

## L'IMPIEGO DI RETI NEURALI ARTIFICIALI A SUPPORTO DEL METODO OSSERVAZIONALE PER LO SCAVO MECCANIZZATO DI GALLERIE: LA LINEA 4 DELLA METROPOLITANA DI BUDAPEST

Luca Paoella

*Università degli Studi di Cassino e del Lazio Meridionale*  
*luca.paoella@unicas.it*

M. Moffa

*Università degli Studi di Cassino e del Lazio Meridionale*  
*manmoffa@gmail.com*

M. Ochmanski

*Silesian University of Technology, Gliwice, Poland*  
*maciej.ochmanski@polsl.pl*

G. Modoni

*Università degli Studi di Cassino e del Lazio Meridionale*  
*modoni@unicas.it*

### Sommario

Attraverso la *back-analysis* della Linea Metro 4 di Budapest (Ungheria), il presente lavoro riporta lo sviluppo di un tool basato su reti neurali artificiali in grado di correlare gli aspetti geotecnici del sottosuolo e le scelte progettuali alle evidenze di monitoraggio. L'architettura ottimale della rete è dapprima costruita sulla base di un criterio di minimo errore, dopodiché si testa la capacità previsionale di oltre 20 combinazioni di dati di input nei confronti del volume di terreno perso ricavato elaborando opportunamente le misure topografiche in ambiente GIS. L'analisi dei risultati denota una significativa efficacia nel prevedere la deformazione, e quindi il danno, indotta in superficie dallo scavo meccanizzato.

### 1. Scavo meccanizzato di gallerie in ambiente urbano

Lo scavo di gallerie in ambiente urbano si configura come un processo articolato, multidisciplinare ed iterativo che necessariamente comporta la messa a punto di strategie operative condivise atte a realizzare l'opera compatibilmente con il contesto antropico ed il sottosuolo in cui si opera. Tendenzialmente, per tunnel di lunghezza dell'ordine del km si ricorre allo scavo meccanizzato con *Tunnel Boring Machine* (TBM) che si configura come un cantiere semovente ed offre come vantaggi una significativa velocità di avanzamento, una elevata capacità di controllo delle deformazioni indotte in superficie e, di conseguenza, migliori standard di sicurezza. Una TBM è costituita da una testa fresante di forma circolare e un mantello, oltre ad un backup di dimensioni opportune che contiene gli impianti a servizio della macchina (cabina di guida, cablaggi impianti, nastro trasportatore). Nel caso di modelli *Earth Pressure Balance* (EPB) e *Bentonite Slurry* (BS), la fresa scava il terreno, che viene miscelato con delle schiume e tenuto in pressione per garantire la stabilità del fronte di scavo; successivamente viene canalizzato verso il retro della talpa e rimosso tramite un nastro trasportatore. Ad avanzamento effettuato si realizza il rivestimento definitivo della galleria attraverso un braccio meccanico che applica dei conci prefabbricati di cemento armato sulle pareti dello scavo. Ogni concio è sagomato ad arco ed è collegato con gli altri mediante speciali tasselli, così da formare un anello - che costituisce il rivestimento della galleria. Dopo il passaggio della TBM, quindi, la galleria risulta sostanzialmente pronta per accogliere la sede ferroviaria e gli impianti tecnologici. Dal punto di vista operativo, la strategia attuale è quella di mettere a fattor comune le componenti un numero

significativo di approcci, piattaforme e strumenti finalizzati allo studio del contesto territoriale, modellazione geotecnica e strutturale e alla gestione dei parametri esecutivi. Nella fattispecie: i Sistemi Informativi Geografici (GIS) sono impiegati nello studio degli aspetti plano-altimetrici, permettendo inoltre di analizzare le interferenze superficiali e tener conto di eventuali aree vincolate. Il passaggio ad ambiente *Building Information Modeling* (BIM) offre la possibilità di modellare e scomporre il manufatto in tutti i suoi elementi costitutivi e, con opportune estensioni, contestualizzarlo al modello geologico/geotecnico tridimensionale. In fase esecutiva, parallelamente allo scavo in senso stretto, il monitoraggio topografico consente di validare le scelte progettuali precedenti o, in alternativa, di modificare le stesse sulla base delle evidenze riscontrate. Senza pretese di esaustività, il processo iterativo precedentemente riassunto è noto agli addetti ai lavori come metodo osservazionale (Peck, 1969) che non è legato solo alla letteratura tecnica (a titolo di esempio si veda il lavoro di Ribacchi, 1993), ma è entrato a tutti gli effetti anche nelle prescrizioni normative (NTC, 2018) per far fronte a situazioni geologiche/geotecniche complesse ed agli elevati livelli di incertezza. Ciò premesso, la *back-analysis* del caso di studio Linea Metro 4 di Budapest descritta nel presente lavoro offre quindi spunti di riflessione notevoli circa una procedura automatizzata ed oggettiva finalizzata alla messa in atto di un metodo osservazionale “esperto”, ovvero supportato dalle intelligenze artificiali. E precisamente, mettendo a fattor comune i parametri geotecnici, le scelte progettuali e le evidenze di monitoraggio (queste ultime gestite in ambiente GIS), si è condotto uno studio parametrico di dettaglio atto ad individuare la più sintetica combinazione di variabili di input in grado di trasmettere i dati iniziali senza perdita di informazioni.

## 2. Le reti neurali artificiali: applicazioni ingegneristiche

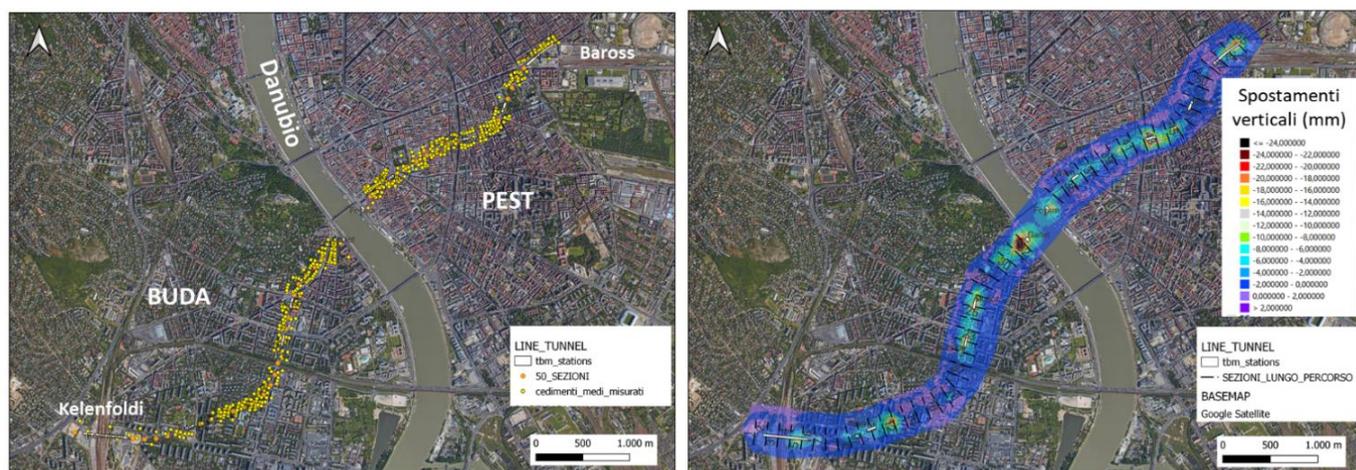
In termini generali, una rete neurale artificiale (ANN) ha la capacità di estrarre una correlazione generalizzata (o regolarità) da molti esempi individuali (o esperienze) attraverso una fase di apprendimento e successiva validazione. Se un modello di rete viene addestrato su un numero significativo di coppie input-output (o coppie di vettori di input e target), lo stesso sarà in grado di produrre un output appropriato anche su nuovi dataset precedentemente sconosciuti al modello. Più specificamente, ciascun neurone riceve segnali dalle variabili di input, o dai neuroni agli stadi precedenti, combinandoli linearmente in maniera pesata e trasmettendoli agli strati successivi. Generalmente, un aumento del numero di neuroni nel *layer* nascosto produce un incremento della performance globale, a svantaggio della capacità della rete di prevedere gli output per nuovi dataset di input. Tale fenomeno di memorizzazione noto come *overfitting* può essere evitato caratterizzando preventivamente l'errore quadratico medio (RMSE) (Eq. 1) e scegliendo quindi come struttura ottimale quella caratterizzata dal minore RMSE compatibilmente con la convergenza delle tendenze di addestramento e validazione.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_n (\text{Predetto} - \text{Osservato})^2} \quad (1)$$

dove N è il numero totale di osservazioni. Congiuntamente allo sviluppo di strumenti di calcolo sempre più performanti e veloci, numerose recenti applicazioni ingegneristiche hanno confermato l'efficienza e la praticità delle reti neurali nell'acquisire automaticamente le correlazioni tra set di variabili di input e rispettivi output, a patto che l'utente le guidi nella scelta delle variabili più significative a caratterizzare il problema. Combinando le caratteristiche stratigrafiche e l'azione sismica, Paolella et al. (2019) presentano un metodo basato su ANN capace di stimare la probabilità di osservare liquefazione al suolo. Tra gli oltre 50 modelli di rete neurale concepiti finora, uno dei più popolari sfrutta l'algoritmo di apprendimento *back-propagation* basato sulla regola delta generalizzata di Rumelhart et al. (1986). La capacità di approcciare problemi marcatamente non lineari, la relativamente facile implementazione, la robustezza nella performance e la flessibilità con cui vengono corretti i pesi di connessione tra un livello neuronale ed il successivo, contribuiscono a rendere l'algoritmo molto popolare anche nel tunneling (Tang et al., 2018).

### 3. Il caso studio della linea 4 della metropolitana di Budapest

Realizzata tra il 2007-2010 per collegare la parte meridionale al centro città, la linea 4 della metropolitana di Budapest (Ungheria) si estende in direzione Sud Ovest – Nord Est tra le stazioni di Kelenfoldi e Baross per uno sviluppo complessivo di 7.4 km (intervallato da 10 stazioni in totale). Le 2 canne costituenti la linea 4 sono state scavate mediante TBM di tipo EPB avente diametro di 6 m ed una lunghezza complessiva di 115 metri. Contestualmente alla realizzazione dei tunnel, è stato condotto il monitoraggio degli spostamenti verticali su oltre 500 edifici (Figura 1a) i cui spigoli sono stati strumentati con un totale di 10'000 aste. In Figura 1b sono mostrati gli spostamenti verticali al



termine dello scavo modellati attraverso interpolazione geostatistica in ambiente GIS.

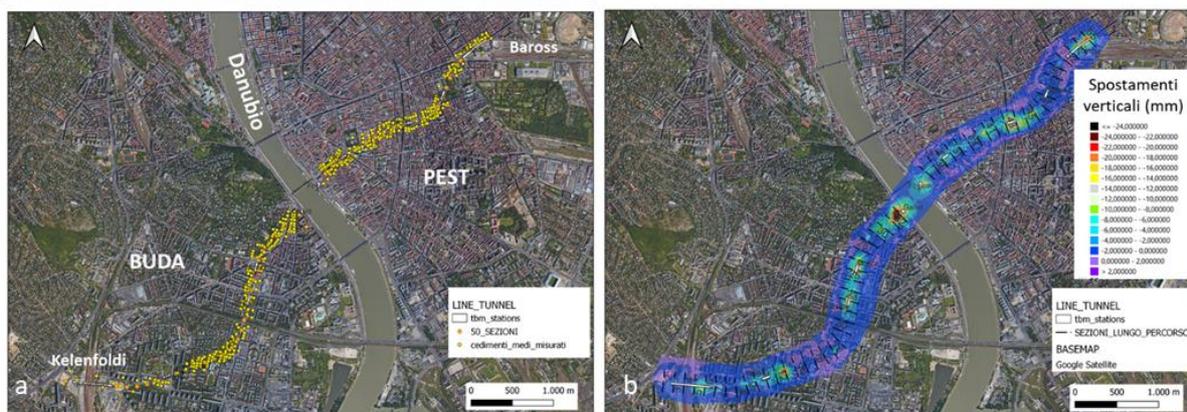


Figura 1 a) Individuazione del tracciato della Metro4 di Budapest e centroidi degli edifici monitorati; b) mappa degli spostamenti verticali al termine dello scavo; le linee in nero corrispondono alle 54 sezioni trasversali.

In un'analisi preliminare, il tracciato è stato discretizzato in 54 sezioni equidistanti tra loro di circa 125 m, escludendo la porzione al di sotto del fiume Danubio per la quale non si dispone di dati di monitoraggio (Figura 1b). Dal punto di vista geologico si attraversano tre contesti ben distinguibili. Partendo da Buda, si assiste al predominio delle argille Oligoceniche, alternate a marne argillose e marne, coperte da sedimenti giovani e sciolti del Pleistocene e dell'Olocene. Al di sotto del Danubio il tunnel taglia la Dolomia triassica fortemente tettonica e le marne-marne argillose. Infine, nella zona di Pest, le formazioni argillose Oligoceniche sono coperte da alternanze di sabbie e sedimenti sciolti più spessi rispetto alla zona di Buda (per le rispettive proprietà si vedano le Tabelle 1,2 e 3).

Tabella 1 – Caratterizzazione meccanica delle formazioni lato “Buda”.

Litologia	$\gamma_n$ [kN/m <sup>3</sup> ]	$\phi$ [°]	c [kN/m <sup>2</sup> ]	Modulo di elasticità E [kN/m <sup>2</sup> ]
-----------	---------------------------------	------------	------------------------	---

Sabbie ghiaiose	20 – 21,2	33 – 34	0	13000-15000
Sabbie gialle	17,9 – 19,5	30 – 31	0 – 3	6000-8000
Sabbie ghiaiose-limose	18,9 – 20,1	24 – 28	5 – 12	6500-9000
Sabbie/Sabbie fini	17,5 – 18,8	25 – 28	5 – 10	5000-6000
Sabbie limose	19 – 19,8	23 – 28	5 – 15	7000-8000
Limi sabbiosi	18,8 – 19,7	22 – 25	6 – 12	7000-8000
Argille medie	18,5 – 19,5	15 – 20	40 – 60	6000-7000
Argille grigie	19,5 – 21,6	13 – 19	30 – 53	4800-7500
Argille plastiche	18,5 – 19,8	15 – 18	45 – 60	5500-8000
Argille grasse	19,2 – 20,3	19 – 24	50 – 120	8500-12000

Tabella 2 - Caratterizzazione meccanica delle formazioni al di sotto del Fiume Danubio.

Litologia	$\gamma_n$ [kN/m <sup>3</sup> ]	$\phi$ [°]	c [kN/m <sup>2</sup> ]	Modulo di elasticità E [kN/m <sup>2</sup> ]
Sabbie ghiaiose	20 – 21,2	33 – 34	0	13000 -15000
Sabbie gialle	17,9 – 19,5	30 – 31	0 – 3	6000 – 8000
Sabbie ghiaiose-limose	18,9 – 20,1	24 – 28	5 – 12	6500 – 9000
Sabbie – Sabbie fini	17,5 – 18,8	25 – 28	5 – 10	5000 – 6000
Sabbie fini/Sabbie limose	19 – 19,8	23 – 28	5 – 15	7000 – 8000
Sabbie limose finissime	18,8 – 19,7	22 – 25	6 – 12	7000 – 8000
Argille medie	18,5 – 19,5	15 – 20	40 – 60	6000 – 7000
Argille grigie	19,5 – 21,6	13 – 19	30 – 53	4800 – 7500
Argille di media plasticità	18,5 – 19,8	15 – 18	45 – 60	5500 – 8000
Argille grasse	19,2 – 20,3	19 – 24	50 – 120	8500 – 12000

Tabella 3 - Caratterizzazione meccanica delle formazioni lato “Pest”.

Litologia	$\gamma_n$ [kN/m <sup>3</sup> ]	$\phi$ [°]	c [kN/m <sup>2</sup> ]	Modulo di elasticità E [kN/m <sup>2</sup> ]
Sabbie ghiaiose	20,5 – 21,7	33 – 36	0	14500 – 21000
Sabbie fini	17,9 - 19,2	29 – 30	0 – 3	6000 – 8000
Sabbie/Sabbie fini	17,8 – 19,4	28 – 29	0 – 4	5500 – 8000
Sabbie/Sabbie molto fini	17,5 - 19,4	25 – 28	2 – 9	5000 – 7000
Limi sabbiosi/ Sabbie limose	19,5 – 20,3	24 – 26	5 – 18	4500 – 6500

A partire dalle analisi dei sondaggi, prove in-situ, test di laboratorio e relazione geologica, si è cercato di identificare ed accorpare le porzioni di sottosuolo assimilabili come omogenee. Pertanto, per ognuna delle sezioni, identificata attraverso un identificativo (ID), sono stati definiti: il livello della falda freatica superficiale (GWT), lo spessore del terreno di copertura del tunnel (C) e la profondità dell'asse del tunnel (Z0). Parallelamente sono stati valutati lo stato tensionale totale ( $\sigma_v$ ) ed efficace ( $\sigma'_v$ ) in asse tunnel ed una media pesata (sugli spessori) della coesione non drenata ( $c_u$ ) e del modulo elastico (E) dei terreni costituenti l'ammasso al di sopra dello scavo. In aggiunta ai parametri geotecnici, sono stati considerati il diametro della macchina (D) (quest'ultimo relazionato allo spessore di ricoprimento) e la pressione di progetto applicata in corrispondenza di ogni sezione (FP). Infine, seguendo la procedura di Kimura & Mair (1981) sono stati stimati il fattore di carico (LF) ed il Volume Loss (VL). Tali informazioni sono state incrociate con le elaborazioni dei dati di monitoraggio (Figura 1b). Attraverso applicativi disponibili in ambiente GIS, sono stati dapprima esportati i profili trasversali relativi alle 54 sezioni precedentemente individuate. Quindi, mediante algoritmi sviluppati ad-hoc nel codice di programmazione Python, si è eseguito un adattamento automatizzato dei profili misurati con gli omologhi teorici definiti da Peck (1969), che modella analiticamente gli spostamenti verticali trasversalmente all'asse tunnel mediante una gaussiana definita dal valore del cedimento massimo e dalla distanza di inflessione  $i_x$ . Il successivo studio parametrico consta di 2 fasi. Preliminarmente, attraverso un criterio di minimizzazione dell'errore quadratico medio “RMSE”, si costruisce l'architettura di Rete Neurale ottimale, ovvero si individuano il numero e le dimensioni dei layer nascosti della rete che garantiscono la performance più elevata evitando i fenomeni di *overfitting* ed ottimizzando al contempo gli oneri computazionali. Vale la pena precisare che: data la numerosità

di dati disponibili, non così elevata da giustificare l'implementazione di modelli di *deep learning* troppo sofisticati, tutte le architetture sono caratterizzate da un unico *layer* nascosto. Per tale strato intermedio, in ogni caso le analisi parametriche risultano concordi nel valutare una dimensione ottimale di 10 neuroni (Figura 2a). Nello step successivo, l'efficienza previsionale di 21 strutture di rete con numero di variabili di input via via decrescente è stata valutata dalla media dell'errore normalizzato (Eq. 2) ottenuta su 200 step random di addestramento e validazione, rispettivamente basati sul 70 e 30% dei dati. L'idea di base è quella di considerare inizialmente tutte le variabili immagazzinate, per poi ridurle progressivamente valutando di volta in volta la perdita (o la ridondanza) di informazione.

$$ERR = \sum_{i=1}^{54} (Previsto_i - Osservato_i)^2 / Osservato_i^2 \quad (2)$$

In definitiva, la correlazione tra le reti analizzate e la deformazione indotta in superficie dallo scavo, quantificata dal rapporto tra l'integrale del catino di subsidenza rilevato trasversalmente e la sezione di scavo (cioè il cosiddetto volume perso) è riportata schematicamente in Tabella 4 da cui si evince che la struttura ottimale è la numero 11. Essa contempla 5 variabili di input che incorporano le informazioni geometriche (C/D), geomeccaniche ( $c_u$  ed E medi pesati sugli spessori dei terreni di copertura) e gli aspetti esecutivi, ovvero la pressione applicata al fronte FP.

Tabella 4 - Struttura delle 21 reti testate e relativa performance.

ID	VARIABILI	ERR	RANKING
11	cu, E, C/D, FP	0.0157	1
17	E, cu, C/D	0.0159	2
8	$\sigma'_v$ , cu, E, C/D, FP	0.0159	3
12	$\sigma'_v$ , cu, E, FP	0.0160	4
2	GWT, Z0, $\gamma$ , $\sigma'_v$ , cu, E, N, C/D, FP, LF, VL	0.0167	5
19	$\sigma'_v$ , E, FP	0.0169	6
13	$\sigma'_v$ , cu, E, C/D	0.0170	7
1	GWT, Z0, $\gamma$ , $\sigma_v$ , $\sigma'_v$ , cu, E, N, C/D, FP, LF, VL	0.0172	8
9	$\sigma'_v$ , cu, C/D, FP	0.0177	9
15	cu, C/D, FP	0.0180	10
20	$\sigma'_v$ , cu, FP	0.0187	11
16	E, cu, FP	0.0195	12
21	$\sigma'_v$ , cu, E	0.0198	13
14	E, C/D, FP	0.0206	14
18	cu, E, FP	0.0211	15
6	$\sigma'_v$ , cu, E, N, C/D, FP	0.0220	16
7	$\sigma'_v$ , cu, E, C/D, FP, VL	0.0222	17
10	$\sigma'_v$ , E, C/D, FP	0.0261	18

5	$\sigma'v$ , cu, E, N, C/D, FP, VL	0.0277	19
3	Z0, $\sigma'v$ , cu, E, N, C/D, FP, LF, VL	0.0406	20
4	$\sigma'v$ , cu, E, N, C/D, FP, LF, VL	0.0532	21

Un esempio della capacità previsionale della rete N. 11 nei confronti del volume perso è mostrato in Figura 2b: la linea rossa riporta l'andamento del "VL" previsto lungo tutto il tracciato, mentre la verde è relativa a quelli ottenuti dalle misure. Al netto della differenza di scala tra ascisse ed ordinate, si può intuitivamente osservare che: qualitativamente vi è una discreta corrispondenza tra previsioni ed osservazioni; in generale lo scavo meccanizzato riesce a contenere adeguatamente la deformazione indotta al piano campagna essendo il volume perso (<3-5%) per l'80% dello sviluppo del tracciato. Quanto ai valori al di sopra di questa soglia, che apparentemente potrebbero essere classificati come anomali o ritenuti tali da attivare dei campanelli d'allarme, nel caso in esame si può osservare che questi siano localizzati in corrispondenza delle stazioni, laddove altre lavorazioni non connesse allo scavo meccanizzato potrebbero aver "interferito" con il monitoraggio.

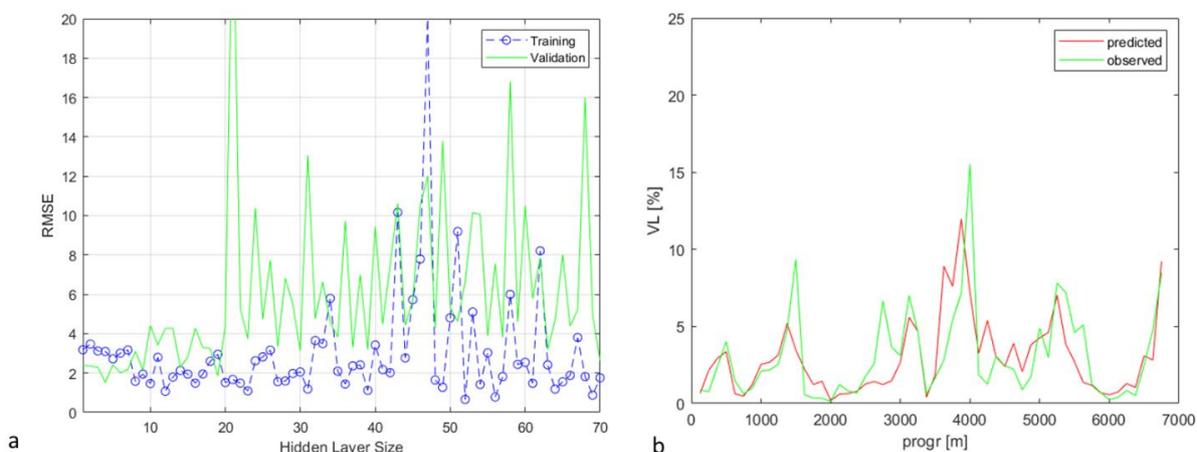


Figura 2 a) Costruzione dell'architettura di rete attraverso il criterio di minimizzazione del termine "RMSE";  
b) esempio di capacità previsionale della rete N. 11 a 4 variabili.

### 3.1 Sviluppi futuri

Senza pretese di esaustività sull'interazione GIS-BIM che permette di gestire in maniera integrata le fasi di progettazione, esecuzione e controllo delle gallerie e che vincola i soggetti coinvolti all'utilizzo di un linguaggio comune, il presente lavoro si focalizza più esplicitamente su alcuni aspetti esecutivi e di monitoraggio. In particolare, viene testato il contributo applicativo delle reti neurali artificiali nel prevedere la deformazione superficiale indotta dallo scavo meccanizzato di tunnel in ambiente urbano. L'analisi parametrica condotta sulla Linea Metro4 di Budapest ha rivelato che il numero di variabili di ingresso della rete può essere opportunamente ridotto, contenendo l'onere computazionale, senza inficiare la performance della previsione. Al contrario, lo studio degli errori normalizzati condotto per il caso in esame ha connotato la ridondanza di informazioni come un significativo e generalizzato ostacolo all'apprendimento delle reti neurali soprattutto laddove il dataset di partenza risulta limitato. Individuate le grandezze più significative, una volta accertata la replicabilità del metodo proposto in altri contesti, si procederà a sviluppare ed affinare ulteriori applicativi capaci di prevedere l'evoluzione dei cedimenti indotti al piano campagna in contemporanea alle operazioni di scavo. L'idea è quella di costruire un'interazione sempre più robusta tra reti neurali artificiali e parametri esecutivi adattando questi ultimi sulla base delle evidenze di monitoraggio. Una volta consolidate, tali relazioni costituiranno un supporto tecnologico esperto, ed oggettivo, al metodo osservazionale tradizionale.

### Bibliografia

Kimura T., & Mair R. J. (1981). Centrifugal testing of model tunnels in soft clay. In Proceedings of the 10th

- international conference on soil mechanics and foundation engineering. Stockholm (Vol. 1, pp. 319–322).
- NTC (2018). Norme Tecniche per le Costruzioni. Ministero delle Infrastrutture e dei Trasporti, Decreto Ministeriale del 17 gennaio 2018, Supplemento ordinario alla G.U. n. 8 del 20 febbraio 2018A.
- Paoletta L., Salvatore E., Spacagna R. L., Modoni G., Ochmanski M. (2019). Prediction of Liquefaction Damage with Artificial Neural Networks. Atti 7ICEGE 2019
- Peck, R.B. (1969). Deep Excavation and Tunneling in Soft Ground. State of the Art Report. 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Mexico City, 225-290.
- Ribacchi R (1993). Recenti Orientamenti nella Progettazione Statica delle Gallerie. XVIII Convegno Nazionale di Geotecnica, Rimini, 1993.
- Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature, 1986, vol. 323, 533-536.
- Tang Y., Xiao S., Zhan Y. (2018). Predicting settlement along railway due to excavation using empirical method and neural networks. Soils and Foundations 59 (2019) 1037–1051.