■Ngày nhận bài: 03/12/2025 ■Ngày sửa bài: 15/12/2025 ■Ngày chấp nhận đăng: 25/12/2025

Tối ưu hóa mô hình dự đoán ma sát âm bằng thuật toán Bayesian

An optimized approach for performance enhancement of grouted Barrette piles

> TS VÕ NGUYỄN PHÚ HUÂN
Trưởng bộ môn Kỹ thuật công trình xây dựng, Trường Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh
Email: huan.vnp@ou.edu.vn

TÓM TẮT

Ma sát âm (Negative Skin Friction) là một hiện tượng thường xảy ra trong các phương án móng cọc tại các khu vực san lấp trên nền đất yếu. Ma sát âm làm cho tải trọng tác dụng lên cọc tăng lên và làm suy giảm khả năng chịu tải của cọc, điều này ảnh hưởng rất lớn đối với thiết kế nền móng, có thể dẫn đến hiện tượng mất ổn định của công trình khi đưa vào sử dụng. Các công thức truyền thống dựa trên kinh nghiệm chưa thể hiện được tính phi tuyến và chỉ thể hiện được một vài thông số cơ bản của nền đất. Bài báo này nghiên cứu tối ưu hóa mô hình dự đoán ma sát âm thông qua thuật toán Bayesian. Kết quả nghiên cứu cho thấy quy trình kết hợp giữa Bayesian và tối ưu hóa làm giảm sai số dự báo (MAE/RMSE) so với các công thức truyền thống cũng như các mô hình không tối ưu; ngoài ra có thể cung cấp một khoảng dự báo đáng tin cậy cho việc thiết kế móng cọc của các công trình tương tự.

Từ khoá: Ma sát âm, tối ưu hóa, thuật toán Bayesian, phương pháp học máy, sức chịu tải cọc.

ABSTRACT

Negative skin friction (NSF) is a common phenomenon in pile foundation systems constructed on reclaimed ground over soft soil deposits. NSF increases the load acting on the piles and reduces their bearing capacity, which can significantly affect foundation design and may even lead to structural instability during service. Traditional empirical formulations do not adequately capture the nonlinearity of the phenomenon and typically incorporate only a limited set of soil parameters. This paper investigates the optimization of NSF prediction models using a Bayesian algorithm. The results indicate that the integration of Bayesian inference with optimization techniques substantially reduces prediction errors (MAE/RMSE) compared with both traditional empirical equations and non-optimized models. Furthermore, the proposed approach provides a reliable predictive interval that can be effectively used in the design of pile foundations for similar engineering projects..

Keywords: Negative Skin Friction, optimization, bayesian algorithm, machine learning methods, pile bearing capacity.

1. TỔNG QUAN

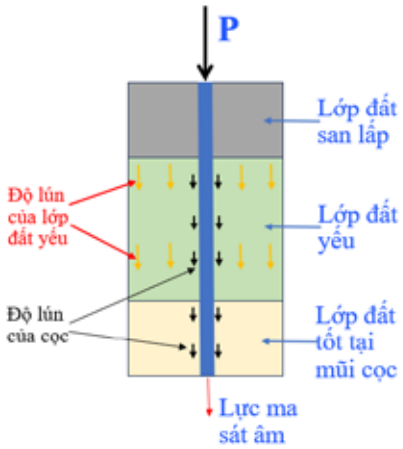
Khả năng chịu tải cọc trong bài toán móng cọc là một yếu tố cực kỳ quan trọng ảnh hưởng rất lớn đến việc thiết kế và ổn định của công trình khi đưa vào khai thác. Tuy nhiên, hiện tượng ma sát âm nếu có xảy ra sẽ ảnh hưởng và làm giảm khả năng chịu tải của cọc trong các điều kiện như hạ thấp mực nước ngầm, quá trình cố kết của nền đất trong công tác xử lý nền đất yếu bằng cách gia tải trước. Tại các vùng đồng bằng châu thổ như Đồng bằng sông Hồng hay Đồng bằng sông Cửu Long hoặc các khu vực san lấp lấn biển hiện tượng biến dạng cố kết xảy ra thường xuyên rất dễ dẫn đến hình thành hiện tượng ma sát âm (Hình 1). Do vậy độ lún bổ sung hay là lực kéo xuống phát sinh cần được xác định thật chính xác trong giai đoạn thiết kế chi tiết. Hiện nay, trong các dự án đa phần phụ thuộc theo các phương pháp thực nghiệm hoặc mô phỏng phần mềm nhằm dự đoán hiện tượng ma sát âm này.

Các phương pháp phân tích hiện tượng ma sát âm đa phần đều dựa trên lý thuyết cơ học đất truyền thống có thể kể ra bao gồm:

- Phương pháp α: Giữa sức kháng cắt của đất và và tải trọng phát sinh kéo xuống sẽ có một mối quan hệ đó là hệ số α. Đây là một phương pháp được đề xuất khá lâu thông qua các kết quả thực nghiệm. Phương pháp này chưa thể hiện sự phi tuyến và sự đa dạng của các thông số có thể ảnh đến hiện tượng ma sát âm này.
- Phương pháp dựa trên các thí nghiệm hiện trường như: CPT, SPT hay Pile Load Test. Phương pháp này sử dụng số liệu thí nghiệm để xác định phạm vi xuất hiện tượng ma sát âm. Tuy nhiên phương pháp này ít được áp dụng do liên quan đến chi phí và điều kiện tiến hành thí nghiệm.
- Phương pháp số: thể hiện được sự tương tác giữa cọc và đất nhưng yêu cầu rất cao về tính chính xác của thông số đầu vào cũng như thời gian mô phỏng tương đối dài.

Randolph và Wroth (1978, 1981) đã khởi đầu các lý thuyết và đề xuất phương pháp α. Van Impe và cộng sự (1999) phát triển việc đánh giá tính phi tuyến của nền đất thông qua phương pháp phần tử hữu hạn. Haider et al. (2016) thông qua kết quả thí nghiệm CPT

và phương pháp máy học để đánh giá hiện tượng ma sát âm, đạt độ chính xác cao hơn so với phương pháp α. Zhang & Li (2019) kết hợp Bayesian Optimization với XGBoost để tối ưu mô hình dự báo. Các nghiên cứu này cho thấy khả năng ứng dụng phương pháp học máy và các thuật toán tiên tiến giúp nâng cao độ chính xác và giải quyết được bài toán phi tuyến.



Hình 1. Hiện tượng ma sát âm

Huỳnh và cộng sự (2015) đã tiến hành đánh giá hệ số α cho địa chất tại khu vực đồng bằng sông Cửu Long thông qua lực kéo xuống trong cọc. Nguyễn và Trần (2018) nghiên cứu đánh giá ma sát âm thông qua quá trình san lấp nền đất và sự thay đổi của mực nước ngầm thông qua cọc tại hiện trường. Phú và cộng sự (2020) đã tìm cách xác định các yếu tố có thể ảnh hưởng đến việc cọc bị kéo xuống thông qua dữ liệu các dự án san lấp tại miền Tây, Việt Nam. Các nghiên cứu trên đã chỉ ra rằng các công thức truyền thống còn nhiều thiếu sót trong việc đánh giá sức chịu tải cọc khi gặp hiện tượng ma sát âm, đặc biệt là trong điều kiện nền đất yếu, phức tạp về mặt địa tầng.

Thông qua các nghiên cứu trước đây, trong bài báo này tác giả đề xuất mô hình học máy được tối ưu hóa bằng thuật toán Bayesian để dự đoán ma sát âm dựa trên tập dữ liệu thu thập được. Ưu điểm của mô hình đề xuất giúp cải thiện độ chính xác của mô hình máy học và đã có bao gồm các yếu tố bất định.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thu thập và xử lý dữ liệu

Bộ dữ liệu được thu thập thông qua các nghiên cứu trước đây và một số dự án tại các vùng sét mềm ở Đồng bằng sông Cửu Long.

Cấu trúc dữ liệu được chia thành 2 nhóm chính bao gồm:

- Thông số đất: Sức kháng cắt không thoát nước S_u; Chỉ số nén C_c; Hệ số cố kết theo phương đứng C_v; Mô đun kháng cắt G
- Thông số cọc: Vật liệu; Đường kính D; Chiều dài cọc L

Chuẩn hóa dữ liệu: bộ dữ liệu được chuẩn hóa theo phương pháp Min-Max Scaling để đảm bảo toàn bộ các biến có cùng thang đo và giúp mô hình ANN của phương pháp học máy được hội tụ nhanh hơn.

2.2. Mô hình học máy

Mô hình Artificial Neural Network (ANN) được lựa chọn vì: có thể giúp mô phỏng các bài toán phi tuyến phức tạp; khả năng tổng quát hóa cao khi có được tập dữ liệu đa dạng đã qua huấn luyện; và đặc biệt là dễ kết hợp với thuật toán Bayesian.

Kiến trúc mạng ANN bao gồm:

- Kiểu mạng: Mạng nơron đa lớp được áp dụng thường xuyên cho các bài toán hồi quy.
- Số lớp ẩn: sử dụng từ 1-3 lớp (sẽ được tối ưu hóa bằng thuật toán Bayesian).
- Số neuron mỗi lớp: sử dụng trong khoảng từ 80-128.
- Hàm kích hoạt: Rectified Linear Unit áp dụng cho các lớp ẩn; Linear áp dụng cho lớp đầu ra để phù hợp bài toán hồi quy.
- Lớp đầu vào: tương ứng với số biến đầu vào đã chuẩn hóa (n biến).
- Lớp đầu ra: 1 nơ-ron, chính là giá trị ma sát âm dự đoán.

2.3. Thuật toán Bayesian

Trong quá trình thực hiện, thuật toán tối ưu Bayesian được sử dụng để xác định bộ siêu tham số cho mô hình học máy ANN để đánh giá hiện tượng ma sát âm thông qua các dữ liệu thực nghiệm. Từ những nghiên cứu trước đây cho thấy, Bayesian rất thích hợp cho các hàm mục tiêu bất định, không có dạng giải tích.

Thuật toán Bayesian bao gồm hai thành phần chính:

- Mô hình thay thế: các hành vi của hàm mục tiêu được mô phỏng gần đúng.
- Hàm lựa chọn: sẽ lựa chọn tập siêu tham số tiếp theo để đánh giá.

Trong bài báo này, mô hình Gaussian Process (GP) được lựa chọn là mô hình thay thế, giúp ước lượng độ bất định và các giá trị trung bình của các tập siêu tham số. Với sự cân bằng hiệu quả giữa khai thác (exploitation) và khám phá (exploration), mô hình Expected Improvement (EI) được sử dụng làm hàm lựa chọn.

2.4. Diễn giải mô hình bằng phương pháp SHAP

Trong nghiên cứu này, để đánh giá cơ chế làm việc của mô hình học máy ANN thì phương pháp Shapley Additive exPlanations (SHAP) được sử dụng. Phương pháp SHAP được dùng để đánh giá, đo lường mức độ đóng góp của từng biến đầu vào vào giá trị dự đoán đầu ra. Thông qua việc cung cấp: tầm quan trọng tổng quát; hướng tác động tiêu cực hoặc tích cực; sự tác động của các tệp dữ liệu, điều này giúp đánh giá mô hình để xuất một cách rõ ràng và toàn diện hơn.

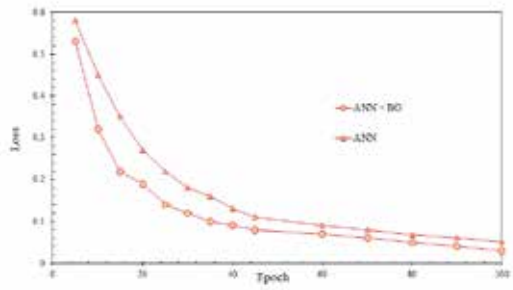
Hiện tượng ma sát âm chịu ảnh hưởng rất lớn bởi sự tương tác giữa cọc - đất trong quá trình làm việc với các điều kiện khác nhau. Do đó, việc hiểu rõ cơ chế dự đoán là rất cần thiết để đảm bảo mô hình phản ánh đúng quá trình tương tác của hiện tượng như trong thực tế. Việc áp dụng SHAP để trả lời 2 ý sau:

- Tìm ra nhân tố ảnh hưởng lớn nhất đến kết quả ma sát âm.
- Mô hình ANN khi kết hợp thuật toán Bayesian đã học được mối quan hệ nào trong bài toán ma sát âm.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Hiệu quả tối ưu hóa siêu tham số bằng Bayesian Optimization

Nghiên cứu đã thử tổng hợp bởi 2 phương pháp đó là: sử dụng mô hình ANN thuần túy và mô hình ANN + thuật toán Bayesian. Kết quả từ hình 1 bên dưới cho thấy mô hình khi có tối ưu hóa BO ổn định hơn.



Hình 2. Đường cong hội tụ trước và sau khi tối ưu hóa Bayesian

Bảng 1. Bảng kết quả so sánh, đánh giá của mô hình ANN và ANN + BO

Mô hình	MAE (kN)	RMSE (kN)	R^2
ANN (không tối ưu)	39.6	53.3	0.78
ANN + BO (tối ưu)	24.9	34.7	0.91

Việc giảm sai số RMSE gần 34%, MAE giảm 35% cho thấy tính hiệu quả của BO trong việc tăng độ ổn định của mô hình.

3.2. Phân tích ảnh hưởng của biến đầu vào bằng SHAP

Các kết quả SHAP cho thấy mô hình không chỉ dự đoán chính xác hơn mà còn cung cấp nhận thức rõ ràng về cơ chế hình thành ma sát âm, bao gồm:

- Độ lún của nền đất. Đây là biến cực kỳ quan trọng ảnh hưởng rất lớn đến giá trị ma sát âm. Giá trị SHAP lớn và dương cho thấy độ lún nền càng lớn hiện tượng ma sát âm diễn ra càng mạnh.
- Độ lún của cọc có tác dụng nghịch biến với ma sát âm.
- SHAP dường như không đổi khi chiều dài cọc tổng thể tăng. Vì hiện tượng ma sát âm chỉ xảy ra trong đoạn cọc nằm trong lớp đất yếu, không phụ thuộc chiều dài cọc.
- Các thông số về đất nền như: C_c, S_u, E_0 là 3 nhân tố chính ảnh hưởng đến biến dạng và độ lún của nền đất

3.3. Phân tích tầm quan trọng biến đầu vào

Dựa trên dữ liệu mô phỏng: mô hình ANN tối ưu bằng Bayesian Optimization, thứ tự mức độ ảnh hưởng được xác định trong Bảng 2 như sau:

Bảng 2. Bảng so sánh mức độ ảnh hưởng của các biến đầu vào

Thứ hạng	Biến đầu vào	Ý nghĩa	Mức ảnh hưởng
1	Độ lún nền đất)	Lún cố kết của nền gây kéo xuống cọc	29-33%
2	Độ lún bản thân cọc	Biến dạng cọc so với nền → quyết định vị trí mặt phẳng trung hòa	18-22%
3	Chiều dài đoạn cọc trong sét yếu	Quyết định chiều dài vùng cọc chịu kéo xuống	16-19%
4	Chỉ số nén	Tốc độ và giá trị lún	10-14%
5	Sức kháng cắt	Ảnh hưởng đến ma sát hông	8-10%
6	Mô đun biến dạng	Ảnh hưởng đến tính nén lún	6-8%
7	Đường kính cọc	Ảnh hưởng diện tích mặt bên	3-5%
8	Chiều dài cọc	Tác động nhẹ lên phân bố ma sát	2-4%

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã phân tích chuyên sâu hiện tượng ma sát âm bằng cách sử dụng phương pháp học máy ANN được tối ưu hóa bằng thuật toán Bayesian. Việc kết hợp dữ liệu thực nghiệm hiện trường đã cho phép đánh giá định lượng ảnh hưởng của các biến có thể ảnh hưởng đến hiện tượng ma sát âm trong thực tế. Một số kết luận chính được rút ra như sau:

- Thông qua thuật toán Bayesian đã minh chứng về việc khả năng vượt trội trong việc tìm kiếm cấu trúc ANN hiệu quả thông qua chiến lược cân bằng giữa khám phá và khai thác, giảm được sai số dự đoán khi so sánh với các phương pháp thử đúng-sai truyền thống.
- Mô hình ANN-BO đạt độ chính xác cao, thể hiện qua các chỉ số RMSE và MAE thấp hơn rõ rệt so với mô hình ANN không tối ưu. Điều này khẳng định rằng việc lựa chọn siêu tham số có hệ thống đóng vai trò then chốt trong dự báo ma sát âm với độ tin cậy cao.
- Phân tích SHAP cho phép diễn giải sâu ý nghĩa vật lý của mô hình dự đoán.
- Khung dự báo ANN-BO-SHAP được đề xuất trong nghiên cứu có thể xem là một hướng tiếp cận chuẩn xác có thể được phát triển mở rộng, giúp giảm thời gian trong phân tích thiết kế. Phương pháp này có thể được tích hợp vào thiết kế móng cọc tại các khu vực có xử lý nền bằng gia tải trước/hút chân không, nơi ma sát âm thường là thách thức thiết kế đáng kể.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Haider, F., Islam, M., & Rahman, M. (2016). Machine learning-based prediction of negative skin friction on piles. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 142(8).

[2]. Huỳnh, T. H., Lê, V. Q., & Trần, D. M. (2015). Khảo sát ma sát âm trên cọc tại Đồng bằng sông Cửu Long. Tạp chí Khoa học & Công nghệ Xây dựng, 59(4), 25-34.

[3]. Nguyễn, P. T., & Trần, Q. H. (2018). Ảnh hưởng của độ dày lớp san lấp và mực nước ngầm đến lực kéo xuống cọc. Tạp chí Xây dựng Việt Nam, 40(6), 12-21.

[4]. Phú, V. N., Lâm, D. T., & Hoàng, M. T. (2020). Xây dựng cơ sở dữ liệu ma sát âm từ các dự án san lấp miền Tây Việt Nam. Hội nghị Địa kỹ thuật Việt Nam, Hà Nội, 115-124.

[5]. Randolph, M. F., & Wroth, C. P. (1978). Analysis of deformation of vertically loaded piles. Journal of the Geotechnical Engineering Division, ASCE, 104(GT12), 1465-1488.

[6]. Randolph, M. F., & Wroth, C. P. (1981). Soil-structure interaction of pile foundations. Journal of the Geotechnical Engineering Division, 107(5), 575-595.

[7]. Van Impe, W. F., et al. (1999). Finite element modeling of negative skin friction on piles in soft soils. Computers and Geotechnics, 24(1-2), 1-22.

[8]. Zhang, L., & Li, J. (2019). Bayesian optimization for machine learning prediction of negative skin friction on piles. Engineering Computations, 36(7), 2300-2318.

[9]. Randolph, M. F. (2004). Design and performance of piles in soft clay. Géotechnique, 54(2), 85-90.

[10]. Hoang, T. P., & Bui, H. T. (2017). Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo trong dự đoán ma sát âm cọc bê tông. Tạp chí Khoa học Xây dựng, 61(2), 45-54.