



INSTALLAZIONE DI CAVI SOTTOMARINI IN TERRENI GRANULARI: APPROCCI ANALITICI VS MACHINE LEARNING

Alejandro Malo Romero
Politecnico di Milano
alejandro.malo@mail.polimi.it

Pietro Marveggio
Politecnico di Milano
pietro.marveggio@polimi.it

Daniele Magri
Prysmian
daniele.magri@prysmian.com

Gabriele Della Vecchia
Politecnico di Milano
gabriele.dellavecchia@polimi.it

Sommario

I parchi eolici offshore rappresentano importanti centri di produzione di energia, dal momento che sfruttano risorse rinnovabili e con basso impatto ambientale. L'installazione dei cavi di collegamento tra le stazioni in mare aperto e le infrastrutture a terra implica sfide tecniche significative, sia a causa delle condizioni particolari dei fondali marini che dei costi associati, che costituiscono circa il 9% dell'investimento totale. Le operazioni di posa dei cavi sfruttano speciali aratri sottomarini che permettono di installare i cavi direttamente sul fondale. La forza di traino necessaria per questa operazione dipende da vari fattori come la tipologia di terreno, la profondità di installazione e la velocità del processo: una stima accurata di tale forza per la progettazione efficace delle operazioni è dunque un'operazione molto complessa. Attualmente, i metodi disponibili per stimare la forza di traino si basano su modelli analitici con fattori di correzione empirici, derivati principalmente da dati di progetti precedenti e test di laboratorio. Tuttavia, le relazioni empiriche su cui si basano questi modelli hanno spesso mostrato scarse capacità predittive se applicate a contesti differenti rispetto a quello di calibrazione. L'uso di tecniche di machine learning, quali il Support Vector Machine, si presenta come una soluzione promettente per superare le limitazioni degli approcci tradizionali. In questa nota, gli autori valutano potenzialità predittive in termini di forza di traino di questo approccio, addestrato e validato prendendo in input esclusivamente la profondità di installazione, la velocità dell'aratro e dati provenienti dalla caratterizzazione standard del sito, quali le caratteristiche granulometriche e risultati di prove CPT.

1. Introduzione

La realizzazione di parchi eolici offshore rappresenta una delle principali soluzioni necessarie a garantire il processo di transizione energetica verso soluzioni caratterizzate da un ridotto impatto ambientale e

dallo sfruttamento di risorse rinnovabili (Wind Europe, 2024). Diversamente da quanto avviene sulla terraferma, nelle aree costiere e nel mare aperto la velocità del vento risulta costante lungo l'arco della giornata e garantisce un flusso stabile di energia da immettere in rete. I parchi eolici sono connessi alle sottostazioni a terra mediante dei cavi sottomarini. Questi cavi sono installati in trincee, allo scopo di proteggerli dalle attività antropiche nelle zone costiere, come la pesca o l'ancoraggio delle navi, e dai naturali carichi idrodinamici. L'industria offshore necessita di soluzioni di efficientamento ed ottimizzazione di questo processo, che mediamente rappresenta il 9% del costo totale di realizzazione di parchi eolici. L'attività di interrimento cavi è inoltre strategica anche per garantire connessioni di energia e dati anche in infrastrutture land/land in tutto il territorio mondiale.

L'installazione dei cavi avviene solitamente attraverso l'utilizzo di uno speciale aratro (Figura 1) posizionato direttamente sul fondale marino e successivamente trainato da una nave (Lauder, 2010). La progettazione di questa attività richiede una previsione accurata della forza di traino, che dipende dal tipo di terreno, dalla profondità di installazione e dalla velocità del processo. Allo stato attuale, ai fini progettuali sono disponibili pochi approcci che permettono di stimare l'entità di questa forza, tutti basati su modelli analitici che comprendono fattori di correzione empirici. Queste formule, nel caso di fondale marino di tipo granulare, scompongono la forza in una componente statica e una componente legata alla velocità di installazione. Il contributo statico è dovuto principalmente (i) all'attrito tra i pattini dell'aratro e il fondale marino e (ii) alla spinta laterale del terreno (Lauder, 2010). La natura della componente legata all'aumento della forza di traino con la velocità è tuttora oggetto di dibattito in letteratura. I materiali granulari infatti possono mostrare un aumento della rigidità all'aumentare della velocità di carico non solo a causa del tempo richiesto per il riarrangiamento delle catene di forza (Zambelli et al., 2007), ma anche a causa della sovrappressione dell'acqua indotta dall'avanzamento dell'aratro, qualora le condizioni di carico siano non drenate o parzialmente drenate. In riferimento a quest'ultimo aspetto, sebbene nelle applicazioni di ingegneria civile sia prassi ipotizzare una risposta sempre drenata per il comportamento della sabbia, nel contesto dell'installazione dei cavi si registra generalmente una risposta parzialmente drenata in relazione alle tipiche velocità di traino dell'aratro (Cathie & Wintgens, 2001; Lauder et al., 2012; Palmer, 1999; Reece & Grinstead, 1986; Robinson et al., 2021).

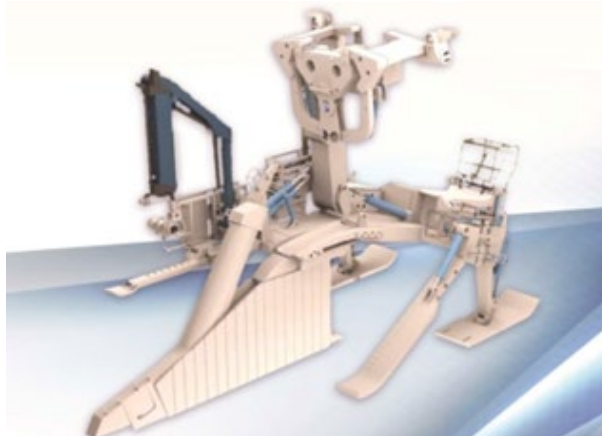


Figura 1. Aratro per installazione di cavi sottomarini

La definizione dei fattori di correzione empirici proposti in letteratura a complemento delle formule analitiche proposte si basa su dati provenienti sia da progetti già realizzati (Cathie & Wintgens, 2001), sia da prove di laboratorio in piccola scala (Cathie & Wintgens, 2001; Robinson et al., 2016, 2017). Tuttavia, questi fattori di correzione risultano spesso eccessivamente dipendenti dal progetto considerato (ad esempio a causa della specifica tecnologia o geometria adottata in fase di calibrazione): per questo motivo l'applicabilità delle relazioni analitiche disponibili a scenari differenti da quelli di calibrazione è discutibile. Per superare questa limitazione, Robinson et al. (2021) hanno recentemente proposto un approccio fisicamente basato, derivato a partire da una serie di test condotti in centrifuga su terreni sia

secchi che saturi, esplorando diversi valori di profondità, densità relativa e velocità dell'aratro, correlando la maggior parte dei parametri necessari alla calibrazione del modello ai risultati di prove CPT e definendo esplicitamente nel modello il ruolo della permeabilità del terreno. Per quest'ultimo modello, oltre alla validazione dell'approccio in laboratorio, non esiste letteratura disponibile riguardo l'applicazione a casi reali. Infine, tutti gli approcci analitici proposti sono caratterizzati da una grande sensibilità del risultato rispetto ai parametri richiesti come input.

Negli ultimi anni, la modellazione basata sull'Intelligenza Artificiale (AI) è emersa come un'alternativa promettente per modellare processi complessi e non lineari in diversi contesti dell'ingegneria geotecnica, in particolare ogni qualvolta sia disponibile una grande quantità di dati. Nella pratica corrente, in fase di realizzazione delle opere di condotte integrate, vengono eseguite prove CPT e di caratterizzazione in laboratorio, oltre che misure dei dati di traino ex-post, in termini di forza di tiro e velocità di installazione. Pur non rappresentando una completa caratterizzazione del tracciato, vista la natura puntuale delle prove CPT e di estrazione dei campioni dal sito, è ragionevole ritenere che queste informazioni possano essere interpretate tramite l'AI per ottenere correlazioni di progetto, utilizzabili per applicazioni industriali.

A partire da una serie di questi dati, in questa nota, gli autori valutano le capacità predittive del più popolare tra i modelli disponibili in letteratura (Lauder 2010) per stimare la forza di traino durante l'installazione di cavi in sabbia. Per superare queste limitazioni, lo studio propone l'uso di AI regressiva con il metodo Support Vector Machine (SVM), che, addestrato su dati di progetto quali la profondità di installazione, la velocità dell'aratro e dati provenienti dalla caratterizzazione standard del sito (quali le caratteristiche granulometriche e risultati di prove CPT) possa prevedere la forza di traino.

2. Approcci empirici per la stima della forza di traino

Per valutare la capacità dei modelli disponibili in letteratura di riprodurre dati reali di installazione di cavi sottomarini, in questa nota si è scelto di considerare, per brevità, il solo approccio proposto da Lauder (2010). Quest'ultimo si basa a sua volta sulla formulazione introdotta da Cathie & Wintgens (2001) per cui la forza di traino F è data da:

$$F = C_w W' + C_s \gamma' D^3 + C_d V D^2, \quad (1)$$

dove V è la velocità di installazione del cavo, D è la profondità di installazione del cavo, C_w è un coefficiente di attrito adimensionale (assunto uguale a 0.4), W' è il peso sommerso dell'aratro, C_s è un coefficiente di spinta passiva adimensionale dipendente dalla densità relativa (D_r), γ' il peso sommerso per unità di volume del terreno e C_d è il coefficiente di resistenza dinamica, che aumenta con D_r e diminuisce con D_{10} , ovvero il diametro dei grani corrispondente al 10% di passante, introdotto dagli autori per tenere conto indirettamente della permeabilità del materiale. Lauder (2010) propone delle curve di correlazione empiriche per determinare C_s e un'espressione esplicita per stimare C_d . I coefficienti sono stati proposti a partire da una analisi a ritroso di prove in piccola scala in condizioni secche e sature condotte in condizioni di gravità standard. Sono stati utilizzati principalmente campioni di sabbia mediamente addensata, mentre condizioni sciolte e dense sono state considerate per la definizione del solo C_s . Le granulometrie utilizzate nel processo di definizione delle curve sono caratterizzate da un valore di D_{10} compreso tra 0.08 mm e 0.19 mm. Ai fini del confronto e quindi all'applicazione dell'Eq. 1 a fini predittivi (Sezione 4), le prove di laboratorio disponibili per i progetti considerati sono state utilizzate per definire γ' e D_{10} , mentre la densità relativa del sito è stata stimata per mezzo dei risultati delle prove CPT.

3. Approccio mediante Support Vector Machine per la stima della forza di traino

Sfruttando l'elevato numero di dati registrati durante le installazioni di cavi sottomarini in progetti passati, è possibile utilizzare approcci di AI per prevedere la forza di traino. Tra le informazioni solitamente disponibili da indagini preliminari geotecniche nel campo offshore, sono state selezionate

due informazioni relative alla granulometria (D_{10} e il coefficiente di uniformità C_U), e la resistenza alla penetrazione proveniente da prove CPT, mediata lungo la profondità D . La motivazione geotecnica alla base della scelta delle variabili considerate è stata dettata, oltre che dalla disponibilità di dati direttamente misurati, dalle seguenti considerazioni:

- La resistenza media alla penetrazione del cono (q_c), misurata tramite prova CPT tiene conto indirettamente sia dell'angolo di attrito del terreno che della densità relativa. Questa variabile ha il vantaggio di essere misurata direttamente, senza la necessità di introdurre correlazione con i parametri del materiale. Nella regressione è stato utilizzato il valore medio registrato fino alla profondità pari a quella del cavo per tenere implicitamente conto della variabilità del terreno lungo la profondità.
- La distribuzione granulometrica, attraverso il D_{10} e il coefficiente di uniformità C_U . Queste due caratteristiche forniscono una misura indiretta della permeabilità, tenendo conto sia della dimensione dei grani che della loro distribuzione.

In fase di installazione sono inoltre disponibili lungo l'intero asse del tracciato la forza di traino necessaria ad installare il cavo F , la velocità V e la profondità D . In questa nota, le caratteristiche del terreno, la velocità e la profondità (input) sono state oggetto di regressione mediante un approccio di Support Vector Machine (SVM) allo scopo di determinare la forza F (output). L'algoritmo di AI è stato addestrato sui dati di due progetti già realizzati. Un terzo progetto, indipendente dai precedenti e non utilizzato per l'addestramento, è stato utilizzato per validazione.

Il Support Vector Machine (SVM) è un modello di apprendimento automatico introdotto per la prima volta da Boser et al. (1992). Si basa sui principi statistici ed è una tecnica non parametrica, il che significa che non presuppone alcuna forma funzionale che le legghi le variabili dipendenti (output) e indipendenti (input). Questo metodo è risultato il più efficiente tra gli approcci AI disponibili in letteratura ed implementati in librerie OpenSource, in relazione alla numerosità di dati a disposizione.

Nel complesso, le variabili di input utilizzate per addestrare il modello SVM sono: (1) la profondità di installazione D ; (2) la velocità dell'aratro V ; (3) la dimensione delle particelle D_{10} ; (4) il coefficiente di uniformità C_U ; (5) la resistenza media alla penetrazione del cono q_c .

4. Confronto e analisi critica

Per valutare la capacità del metodo analitico (Sezione 2) e dell'approccio AI (Sezione 3), è stato scelto come caso studio un progetto di installazione di 2 cavi in parallelo mediante un aratro sottomarino per un tratto complessivo di lunghezza pari a 45.3 km. Il terreno in questione, nel tratto iniziale, è composto da sabbia silicea poco compatta o mediamente addensata nei primi 0.30 m, diventando denso fino a 2 metri di profondità; successivamente, lo strato di terreno poco compatto-mediamente addensato arriva fino a 0.50 m di profondità, con la presenza di lenti di limo compatto. L'installazione è stata effettuata ad una profondità variabile tra 1.50 m e 2.82 m (con una profondità media di 1.90 m), una velocità media di 0.049 m/s per il Cavo 1 e 0.043 m/s per il Cavo 2 (con una massima di 0.102 m/s per il Cavo 1 e 0.077 m/s per il Cavo 2) e una forza di traino registrata media di 1176 kN (massima di 1735 kN). I dati registrati sono caratterizzati da oscillazioni correlate al movimento irregolare dell'aratro (Brunning et al., 2020), conseguenza sia dell'irregolarità della morfologia del fondale marino, sia della tecnica adottata per misurare la profondità di installazione. I dati presentati per l'analisi sono stati quindi filtrati attraverso una media mobile con un range di 50 metri. I parametri del modello analitico sono stati definiti a tratti (ogni tratto è definito dalla presenza di un sondaggio) assumendo per ciascun tratto come rappresentativi i valori dei parametri desumibili dalle prove in sito e in laboratorio relative al sondaggio. Il modello di AI è stato invece addestrato come brevemente discusso nella Sezione 3 su due diversi progetti di installazione di cavi offshore, caratterizzati in entrambi i casi da materiale sabbioso anche se con granulometria e densità differenti.

In Figura 2, la previsione del modello analitico da letteratura e quello basato su SVM sono confrontati con i dati misurati nel progetto. La previsione effettuata tramite l'intelligenza artificiale (AI) ha dimostrato un'eccellente accuratezza, superando notevolmente le prestazioni del modello analitico tradizionale. Quest'ultimo ha mostrato limitazioni significative, principalmente a causa di una forte dipendenza della velocità di installazione. Questa eccessiva sensitività ha peggiorato l'accuratezza delle stime, rendendo le previsioni del modello analitico meno precise e, in alcuni casi, inadeguate rispetto alle necessità operative reali. D'altro canto, l'approccio basato sull'AI ha gestito in modo più efficace le variabili complesse e ha fornito risultati che si allineano meglio con i dati di progetto ex-post.

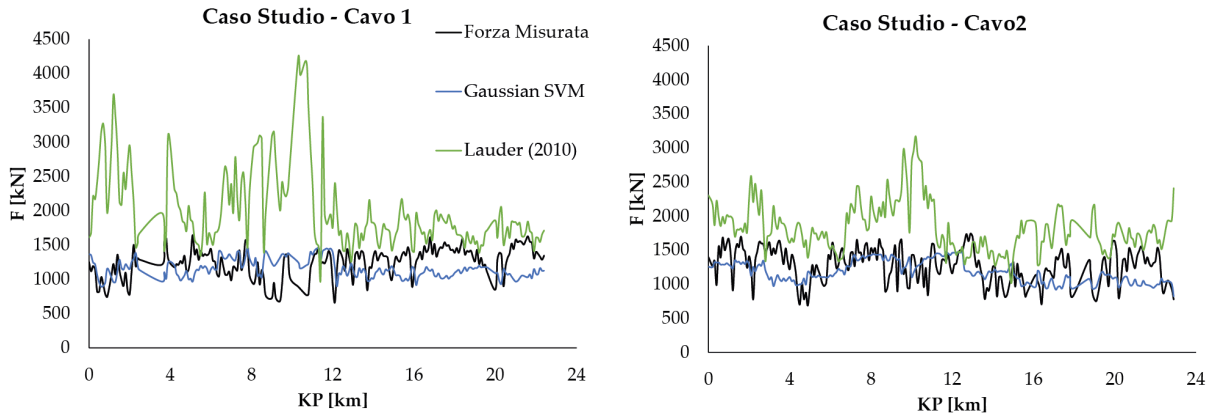


Figura 2. Forza di tiro dell'aratro: modello SVM, approccio analitico e misurazioni in sito nel caso studio.

In Figura 3, la capacità del modello di machine learning di prevedere la forza di traino necessaria per l'installazione di cavi sottomarini, è rappresentata in termini di *scatter plot* sia per quanti riguarda il set di addestramento che quello di previsione. In Figura 3b è rappresentato per entrambi i set di dati l'errore quadratico medio normalizzato (*RMSE*). L'errore ottenuto in sede di addestramento è sostanzialmente lo stesso margine di confidenza registrato in sede di previsione, mostrando come il metodo proposto sia molto versatile ed affidabile in diversi contesti, anche differenti da quelli in cui è stato addestrato.

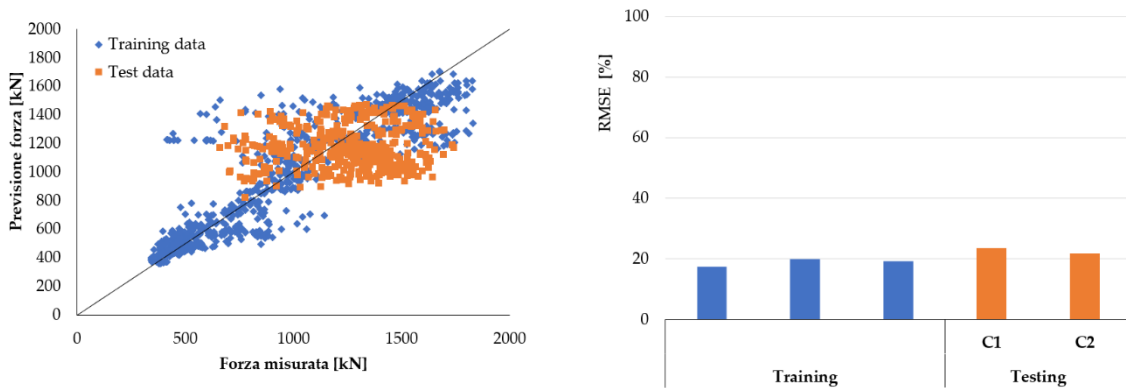


Figura 3. Scatter plot del valore di forza di tiro, confronto tra modello SVM e misurazioni in sito e errore quadratico medio normalizzato (*RMSE*) tra dati di allenamento e previsione.

5. Conclusioni

L'analisi comparativa tra gli approcci analitici tradizionali e quelli innovativi basati sull'intelligenza artificiale (AI), specificamente attraverso l'uso della regressione SVM, ha evidenziato una netta superiorità di quest'ultimi nell'ambito dell'installazione di cavi sottomarini in terreni granulari. Le metodologie analitiche, sebbene ampiamente consolidate, soffrono in tutti i campi di applicazione geotecnica di significative limitazioni dovute soprattutto alla incertezza nella definizione dei parametri rappresentativi. In particolare nel caso in esame la dipendenza dai parametri legati alla velocità di installazione rende le stime spesso imprecise e poco adattabili a contesti operativi variabili, influenzando negativamente l'efficienza e l'efficacia del progetto dell'installazione.

D'altro canto, l'approccio SVM ha dimostrato non solo di ridurre questi problemi ma anche di fornire previsioni accurate che soddisfano le richieste dell'industria. Il modello basato su AI ha mostrato una buona capacità di interpretare e analizzare la complessità e la non-linearità delle relazioni tra i diversi fattori influenzanti, come la profondità di installazione e le caratteristiche fisiche del terreno, ottenendo risultati che migliorano notevolmente la pianificazione e l'ottimizzazione delle operazioni di posa dei cavi.

Questa ricerca suggerisce quindi l'efficacia dell'integrazione delle tecnologie di AI nella progettazione delle infrastrutture per l'energia rinnovabile offshore. Implementare l'AI non solo potenzia la precisione nelle fasi di progettazione, ma promuove anche una riduzione significativa dei costi, dato che permette di anticipare e mitigare possibili problemi durante l'installazione.

Bibliografia

- Brunning, P., Ashton, G., M., Robinson, S. & Lauder, Keith. (2020). Comparative Assessment of Pipeline Plough Performance Prediction Models Against Field Experience in Sand.
- Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 144-152.
- Cathie, D. N., & Wintgens, J. F. (2001). Pipeline trenching using plows: Performance and geotechnical hazards. *Offshore Technology Conference*.
- Lauder, K. (2010). The performance of pipeline ploughs. University of Dundee Dundee, UK.
- Lauder, K. D., Brown, M. J., Bransby, M. F., & Gooding, S. (2012). Variation of tow force with velocity during offshore ploughing in granular materials. *Canadian Geotechnical Journal*, 49(11), 1244-1255.
- Palmer, A. C. (1999). Speed effects in cutting and ploughing. *Geotechnique*, 49(3), 285-294.
- Reece, A. R., & Grinstead, T. W. (1986). Soil mechanics of submarine ploughs. *Offshore Technology Conference*.
- Robinson, S., Brown, M. J., Brennan, A. J., Cortis, M., Augarde, C. E., & Coombs, W. M. (2016). Improving seabed cable plough performance for offshore renewable energy. *Progress in Renewable Energies Offshore*, Taylor and Francis, London, 413-419.
- Robinson, S., Brown, M. J., Brennan, A. J., Cortis, M., Augarde, C. E., & Coombs, W. M. (2017). Improvement of seabed cable plough tow force prediction models. *8th Offshore Site Investigation and Geotechnics International Conference: 'Smarter Solutions for Future Offshore Developments'*, 914-921.
- Robinson, S., Brown, M. J., Matsui, H., Brennan, A., Augarde, C., Coombs, W., & Cortis, M. (2021). A cone penetration test (CPT) approach to cable plough performance prediction based upon centrifuge model testing. *Canadian Geotechnical Journal*, 58(10), 1466-1477.
- Zambelli, C., di Prisco, C., d'Onofrio, A., Visone, C., de Magistris, F. (2007). Dependency of the Mechanical Behaviour of Granular Soils on Loading Frequency: Experimental Results and Constitutive Modelling. In: Ling, H.I., Callisto, L., Leshchinsky, D., Koseki, J. (eds) *Soil Stress-Strain Behavior: Measurement, Modeling and Analysis. Solid Mechanics and Its Applications*, vol 146. Springer, Dordrecht.