POLITECNICO DI TORINO
Repository ISTITUZIONALE

Valutazione delle correlazioni tra parametri macchina di TBM-EPB e cedimenti indotti in superficie mediante l'uso di modelli a rete neurale

Original
Valutazione delle correlazioni tra parametri macchina di TBM-EPB e cedimenti indotti in superficie mediante l'uso di modelli a rete neurale / Ambrogio, F., Peila, D., Barbero, M., Eccher, G.. - In: GEAM. GEOINGEGNERIA AMBIENTALE E MINERARIA. - ISSN 1121-9041. - STAMPA. - 150:1(2017), pp. 47-52.

Availability:
This version is available at: 11583/2692753 since: 2017-11-20T13:45:42Z

Publisher:
Patron Editore S.r.l.

Published
DOI:

Terms of use:

This article is made available under terms and conditions as specified in the corresponding bibliographic description in the repository

Publisher copyright

(Article begins on next page)

17 October 2026

Valutazione delle correlazioni tra parametri macchina di TBM-EPB e cedimenti indotti in superficie mediante l'uso di modelli a rete neurale

Federico Ambrogio*
Daniele Peila*
Monica Barbero*
Gabriele Eccher**

* Politecnico di Torino
** SWS Engineering S.p.A.

Il lavoro studia l'applicazione di modelli a rete neurale per la previsione degli effetti indotti in superficie nello scavo di gallerie con TBM-EPB. In particolare è stato tarato e costruito un modello a rete neurale che è stato utilizzato per prevedere i cedimenti indotti in superficie assegnando come input i parametri di scavo, la geometria e le caratteristiche geotecniche. Inoltre è stato possibile valutare le relazioni tra i diversi parametri di input e output utilizzando tre diversi metodi proposti in letteratura. Il modello è stato applicato al caso studio dello scavo della tratta di metropolitana di Torino (Linea 1) tra la stazione di Porta Nuova e Lingotto.
***Parole chiave**: effetti indotti, cedimenti, modelli a rete neurale, parametri macchina, TBM-EPB.*

***Correlations between TBM-EPB drive parameters and surface settlements using artificial neural networks.** The aim of the work is to study the application of artificial neural network models to predict surface settlements and to define a hierarchy of TBM drive parameters in correlation with their effect on surface settlement with the scope to improve the advancement of the machine and for risk analysis/management purpose. In particular, a neural network model was created and trained to predict surface settlements giving as inputs the excavation parameters of the machine, the geometry and the geotechnical characteristics of the tunnel. Moreover, it was possible to investigate the correlations between input and output by means of three different methods proposed in literature. This method was applied to the case history of the stretch of Turin Metro (Line 1) from Porta Nuova to Lingotto station.*
***Keywords**: subsidence, settlements, artificial neural network, drive parameters, excavation parameters, TBM-EPB.*

1. Introduzione

Lo scavo meccanizzato a piena sezione in area urbana presenta tra le altre difficoltà quella dei i cedimenti indotti in superficie, che è necessario limitare il più possibile al fine di evitare danni alle strutture e alle infrastrutture ed alle persone. Gli spostamenti in superficie dipendono da numerosi e diversi fattori (Leca, 2007; Guglielmetti et al., 2008) tra cui i principali sono la geologia, la geometria e la profondità della galleria, il metodo e la qualità delle operazioni di scavo.

In linea generale si può dire che nello scavo con macchine a piena sezione i cedimenti prodotti dal passaggio della macchina possono essere suddivisi in quattro diversi contributi: cedimenti davanti e sul fronte di scavo; cedimenti lungo lo scudo; cedimenti in coda allo scudo; cedimenti indotti dalla deformazione del rivestimento.

L'entità di questi cedimenti deve essere adeguatamente valutata in fase progettuale per valutare se il progetto sia adeguato alle condizioni che vengono incontrate dallo scavo ed eventualmente porre in essere adeguate contromisure.

I metodi previsionali possono utilizzare approcci empirici (Peck, 1969), semi-empirici (Mazo e Ortiz, 1997), analitici (Sagaseta, 1987; Verruijt e Boker, 1988; Loganathan e Poulos, 1998) o numerici, ma è fondamentale monitorare e controllare sempre in fase esecutiva il soprassuolo contestualmente al controllo dei parametri di funzionamento della macchina.

Al riguardo vari autori hanno studiato le relazioni tra i parametri macchina e i cedimenti indotti in superficie individuando come maggiormente influenti la pressione al fronte, la velocità di avanzamento, l'inclinazione dello scudo ("pitching angle"), la pressione di iniezione in coda e la percentuale di volume iniettato (Suwansawat e Einstein, 2006; Gatti e Cassani, 2007), la lunghezza e il peso della TBM e la conicità dello scudo (Kasper e Meschke, 2006). In particolare, è stato osservato che al diminuire della pressione applicata al fronte ci si deve aspettare un aumento degli spostamenti in superficie e che se la velocità di avanzamento diminuisce aumentano gli spostamenti (Chiorboli e Marcheselli, 1996; Suwansawat e Einstein, 2006). Per quanto riguarda l'angolo di inclinazione dello scudo aumentano gli spostamenti in superficie se vi sono deviazioni significative dello scudo rispetto all'inclinazione del tracciato (Matsushita et al., 1994; Suwansawat e Einstein, 2006).

Mentre in relazione alla pressione di iniezione in coda si osserva una diminuzione degli spostamenti all'aumentare della pressione di iniezione che comunque non deve eccedere certi valori (Kasper e Meschke, 2006; Suwansawat e Einstein, 2006; Fargnoli et al., 2013).

Sulla base di quanto sopra detto è evidente che dato il numero elevato di parametri in gioco non è possibile stabilire mediante semplici osservazioni empiriche tutte le correlazioni

esistenti tra i parametri del sistema e i cedimenti indotti.

Conseguentemente l'obiettivo del lavoro è l'analisi di un metodo basato sulle reti neurali per gerarchizzare i diversi parametri del sistema nei confronti dei cedimenti indotti e per migliorare, quindi, la capacità previsionale degli stessi.

2. Descrizione dei modelli a rete neurale

Le reti neurali artificiali traggono ispirazione dal funzionamento del neurone cerebrale che riceve come input i segnali elettrici da tutti i dendriti, e se la somma pesata supera il valore di attivazione emette un impulso elettrico in uscita verso l'assone.

Lo schema di funzionamento del neurone cerebrale è stato riprodotto in termini matematici in maniera semplificata da McCulloch e Pitts (1940): un numero (p) di segnali in ingresso a ciascuno dei quali è associato un peso convergono sul neurone. I valori dei pesi w_{kp} sono numeri reali. Il risultato dell'operazione è calcolato applicando la funzione di attivazione (o di trasferimento) alla somma pesata degli ingressi che rappresenta la risposta del neurone alla "stimolazione" in ingresso. In genere le funzioni di attivazione sono di tipo tangente sigmoide o log-sigmoide.

Analogamente al fatto che i neuroni cerebrali costituiscano una rete neuronale, l'insieme dei neuroni artificiali costituiscono una rete neurale artificiale che è una struttura capace di apprendere (cioè di addestrarsi) e di generalizzare, cioè produrre uscite in corrispondenza di ingressi non incontrati durante l'addestramento.

La rete è in genere costituita da degli input, da degli strati nascosti (uno o più) in cui confluiscono i dati in input pesati e dall'output.

In letteratura sono presenti diversi casi di applicazione di modelli a rete neurale nell'ambito dell'ingegneria geotecnica: per prevedere la capacità portante dei pali di fondazione (Goh, 1995; Lee e Lee, 1996), per la previsione dei cedimenti di fondazioni superficiali in terreni granulari (Sivakugan e Eckersley, 1998) e numerose applicazioni nel calcolo della stabilità dei pendii (Shahin et al., 2001; Wang et al., 2005; Sakellariou e Ferentinou, 2005).

Per quanto riguarda le gallerie, sono stati applicati dei modelli a rete neurale per l'identificazione dei probabili meccanismi di collasso basandosi su casi studio precedenti (Lee e Sterling, 1992) mentre Suwansawat e Einstein (2006), Neupane e Adhikari (2006), Santos e Celestino (2008) e Boubou et al. (2012) hanno messo a punto modelli per la previsione dei cedimenti superficiali nello scavo delle gallerie metropolitane.

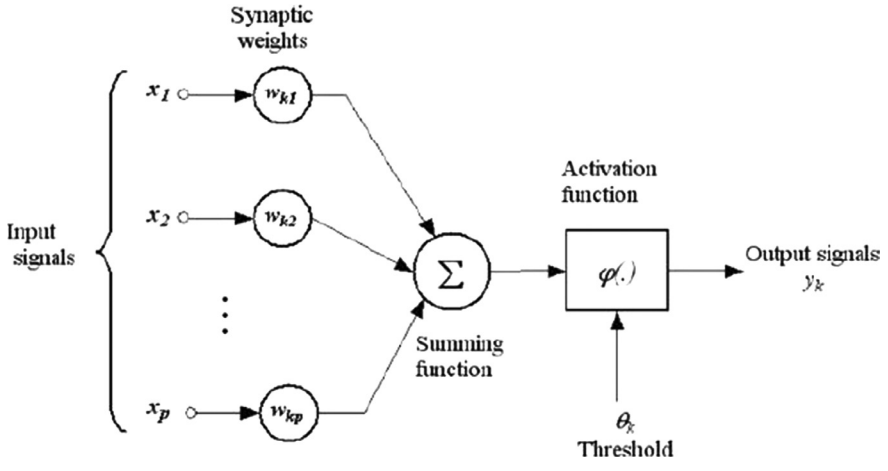

Fig. 1. Schema di un neurone artificiale McCulloch e Pitts (1940).
Scheme of an artificial neuron McCulloch e Pitts (1940).

2.1. Costruzione di un modello a rete neurale

La creazione di un modello a rete neurale è la parte fondamentale per l'utilizzo del metodo e da questo modello dipende la qualità finale dei risultati. Il procedimento suggerito da Hagan et al. (2014) e da Demuth (2015) prevede che a partire da dati reali, una volta creata e configurata la rete e inizializzati i pesi, la rete venga addestrata e venga successivamente validata.

La prima fase del processo consiste nella raccolta dei dati e loro normalizzazione, in genere in intervalli compresi tra 0 ed 1 o tra –1 e 1, in maniera da disporre di valori con ampiezza uniforme in modo da per sfruttare al meglio le funzioni di trasferimento che sono definite in questi intervalli.

In seguito si passa alla creazione e configurazione della rete, cioè si deve scegliere quale funzione di trasferimento usare e quanti nodi e quanti strati nascosti adottare. In letteratura sono disponibili diversi metodi, il più diffuso e quello adottato anche in questo lavoro è un approccio "trial and error" (Kim et al., 2001; Jung et al., 2005; Suwansawat e Einstein, 2006).

Si passa poi ad una inizializzazione dei pesi e alla fase di addestramento che consiste nel presentare alla rete dei dati in ingresso con i relativi output al fine di apprendere la relazione che li lega. Ciò avviene tramite opportuni algoritmi che consentono di variare i pesi e i bias tali per cui la funzione obiettivo raggiunge un minimo globale, tipicamente assunta come il quadrato dell'errore medio che sussiste tra input e target (RMSE).

Infine, prima di utilizzare la rete si passa alla fase di validazione, dove attraverso un set di dati diverso da quello presentato nella fase di addestramento, è possibile valutare la bontà di generalizzazione ed evitare problemi di overfitting. Infatti si osserva una diminuzione dell'errore all'aumentare della complessità del modello sia nel-

la fase di training che di validazione, ma ad un certo punto, raggiunta la configurazione ottimale, quello di training aumenta. Questo punto di minimo rappresenta il modello che ha la migliore generalizzazione.

In questo lavoro la rete è stata utilizzata per calcolare la riposta ad input diversi da quelli usati per addestrarla e per valutare le relazioni tra gli input e gli output.

3. Applicazione di un modello a rete neurale: il caso studio della metropolitana di torino

Nell'ambito di questo studio è stato applicato un modello a rete neurale a un caso studio reale, con lo scopo di fare una previsione dei cedimenti e individuare quali sono i parametri macchina critici.

In particolare sono stati utilizzati i dati di monitoraggio relativi al tracciato Sud della linea 1 della metropolitana di Torino. Esso si estende tra le stazioni di Porta Nuova e Lingotto, per una lunghezza totale di 3,6 km, la profondità dell'asse galleria è compresa tra i 15 e i 20 m da piano campagna e la geologia è costituita da depositi alluvionali variamente cementati e in alcuni tratti da limo argilloso e sabbia. La macchina utilizzata per lo scavo è una TBM-EPB con un diametro di scavo di 7,75 m.

Durante lo scavo sono stati monitorati di continuo i parametri macchina e i cedimenti in superficie lungo delle sezioni di monitoraggio e questi dati sono stati usati nel presente studio.

3.1. Costruzione del modello

Il modello è stato realizzato considerando per ciascuna sezione di monitoraggio i seguenti parametri:

profondità della galleria; altezza della falda dall'arco rovescio; caratteristiche geotecniche in base alla unità geotecnica attraversata, assegnando un valore di 0 in caso di cementazione nulla e 1 se elevata; cedimento massimo registrato; valore medio di ciascun parametro macchina (spinta, penetrazione, velocità di rotazione della testa, coppia della testa, pressione nella coclea, velocità della coclea, pressione al fronte, FIR, FER, pressione di retroiniezione e pitching) considerando l'intervallo in cui la macchina ha fatto sentire il suo effetto sulla sezione di monitoraggio.

Il modello a rete neurale è stato quindi creato adottando come parametri di input i parametri geometrici, la geologia e i parametri macchina e come output il cedimento massimo (fig. 2).

La rete neurale usata è indicata in maniera dettagliata in fig. 3 e la funzione di trasferimento adottata è una tangente sigmoide il che ha richiesto

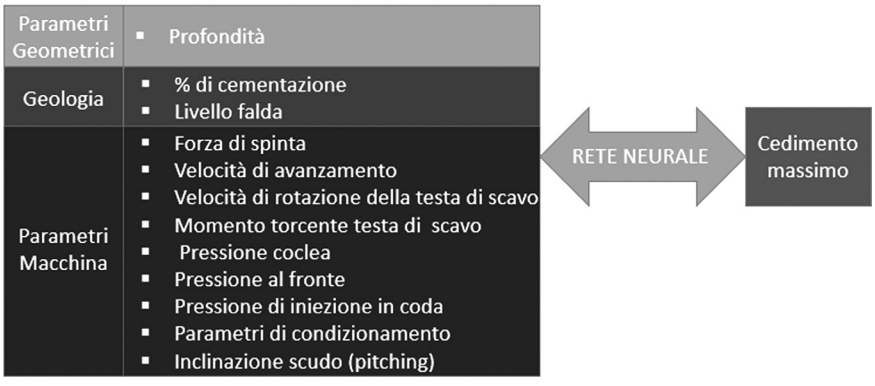

Fig. 2. Schema esemplificativo della rete neurale adottata per le simulazioni.
Simplified scheme of the neural network adopted for the simulation.

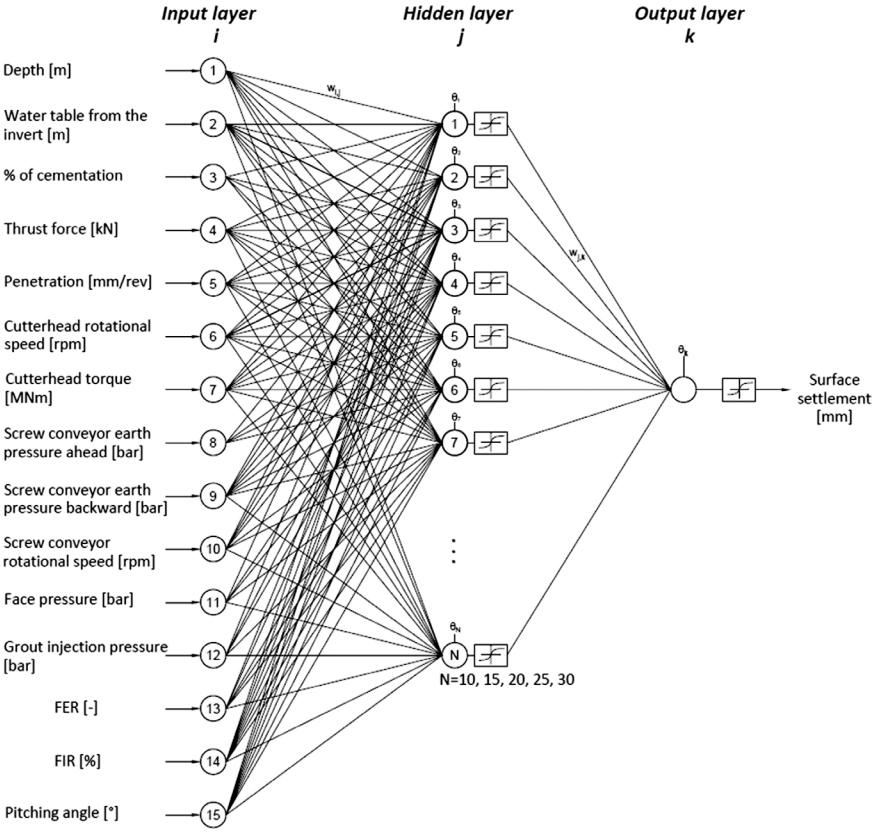

Fig. 3. Schema della rete neurale adottata per le simulazioni.
Scheme of the neural network adopted for the simulation.

di normalizzare tutti i dati nell'intervallo [-1;1].

Per scegliere quale architettura adottare si sono costruiti e istruiti diversi modelli aumentando progressivamente il numero di nodi nello strato nascosto, si sono quindi calcolati gli errori nella fase di training.

La rete migliore è stata quella che ha presentato l'errore più piccolo. In particolare, è stata adottata una rete con uno strato nascosto "hidden layer" costituita da 20 nodi.

3.2. Analisi dei risultati

La rete creata in precedenza è stata quindi utilizzata sia come strumento di previsione dei cedimenti sia per valutare le correlazioni esistenti tra i parametri di avanzamento della macchina di scavo e gli effetti indotti in superficie.

Per verificare l'efficacia della rete sono stati via via aumentati i dati nella fase di training e conseguentemente ridotti quelli di previsione. Nella fig. 4 è rappresentato il risultato dell'analisi nel caso in cui i dati utilizzati per la fase di training sono stati tutti quelli precedenti alla stazione Spezia (caso limite superiore). Da qui in poi (a destra della linea tratteggiata in 4) è riportata invece la previsione, come si può notare vi è un ottima sovrapposizione tra i cedimenti calcolati e quelli misurati. Questo risultato è anche confermato dal grafico di regressione riportato in fig. 5.

In fig. 6 è invece riportato il risultato dell'analisi nel caso in cui i dati utilizzati per la fase di training sono stati quelli fino alla stazione Dante (caso limite inferiore), come ci si può aspettare l'errore in fase di previsione è maggiore rispetto al caso precedente, tuttavia si osserva una buona stima sui cedimenti superiori ai 5 mm e una sottostima su quelli inferiori. Il risultato è riportato anche in termini di regressione in fig. 7.

Quindi, come è ovvio aspettarsi, si osserva una riduzione dell'errore in funzione del numero di dati presentati per il training della rete. Per decidere quando è possibile fermarsi nell'assegnare i dati di monitoraggio per il training è suggerito un indice percentuale di errore, il quale è dato dal rapporto tra il massimo errore in previsione e il cedimento massimo misurato. È stato ritenuto accettabile un valore di indice percentuale di errore di 0.10 in quanto corrisponde ad un errore prossimo al valore di 1mm. Nel caso in esame questo risultato è stato raggiunto utilizzando il 50% dei dati di monitoraggio lungo la tratta cioè con ancora 1,5 km di galleria da scavare.

Al fine di individuare invece le correlazioni tra i parametri macchina e la loro gerarchizzazione ed i cedimenti sono stati applicati i seguenti tre metodi: il metodo Stepwise, il metodo di Garson (1991) e il metodo delle deri-

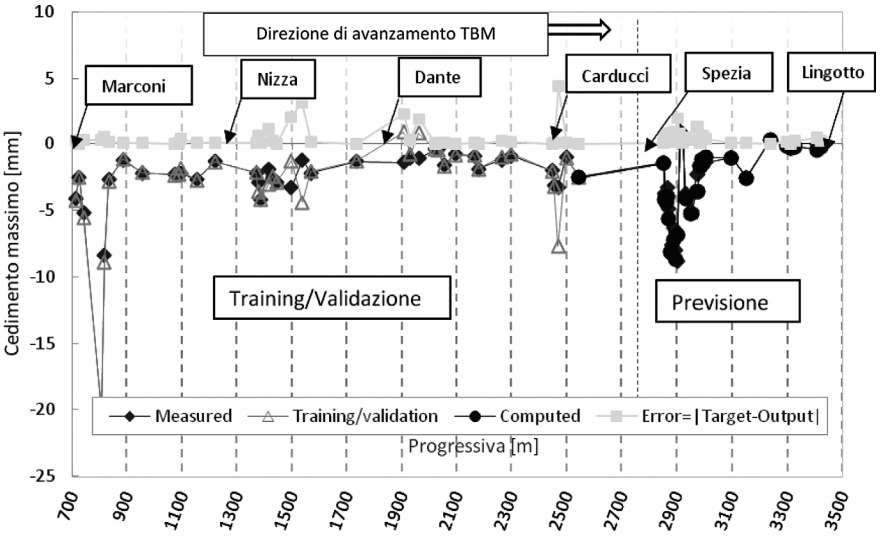

Fig. 4. Cedimenti misurati e calcolati nella fase di training/validazione e di test (caso con il maggior numero di dati per la fase di training). In alto è riportato l'errore come differenza tra i valori predetti e quelli misurati.
Measured and computed settlement during training/validation and testing phase (case with the largest number of data for the training phase). At the top the error is plotted as difference between predicted and measured values.

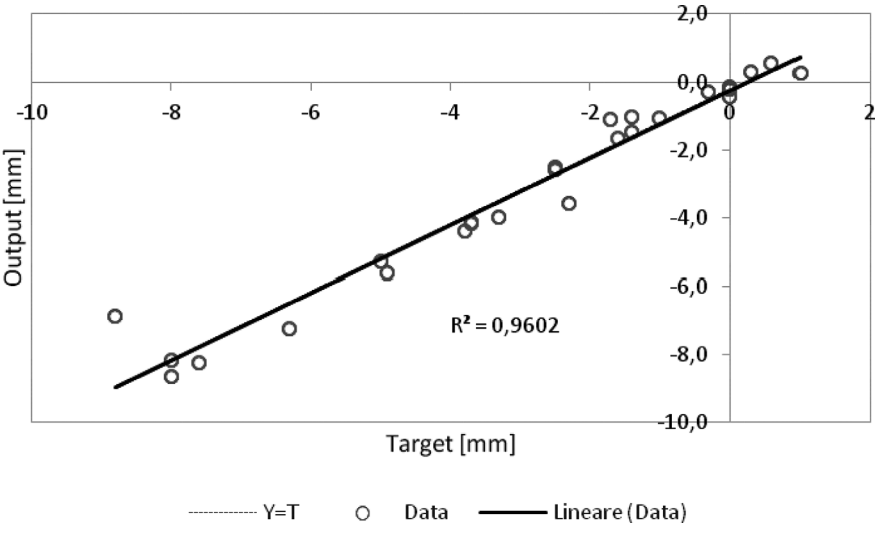

Fig. 5. Grafico di regressione dei dati di previsione (caso con il maggior numero di dati per la fase di training).
Regression plot of forecasted data (case with the largest number of data for the training phase).

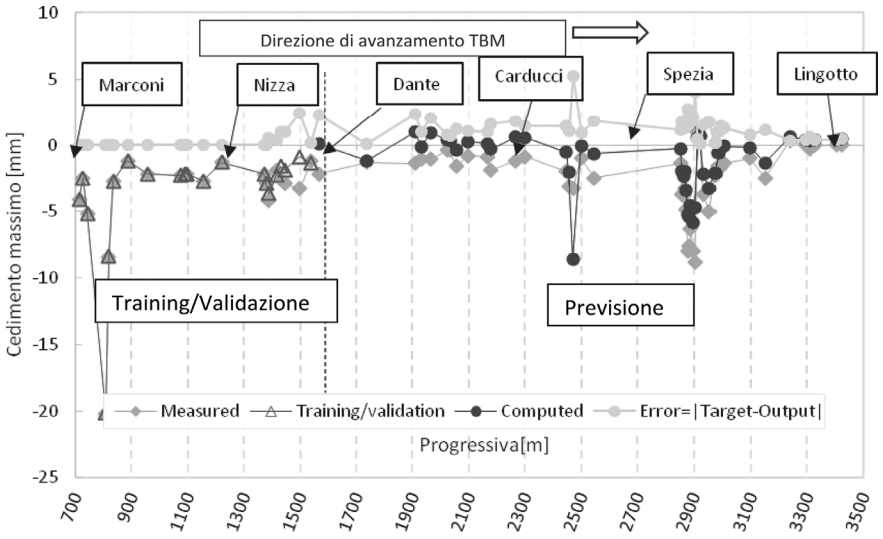

Fig. 6. Cedimenti misurati e calcolati nella fase di training/validazione e di test (caso con il minor numero di dati per la fase di training). In alto è riportato l'errore come differenza tra i valori predetti e quelli misurati.
Measured and computed settlement during training/validation and testing phase (case with the lowest number of data for the training phase). At the top the error is plotted as difference between predicted and measured values.

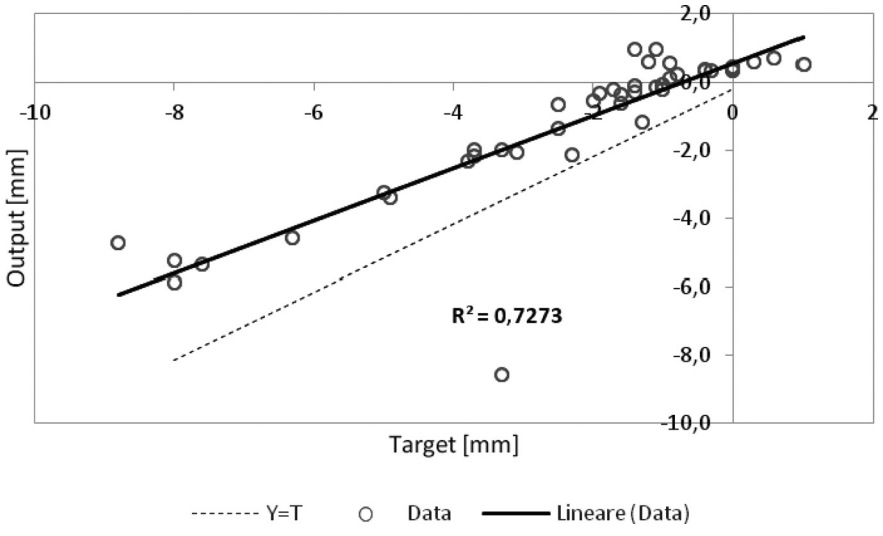

Fig. 7. Grafico di regressione (caso con il minor numero di dati per la fase di training).
Regression plot of forecasted data (case with the lowest number of data for the training phase).

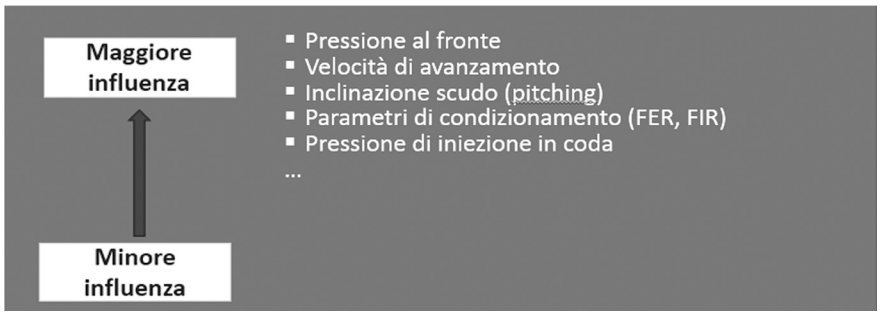

Fig. 8. Gerarchizzazione dei parametri di scavo della TBM più influenti nei confronti degli effetti indotti.
Hierarchization of TBM excavation parameters most influent against surface settlements.

vate parziali o RSE. Il primo consiste nell' eliminare di volta in volta un parametro e vedere come varia l'errore sull'output, il parametro che una volta tolto comporta un errore piccolo viene scartato, si ripete la simulazione come prima, ma senza quest'ultimo e così via ottenendo un livello di perso tra i vari parametri in quanto il primo parametro scartato è il meno influente rispetto a tutti gli altri.

Il metodo proposta da Garson permette invece di calcolare un indice di importanza per ciascun parametro, sfruttando i pesi calcolati al termine della fase di addestramento. L'ultimo metodo, concettualmente più complesso, si basa sul calcolo delle derivate parziali degli output rispetto agli input. Infine il metodo per la determinazione dell'RSE che esprime l'influenza che ogni parametro input ha sui valori in output, più il valore di RSE è grande, maggiore è l'effetto che un certo dato di input ha sull'output.

Applicando questi tre metodi, che hanno portato nel caso in esame a risultati simili, è stato possibile sviluppare una gerarchia dei parametri più influenti nei confronti dei cedimenti indotti in superficie. Il risultato sintetizzato in fig. 8 si trova in accordo con ciò che di solito si trova riportato n letteratura, ad eccezione dell'inclinazione dello scudo "pitching" che è un parameyro spesso trascurato nelle simulazioni. È interessante osservare come la velocità di avanzamento della macchina abbia un effetto importante nei confronti degli spostamenti indotti in superficie ma questo effetto non viene usualmente preso in considerazione nei modelli predittivi utilizzati.

4. Conclusioni

Lo scavo di un'opera in sotterraneo in area urbana inevitabilmente induce spostamenti superficiali la cui previsione è di fondamentale importanza per un corretto progetto. L'obiettivo di questo lavoro è stato

quello di sviluppare un modello a rete neurale in grado di determinare gli spostamenti in superficie e di studiare le correlazioni tra i parametri macchina e i cedimenti in superficie. L'applicazione del modello al caso reale di una tratta della Metropolitana di Torino evidenzia che il modello qualora venga addestrato con un numero sufficiente di dati è in grado di fornire una previsione attendibile dei cedimenti. Analogamente il modello ha consentito di evidenziare una gerarchizzazione dei parametri influenti i cedimenti indotti dallo scavo meccanizzato.

L'applicazione ha quindi evidenziato come i modelli a rete neurale se integrati con un database di dati di cedimenti possano essere un efficace strumento di strumento di supporto per l'analisi e la gestione del rischio dello scavo in area urbana.

Bibliografia

Beale M., e Demuth, H. M. (2015). Neural Network Toolbox user's guide. The Math Works, Inc.

Boubou, R., Emeriault, F., e Kastner, R. (2012). Prediction of surface settlements induced by TBM using Artificial Neural Networks method. Geotechnical aspects of underground construction in soft ground, pp. 791-797.

Chiorboli, M., e Marcheselli, P. (1996). Analysis and control of subsidence due to earth pressure shield tunneling in Passante Ferroviario di Milano. North American Tunneling '96 (pp. 97-106). Washington: A.A. Balkema.

Du, K., e Swamy, M. (2014). Neural networks and Statistical Learning. London: Springer Verlag.

Fargnoli, V., Boldini, D., e Amorosi, A. (2013). TBM tunnelling-induced settlements in coarse-grained soils: The case of the new Milano underground line 5. Tunnelling and Underground Space Technology, Voulme 38, pp. 336-347.

Gatti, M., e Cassani, G. (2007). Ground loss control in EPB TBM tunnel excavation. Underground Space – The 4th dimensions of metropolis – Proc. of the WTC 2007 (pp. 1141-1146). Praga: Taylor e Francis.

Goh, A. (1995). Back-propagation neural networks for modeling complex systems. Artificial Intelligence in Engineering, pp. 143-151.

Guglielmetti, V., Grasso, P., Mahtab, A., e Xu, S. (2008). Mechanized tunnelling in Urban Areas. London: Taylor e Francis.

Hagan, M., Demuth, H., Beale, M., e Jesus, O. (2014). Neural network design (II ed.).

Jung, Y., Cheon, D., e Choi, S. (2005). Estimation of subsidence due to mining using artificial neural network. Proc. World Tunnelling Congress, (pp. 297-302). Istanbul.

Kasper, T., e Meschke, G. (2006). On the influence of face pressure, grouting pressure and TBM design in soft ground tunnelling. Tunnelling and Underground Space Technology, Voulme 21, pp. 160-171.

Kim, C., Bae, G., Hong, S., Park, C., Moon, H., e Shin, H. (2001). Neural network based prediction of ground surface settlement due to tunnelling. Computers and geotechnics, pp. 517-547.

Leca, E. (2007). Settlements induced by tunneling in soft ground. Tunnelling and Underground Space Technology, Volume 22, pp. 119-149.

Lee, C., e Sterling, R. (1992). Identifying probable failure modes for underground openings using a neural network. Int. Journal of rock mechanics and mining science and geomechanics, pp. 49-67.

Lee, I., e Lee, J. (1996). Prediction of pile bearing capacity using artificial neural networks. Computers and Geotechnics, pp. 189-200.

Matsushita, Y., Iwasaki, Y., Hashimoto, T., e Imanishi, H. (1994). Behavior of subway tunnel driven by large slurry shield. Underground Construction in Soft Ground (pp. 253-256). New Delhi: Balkema.

McCulloch, W., e Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of mathematical biology, pp. 115-133.

Neupane, K., e Adhikari, N. (2006). Prediction of tunneling induced ground movement with the multilayer perceptron. Tunnelling and Underground Space Technology, pp. 151-159.

Sakellariou, M., e Ferentinou, M. (2005). A study of slope stability prediction using artificial neural networks. Geotechnical and Geological Engineering, pp. 419-445.

Santos, O., e Celestino, T. (2008). Artificial neural networks analysis of São Paulo subway tunnel settlement data. Tunnelling and Underground Space Technology, pp. 481-491.

Shahin, M., Jaska, M., e Maier, H. (2001). Artificial neural network applications in geotechnical engineering. Australian Geomechanics Journal, pp. 49-62.

Sivakugan, N., e Eckersley, J. (1998). Settlement predictions using neural networks. Australian Civil Engineering Transactions, pp. 49-52.

Suwansawat, S., e Einstein, H. (2006). Artificial neural networks for predicting the maximum surface settlement caused by EPB shield tunneling. Tunnelling and underground space technology, Volume 21, pp. 133-150.

Wang, H., Xu, W., e Xu, R. (2005). Slope stability evaluation using back propagation neural networks. Engineering Geology, pp. 300-315.

Ringraziamenti

Si ringrazia l'Ing. R. Crova (InFRATO) per aver fornito i dati di monitoraggio e per averne consentito la pubblicazione.

Il presente lavoro è stato sviluppato nell'ambito del progetto di ricerca "Smart Tunnelling" co-finanziato dalla Provincia Autonoma di Trento.