raffreddamento in placca:** in questa fase finale, che si svolge quando la barra è lasciata in placca, il raffreddamento del cuore austenitico avviene molto lentamente e favorisce la formazione di strutture duttili quali la ferrite e la perlite.

Alla fine dell'intero processo la struttura finale della barra risulta formata da una superficie di martensite, uno strato intermedio di bainite e uno strato interno di ferrite/perlite. A titolo di esempio, La Figura 2 riporta una microstruttura pelle-cuore di una barra nervata da 8 mm prodotta con la tecnologia TempCore® ed il corrispondente profilo di durezza dalla superficie verso il cuore.



**Fig.2** - (a) Tipica microstruttura pelle-cuore di una barra prodotta con la tecnologia TempCore®; (b) corrispondente profilo di durezza dalla superficie verso il cuore per una barra da 8 mm. / (a) Typical skin-core microstructure of a rebar produced with the TempCore® technology; (b) corresponding hardness profile from the surface to the core for an 8 mm rebar.

Le differenti percentuali dei tre stadi forniscono alla barra le proprietà che la rendono adatta al rinforzo del cemento e dipendono totalmente dalla composizione chimica dell'acciaio, dal diametro della barra e dai parametri del processo TempCore® che ne influenzano il raffreddamento [10-12].

### MATERIALI E METODI

Il presente lavoro utilizza per il tuning e il test dei modelli sviluppati un dataset formato da dati raccolti durante la normale operatività dell'impianto e da una serie di test di laboratorio effettuati sui prodotti. In particolare, i dati impianti-

stici presi in considerazione sono

- le portate di acqua di ciascuno dei 21 moduli di raffreddamento utilizzati nella Fase 1
- la velocità di laminazione
- le temperature di ingresso e uscita dal sistema di cooling sprays
- la temperatura di arrivo in placca per la barra

Per il tuning e la validazione del modello sono state prodotte circa 180 barre con un diametro che varia fra 14 mm e 26 mm la cui distribuzione è mostrata in Tabella 1.

**Tab.1** - Numero di barre prodotte divise per i vari diametri per il tuning e la validazione del modello integrato./ Number of produced rebars, for different diameter values, which were used for the tuning and validation of the integrated model.

Diametro (mm)	# Samples
14	20
16	73
20	25
22	20
24	20
26	25
<b>Tot</b>	<b>183</b>

Il range di variazione della composizione chimica delle barre è invece mostrato in Tabella 2.

**Tab.2** - - Intervallo di variazione della composizione chimica delle barre prodotte./ Variability range of the chemical composition of the produced rebars.

	C (wt%)	Mn (wt%)	Si (wt%)	Cr (wt%)	Cu (wt%)
<b>Min</b>	0,16	0,742	0,2	0,043	0,072
<b>Max</b>	0,222	0,981	0,37	0,2	0,562

Dalle barre prodotte sono stati formati dei provini della lunghezza di 150 mm che sono stati utilizzati per la misura delle caratteristiche meccaniche da stimare: carico di snervamento  $R_{e'}$  (espresso in N/mm<sup>2</sup>), carico di rottura  $R_m$  (espresso in N/mm<sup>2</sup>) e allungamento percentuale ( $A_{\%}$ ). I provini sono stati inoltre oggetto di analisi metallografica al fine di determinare gli spessori in mm della pelle, della zona intermedia e del cuore. Infine, tramite l'utilizzo del simulatore termomeccanico Gleeble 3800 è stato possibile determinare per ciascuno di essi i diagrammi di trasformazione con raffreddamento continuo, dette anche curve CCT (dall'inglese Continuous Cooling Transformation) e le temperature critiche di inizio delle trasformazioni martensitica  $T_{MS}$  (dall'inglese Martensite Start) e bainitica  $T_{BS}$  (dall'inglese Bainite Start). Questa ultima operazione ha richiesto il riscaldamento dei provini a una temperatura di 100°C (a una velocità di 2.5 °C/s) per poi raffreddarli fino a 20 °C a varie velocità (2.5; 7; 20; 40; 50; 60; 80; 100; 120 °C/s). I dati così raccolti sono stati utilizzati successivamente per il tuning delle varie parti del modello integrato.

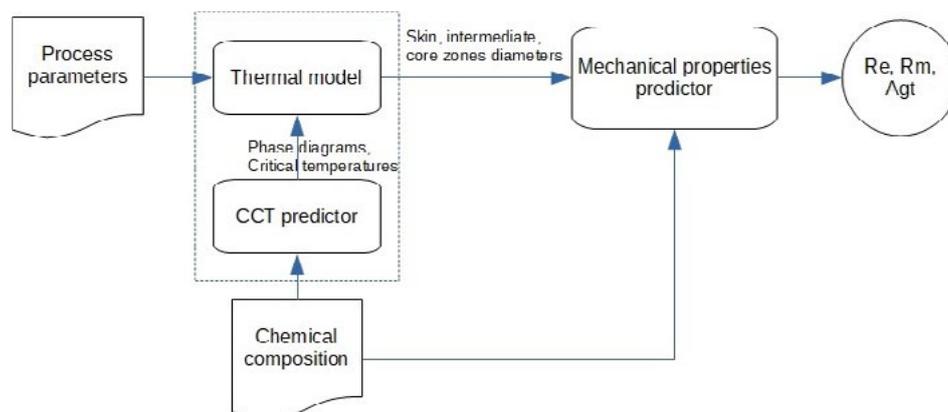
### MODELLO INTEGRATO PER LA PREDIZIONE DELLE PROPRIETA' MECCANICHE DELLE BARRE NERVATE

Il modello integrato realizzato combina un insieme di moduli che rendono possibile la predizione delle proprietà

meccaniche delle barre attraverso una serie di step successivi, utilizzando come input la composizione chimica dell'acciaio e la configurazione del TempCore® secondo quanto descritto nella sezione intitolata "Materiali e Metodi".

La struttura generale del modello è rappresentata in Figura 3 e le interazioni fra i vari moduli possono essere così schematizzate:

1. Il modulo di predizione delle curve CCT utilizza la composizione chimica dell'acciaio per predire le corrispondenti curve CCT e le temperature critiche: questa operazione è effettuata tramite due modelli lineari che associano alla composizione chimica rispettivamente i parametri delle curve CCT e le temperature critiche;
2. Le curve e le temperature critiche calcolate al punto precedente sono utilizzate nel modulo termico per determinare il profilo di temperatura della barra durante il processo e, di conseguenza, gli spessori della pelle, dello strato intermedio e del cuore; questo modulo utilizza come input anche la configurazione dell'impianto;
3. Il modulo finale utilizza le informazioni fin qui calcolate per stimare  $R_{e'}$ ,  $R_m$  e  $A_{\%}$ . In particolare, tale modulo utilizza gli spessori calcolati al punto precedente in combinazione con la composizione chimica dell'acciaio.



**Fig.3** - Schema generale del funzionamento del modello integrato che mette in evidenza il flusso di informazioni fra i vari moduli / General scheme of the integrated model highlighting the information flow among the different modules.

### MODELLO TERMICO

Il modello termico simula l'evoluzione della temperatura nella sezione della barra e per tutta la sua lunghezza duran-

te tutto il processo TempCore® e il raffreddamento successivo con lo scopo di determinare le aree percentuali di pelle, strato intermedio e cuore del prodotto finito che sa-

ranno poi forniti come input per il modulo per la predizione delle proprietà meccaniche. In tale contesto la sezione della barra è schematizzata tramite 20 elementi concentrici

di uguale spessore per cui l'evoluzione della temperatura è simulata in termini di coordinate cilindriche attraverso la seguente equazione:

$$\frac{\partial}{\partial r} \left( k \frac{\partial T}{\partial r} \right) + \frac{k}{r} \left( \frac{\partial T}{\partial r} \right) + q_{tr} = \rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} \quad 1)$$

in cui  $t$  rappresenta il tempo,  $T$  la temperatura dell'anello considerato e  $r$  il raggio,  $\rho$  la densità dell'acciaio, e  $C_p$  il coefficiente di scambio termico. La condizione iniziale è rappresentata da  $t=0$  e  $T=T_{QTB}$  dove  $T_{QTB}$  è la temperatura della barra all'entrata del settore di *cooling sprays* con riferimento alla Figura 1. Il valore di  $C_p$  è determinato in funzione della temperatura secondo valori di letteratura mentre  $\rho$  è considerato costante e uguale a  $7800\text{kg/m}^3$ . Le condizioni al contorno sono espresse dalla temperatura superficiale  $T_s$  o tramite convezione considerando lo scambio di calore con il mezzo di raffreddamento che può essere aria o acqua, dipendentemente dallo stato di attivazione degli *spray coolers* determinato dalla configurazione dell'impianto.

Il modello termico simula l'evoluzione della temperatura dall'entrata nella zona degli *spray coolers* fino alla placca. La simulazione è basata su un modello FEM semplificato che, in un intervallo di tempo arbitrario, calcola gli scambi di calore dalla superficie all'asse delle barre, tenendo conto dell'ambiente della barra (dato dalla configurazione di impianto). Tale processo è totalmente determinato dalla conduzione fra gli anelli concentrici in cui la barra è schematizzata cui è applicata l'equazione (1). Lo scambio di calore permette di determinare la variazione di temperatura nel tempo per ciascun anello.

Una volta disponibili i profili nel tempo delle temperature degli anelli in cui la barra è schematizzata è possibile determinare le aree della pelle, dello strato intermedio e del cuore della barra caratterizzate da strutture differenti: la trasformazione martensitica avviene quando la temperatura del materiale scende al di sotto della temperatura critica  $T_{MS}$  mentre la bainite si forma quando l'acciaio è raffreddato in un range di temperature compreso fra  $T_{MS}$  e  $T_{BS}$ . Alla luce di queste considerazioni, la pelle coprirà un'area pari a quella degli anelli che raffreddato a una temperatura inferiore a  $T_{MS}$  mentre lo spessore della zona intermedia sarà dato dall'area degli anelli che raggiungono una temperatura compresa nell'intervallo  $[T_{MS}, T_{BS}]$ . L'area del cuore sarà determinata quindi per differenza.

## MODELLO PER LA PREDIZIONE DELLE PROPRIETÀ MECCANICHE

Lo scopo del modello per la predizione delle proprietà

meccaniche è quello di mettere in relazione l'estensione delle aree relative a pelle, zona intermedia e cuore delle barre, i parametri del processo TempCore e la composizione chimica dell'acciaio con le proprietà meccaniche d'interesse per le barre, ossia  $R_{e'}$ ,  $R_m$  e  $A_{\%}$ . Il corrispondente modulo all'interno del modello integrato oggetto di questo lavoro è stato sviluppato sulla base dei dati raccolti e dei risultati forniti dal modello termico in termini di percentuali delle aree della pelle, della zona intermedia e del cuore della barra. Tale procedura tiene conto dei differenti diametri delle barre oggetto dei test. Per ciascuna delle tre proprietà meccaniche prese in considerazione è stato sviluppato un modello indipendente tramite l'utilizzo di tecniche di modellazione data-driven.

Considerato il numero di samples disponibile per il tuning del modello si è resa necessaria una procedura di selezione delle variabili al fine di limitare il numero di parametri liberi dei modelli da determinare. Le variabili così selezionate sono state aggiunte alle percentuali delle aree di pelle, zona intermedia e cuore forniti dal modello termico. A tal fine sono stati valutate tre tipologie di modello:

1. Lineare Multivariato (LM) [13], in cui un numero limitato di variabili in input è stato selezionato in base al coefficiente di correlazione lineare che lega le variabili di input a quelle di target;
2. Lasso (LS) [14] si basa su una regressione lineare con regolarizzazione e mira non solo a mettere in relazione le variabili di input con quelle di output ma anche a ridurre il numero di variabili di input utilizzate, effettuando di fatto una selezione delle variabili;
3. Multi Layer Perceptron (MLP) [15], che utilizza una rete neurale a due strati per ciascuna delle proprietà meccaniche da predire. In questo caso le variabili di input utilizzate sono state selezionate con una procedura basata su Algoritmi Genetici più adatta a questo tipo di modelli [16, 17].

Per i modelli LM e MLP è stato calcolato il coefficiente di correlazione fra le potenziali variabili di input e  $R_{e'}$ ,  $R_m$  e  $A_{\%}$ , indipendentemente. Sulla base dei test effettuati i modelli hanno ottenuto le migliori prestazioni sul dataset di validazione utilizzando le 5 variabili più correlate che sono rispettivamente:

- per  $R_{e'}$ , velocità della barra, temperatura di entrata

nella zona di spray cooling ( $T_{QTB}$ ) e contenuto di Cu, P e Cr espresso in wt%;

- per  $R_m$ , portata media acqua negli spray coolers e contenuto di Cu, C, P, Cr espresso in wt%;
- per  $A_{\%}$ , portata media acqua negli spray, temperatura barra all'arrivo in placca,  $T_{QTB}$  e contenuto di C ed Si espresso in wt%.

I modelli LM, LS e MLP sono stati calibrati utilizzando i dati raccolti mediante la procedura di 10-fold-cross validation al fine di massimizzare le capacità di affidabilità e generalizzazione degli stessi. Inoltre in questo contesto tale procedura ha tenuto conto, nella divisione fra dati di training

e validazione, dei diversi valori del diametro della barra al fine di garantire alte prestazioni per ciascuno dei diametri osservati.

**RISULTATI**

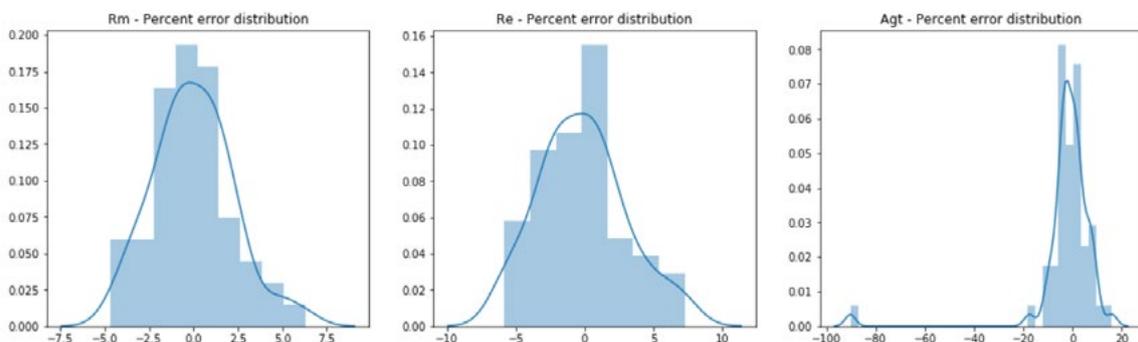
I modelli realizzati sono stati validati mediante la procedura di *cross validation* e i risultati sono stati comparati in termini di errore percentuale medio per le tre proprietà meccaniche considerate.

I modelli basati su regressione lineare hanno ottenuto i risultati mostrati in Tabella 3:

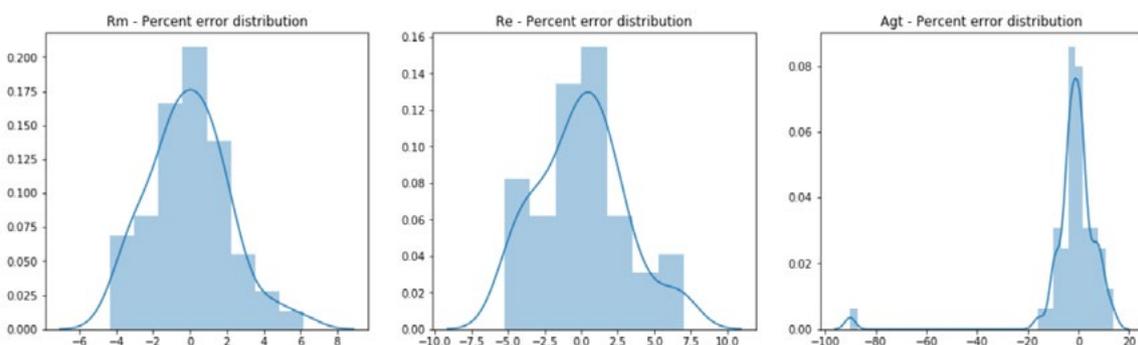
**Tab.3** - Risultati ottenuti in termini di errore percentuale medio dalle tre diverse tipologie di modello utilizzate per la stima delle proprietà meccaniche delle barre / Achieved results, in terms of average percentage error, for the three different types of model used for estimating the rebars mechanical properties.

	LM	LS	MLP
$R_m$	1.77	1.69	1.69
$R_e$	2.52	2.37	2.88
$A_{\%}$	6.13	6.02	6.69

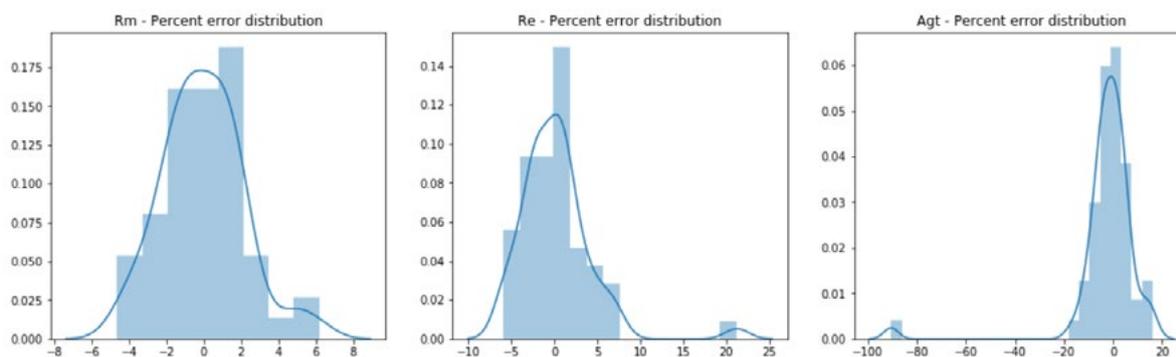
La distribuzione dell'errore percentuale per i tre approcci è mostrata nelle Figure 4, 5 e 6 per LM, LS e MLP, rispettivamente.



**Fig.4** - Distribuzione dell'errore percentuale per i modelli LM per le tre proprietà meccaniche. / Distribution of the percentage error for the LM models for the three mechanical properties.



**Fig.5** - Distribuzione dell'errore percentuale per i modelli LS per le tre proprietà meccaniche. / Distribution of the percentage error for the LS models for the three mechanical properties



**Fig.6** - Distribuzione dell'errore percentuale per i modelli MLP per le tre proprietà meccaniche. / Distribution of the percentage error for the MLP models for the three mechanical properties.

Come mostrano sia la Tabella 3 che le Figure 4, 5 e 6, i risultati ottenuti dai tre approcci sono soddisfacenti: l'errore medio per  $R_m$  e  $R_e$  è in ogni caso inferiore al 2% ed al 3%, rispettivamente, mentre nel caso di  $A_{\%}$  è circa pari al 6%. La distribuzione di tale errore inoltre mette in evidenza una variabilità dello stesso per  $R_m$  e  $R_e$  limitata nel range [-5%;+5%] che affrancano l'affidabilità dei modelli. Nel caso di  $A_{\%}$  sono invece da registrarsi errori percentuali più alti che influenzano la performance media del modello e che potrebbero rappresentare *outliers*. Fra i tre approcci testati i modelli basati sull'utilizzo del metodo LS sono quelli che ottengono i risultati migliori.

## CONCLUSIONI

È stato presentato un approccio alla predizione delle proprietà meccaniche delle barre nervate per il rinforzo del cemento realizzate tramite il processo TempCore®, che combina un modello agli elementi finiti che simula il raffreddamento della barra e permette il calcolo delle com-

ponenti strutturali dell'acciaio all'interno della barra ed una componente basata su tecniche di machine learning per correlare tali componenti nonché la composizione chimica dell'acciaio alle proprietà meccaniche del prodotto finito, ossia carico di rottura, carico di snervamento ed allungamento percentuale. In particolare, per la seconda componente sono state testate tre tipologie di modello, le quali forniscono tutte ottime prestazioni per la predizione delle tre proprietà in oggetto.

Le tre proprietà considerate sono chiaramente correlate tra loro per motivi fisici, ma è stato scelto di sviluppare modelli indipendenti fra loro per esigenze di semplicità e robustezza del sistema, considerato anche che la analisi dei dati di processo ha mostrato una diversa influenza delle potenziali variabili di ingresso sulle caratteristiche da predire. Il futuro lavoro di ricerca è orientato a verificare se esistono approcci in grado di sfruttare la correlazione delle tre caratteristiche oggetto della predizione al fine di migliorare le prestazioni complessive del sistema.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] R. Aiuti, C. Ascanio, S. Caprili, M. Dolšek, W. Salvatore, R. Valentini, J. Žižmond: Dual-phase steel reinforcing bars for mrfs structures in seismic prone areas, Proc. 6th Int. Conf. on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering COM-PDYN 2017, 2017, 2, 4053-4065.
- [2] S. Caprili, W. Salvatore, R. Valentini, C. Ascanio, G. Luvarà: Dual-Phase steel reinforcing bars in uncorroded and corroded conditions, Construction and Building Materials, 2019, 218, 162-175.
- [3] S. Caprili, W. Salvatore, R. Valentini, C. Ascanio, G. Luvarà: A new generation of high-ductile Dual-Phase steel reinforcing bars, Construction and Building Materials, 2018, 179, 66-79.
- [4] J. Hoffmann, B. Donnay, TMCP applications in sections, bars and rails, Proc. of the 2nd Int. Conf. on TMP of Steels, 2004.
- [5] J. Nikolaou, G.D. Papadimitriou: Microstructures and mechanical properties after heating of reinforcing 500 MPa class weldable steels produced by various processes (Tempcore, microalloyed with vanadium and work-hardened), Construction and Building Materials, 2004, 18, 243-254.

- [6] A.Ray, D. Mukerjee, S.K. Sen, A. Bhattacharya, S.K. Dhua, M.S. Prasad, N. Banerjee, A.M. Popli, and A.K. Sahu, Microstructure and properties of thermomechanically strengthened reinforcement bars: a comparative assessment of plain-carbon and low-alloy steel grades, *Journal of Materials Engineering and Performance*, 1997, 6, 335-343.
- [7] O. Kelesternur, M.H. Kelestemur, S. Yildiz, Improvement of mechanical properties of reinforcing steel used in the reinforced concrete structures, *Journal of Iron and Steel Research International*, 2009, 16, 3, 55-63.
- [8] A. Dimatteo, M. Vannucci, V. Colla: A Finite Element Method for the Prediction of Thermal, Metallurgical, and Mechanical Behavior of Rebars in the TempCore Process, *Steel Research International*, 2016, 87 (3), pp. 276-287.
- [9] T.A. Branca, B. Fornai, V. Colla, M.M. Murri, E. Streppa, A.J. Schröder: The challenge of digitalization in the steel sector, *Metals*, 2020, 10 (2), art. no. 288.
- [10] D.I. Martínez, O. Nino, E. Nino, M. Cabrera-Rios: Mechanical properties enhancement through thermal treatment and experimental design, *Proc. IIE Annual Conference and Expo 2010*.
- [11] H. Khalifa, G.M. Megahed, R.M. Hamouda, M.A. Taha: Experimental investigation and simulation of structure and tensile properties of Tempcore treated rebar, *Journal of Materials Processing Technology*, 2016, 230, pp. 244-253.
- [12] V. Musonda, E.T. Akinlabi, T.C. Jen: Property evolution of thermo-mechanically treated reinforcement bar, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, 423 (1).
- [13] N.R. Draper, H. Smith. *Applied regression analysis*. Vol. 326. John Wiley & Sons, 1998.
- [14] R. Tibshirani: Regression shrinkage and selection via the lasso, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1996, 58, 1, 267-288.
- [15] S. Haykin: *Neural Networks and Learning Machines*, 2009, Pearson Education Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- [16] S. Cateni, V. Colla, M. Vannucci: General purpose input variables extraction: A genetic algorithm based procedure GIVE a GAP, *ISDA 2009 - 9th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 2009, 1278-1283.
- [17] S. Cateni, V. Colla, M. Vannucci: A genetic algorithm-based approach for selecting input variables and setting relevant network parameters of a SOM-based classifier, *International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology*, 2011, 12, 2, 30-37.

# Prediction of the mechanical properties of rebars through a combination of finite element and data-driven models

Rebars are applied in the construction sector to provide the building structure with suitable tensile strength and resistance for ensuring safety. Rebars are produced through heat treatments within the TempCore® process, which aims at obtaining an internal structure of the material that allows achieving the desired mechanical characteristics. In this work advanced data processing techniques and data-driven models are used in order to develop predictive models for the main mechanical characteristics of the rebars using information on the chemical composition of the steel and on the heat treatments as well as the results of a finite element model estimating the microstructure of the bars. The models discussed in the article have been trained and validated using plant data and, in light of the results obtained, can be used in the product engineering as well as in the configuration of the TempCore® process.

**KEYWORDS:** TEMPCORE® PROCESS, MACHINE LEARNING, MECHANICAL PROPERTIES.