

# Nghiên cứu ứng dụng mô hình vec tơ máy hỗ trợ trong việc xác định khả năng hóa lỏng của đất dưới tải trọng địa chấn

Application of support vector machine model in determining the liquefaction trigger of soil under seismic load

> TS PHẠM TUẤN ANH

Trường Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải; Email: [Anhpt@utt.edu.vn](mailto:Anhpt@utt.edu.vn)

## TÓM TẮT

Bài báo trình bày kết quả ứng dụng phương pháp tiếp cận dựa trên trí tuệ nhân tạo trong việc xác định khả năng hóa lỏng của đất. Trong nghiên cứu này, một mô hình trí tuệ nhân tạo tên là vec tơ máy hỗ trợ đã được phát triển để dự báo khả năng đất bị hóa lỏng dưới tác dụng của tải trọng địa chấn. Một cơ sở dữ liệu gồm 288 kết quả hóa lỏng đất quan sát từ trận động đất Chi-chi (1999) được sử dụng để đào tạo và kiểm tra khả năng dự báo của mô hình. Kết quả của nghiên cứu được so sánh với hai công thức thực nghiệm dựa trên chỉ số SPT của đất, cho thấy mô hình vec tơ máy hỗ trợ mang lại sự vượt trội trong việc xác định khả năng hóa lỏng của đất so với hai phương pháp còn lại. Nghiên cứu cho thấy mô hình vec tơ máy hỗ trợ là một mô hình có khả năng dự báo rất tốt khả năng hóa lỏng đất, đồng thời có tiềm năng lớn trong việc giải quyết các bài toán khác trong lĩnh vực xây dựng.

**Từ khóa:** Hóa lỏng đất; chỉ số CPT; động đất; vec tơ máy hỗ trợ.

## ABSTRACT

This study presents the results of applying the approach based on artificial intelligence in determining the liquefaction trigger of the soil under an earthquake. In this study, an artificial intelligence model called support machine vector was developed to predict the probability of soil liquefaction. A database of 288 observed soil liquefaction results from the Chi-chi (1999) earthquake was used to train and test the predictive ability of the model. The results of the study are compared with two experimental formulas based on the soil SPT value, showing that the support machine vector model provides superiority in determining the liquefaction trigger of the soil compared with the two methods. The study shows that the support machine vector model is a model capable of predicting very well the possibility of soil liquefaction, and has great potential in solving other problems in the field of construction.

**Keywords:** Soil liquefaction; SPT value; earthquake; support machine vector.

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Hóa lỏng là hiện tượng đất chuyển từ thể rắn sang thể lỏng, với sự gia tăng áp suất nước trong lỗ rỗng. Thông thường, đất không thoát nước và chịu tải trọng động dễ bị hóa lỏng hơn. Khi xảy ra động đất, áp lực nước lỗ rỗng đạt đến tổng ứng suất ban đầu trong đất, việc tăng áp lực nước lỗ rỗng có tác dụng cân bằng với áp lực có hiệu của đất, khiến các hạt đất nổi trong nước, khi đó sẽ xảy ra hiện tượng hóa lỏng đất. Hóa lỏng được cho là nguyên nhân chính gây ra hư hỏng mặt đất trong các trận động đất, và là nguyên nhân chính gây ra thiệt hại cho cơ sở hạ tầng và sụp đổ các công trình trong động đất. Hậu quả của sự hóa lỏng là đất chuyển sang trạng thái lỏng, giảm khả năng chống cắt dẫn đến mất khả năng chịu lực. Vì vậy, việc đánh giá khả năng hóa lỏng của đất tại địa điểm xây dựng là một nhiệm vụ quan trọng của công tác thiết kế công trình trong vùng động đất.

Các nhà khoa học đã sử dụng nhiều phương pháp khác nhau để đánh giá độ hóa lỏng, tính toán các hệ số an toàn. Về bản chất, các phương pháp này không sử dụng tính toán lý thuyết mà sử dụng các công thức bán thực nghiệm. Cụ thể hơn, đầu tiên, ta tính toán tỷ lệ ứng suất theo chu kỳ (CSR) thông qua tham số gia tốc mặt đất đỉnh của trận động đất (PGA). Tiếp theo, hệ số kháng chu kỳ (CRR) được xác định thông qua các thí nghiệm kiểm tra độ bền theo chu kỳ trong phòng thí nghiệm, dựa trên các mẫu đất không bị xáo trộn lấy từ hiện trường. Đất được coi là hóa lỏng khi giá trị CSR vượt quá giá trị CRR. Nhược điểm của phương pháp này là độ chính xác thấp do khó đảm bảo tính nguyên vẹn của mẫu đất sử dụng. Giải pháp thứ hai là sử dụng kết quả của các thử nghiệm tại chỗ như thử nghiệm xuyên tiêu chuẩn (SPT) hoặc thử nghiệm xuyên côn (CPT) kết hợp với các quan sát lịch sử về sự hóa lỏng hoặc không hóa lỏng của đất. Từ đó, các đường cong đại diện cho mối quan hệ giữa CRR

và kết quả thử nghiệm tại chỗ được xây dựng. Vì các chỉ số như SPT, CPT sẽ cung cấp dữ liệu chính xác về tính chất của đất, do đó, SPT được coi là một giá trị như một thông số để đánh giá độ tin cậy hơn về CRR của đất. Tuy vậy, một số tác giả (ví dụ Hwang [8]) đã chỉ ra rằng, phương pháp sử dụng các kết quả SPT, CPT thường có khoảng giá trị áp dụng nhất định, khi thông số đất nằm ngoài khoảng này, các phương trình bán thực nghiệm cho kết quả kém chính xác. Tại Việt Nam, một số kết quả nghiên cứu lý thuyết về hóa lỏng của đất được đề xuất: Dương Hồng Thẩm (2016) [1] đã đề xuất một mô hình khối gộp, dựa trên nền mô hình winkler động, để đánh giá tiềm năng hóa lỏng của đất dựa theo chỉ số SPT. Tác giả Võ Phan (2016) [5] đã sử dụng mô hình phần tử hữu hạn FEM dựa trên phần mềm Plaxis kết hợp với tiêu chuẩn JRA2002 để đánh giá tiềm năng hóa lỏng và sức chịu tải của móng bè dưới tải trọng động đất. Tác giả Lương Thị Hằng và cộng sự (2015) [2], sử dụng các công thức kinh nghiệm dựa trên chỉ số SPT để đánh giá tiềm năng hóa lỏng của đất cũng như ảnh hưởng tới của hóa lỏng đất sức chịu tải của cọc đơn. Ngoài ra, một số nghiên cứu thực nghiệm cũng đã bước đầu được tiến hành để đánh giá khả năng hóa lỏng đất trong điều kiện Việt Nam, như tác giả Nguyễn Hồng Nam (2016) [3] đã thu thập 40 mẫu đất tại khu vực đê sông Hồng và một số đập tại Tây Bắc dựa trên thí nghiệm nén 3 trục động. Trong một nghiên cứu khác tại nước ngoài, Galavi (2013) [12], Tsegaye (2013) [14] đã sử dụng phương pháp phần tử hữu hạn FEM để mô tả ứng xử của đất dưới tải trọng tuần hoàn, thông qua các phần mềm UBC3D-PLM, UBCSAND, PLAXIS. Tuy nhiên, hạn chế của phương pháp phần tử hữu hạn vẫn phải dựa vào các giả thiết gần đúng, ngoài ra, việc các tham số đầu vào có độ nhạy lớn dẫn đến tồn tại sai số.

Gần đây, kết quả của cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ 4 đã xâm nhập mạnh mẽ vào mọi lĩnh vực, trong đó có lĩnh vực xây dựng. Nhiều nhà nghiên cứu đã tìm cách ứng dụng giải pháp trí tuệ nhân tạo để giải quyết các vấn đề khác nhau trong lĩnh vực xây dựng nói chung và địa kỹ thuật nói riêng. Có thể kể đến một số nghiên cứu như: Samui and Sitharam [16] sử dụng mô hình ANN, Sarat Kumar Das [11] sử dụng mô hình GP hay Shahri and Moud [6] sử dụng mô hình FNN, v.v. Nhìn chung, các nghiên cứu sử dụng mô hình học máy nói chung đã đạt được những thành công nhất định trong việc đánh giá khả năng hóa lỏng của đất. Tuy nhiên, các nghiên cứu sâu hơn cần được tiến hành để giải quyết các vấn đề về tối ưu hóa hiệu suất mô hình cũng như tính ổn định của mô hình.

Trong nghiên cứu này, tác giả đề xuất việc sử dụng mô hình véc tơ máy hỗ trợ, là một mô hình máy học có giám sát mạnh mẽ để phân loại đất theo khả năng hóa lỏng. Ngoài ra, kết quả nghiên cứu đưa ra so sánh mô hình hồi quy tuyến tính và công thức thực nghiệm để chứng minh độ chính xác vượt trội của mô hình.

## 2. CÁC THUẬT TOÁN SỬ DỤNG TRONG NGHIÊN CỨU.

### 2.1. Mô hình véc tơ máy hỗ trợ

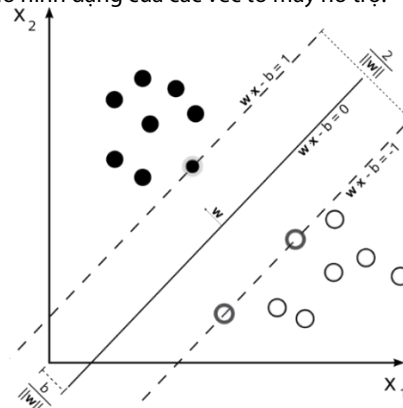
Vectơ máy hỗ trợ (SVM - Support Vector Machine) là một mô hình trí tuệ nhân tạo, thuộc nhóm các phương pháp học tập có giám sát liên quan đến nhau để phân loại và phân tích hồi quy. SVM lần đầu được giới thiệu bởi Vapnik (1995) [10]. Mô hình SVM dạng chuẩn nhận dữ liệu vào và phân loại chúng vào hai hay nhiều lớp khác nhau. Do đó SVM là một thuật toán phân loại mạnh mẽ. Một mô hình SVM là một cách biểu diễn các điểm trong không gian và lựa chọn ranh giới giữa hai thể loại sao cho khoảng cách từ các ví dụ luyện tập tới ranh giới là xa nhất có thể. Mục tiêu của thuật toán máy vectơ hỗ trợ là tìm một siêu phẳng trong không gian đa chiều phân loại rõ ràng các điểm dữ liệu. Để tách hai lớp điểm dữ liệu, có thể chọn nhiều siêu mặt phẳng. Nhưng mặt phẳng phù hợp nhất là mặt phẳng có lề tối đa (tức là khoảng cách tối đa giữa các điểm dữ liệu

của cả hai lớp). Một ví dụ về siêu phẳng trong mô hình SVM được minh họa trên Hình 1.

Công thức tổng quát của mô hình SVM có thể viết như sau:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{nsv} (\beta_i - \beta_i^*) K(x_i, x_j) + a \quad (1)$$

Trong đó,  $\beta_i, \beta_i^*$  là các hệ số Lagrangian; nsv là số lượng véc tơ máy hỗ trợ sử dụng trong mô hình;  $K(x_i, x_j)$  là kiểu nhân mô hình đặc trưng cho hình dạng của các véc tơ máy hỗ trợ.



**Hình 1.** Siêu phẳng phân chia hai lớp của mô hình SVM sử dụng nhân tuyến tính.

Trong đó, các kiểu nhân mô hình thường được sử dụng như: nhân tuyến tính, nhân phi tuyến dạng hàm sigmoid, nhân phi tuyến dạng hàm radial xuyên tâm (rbf). Các dạng hàm  $K()$  này có thể tham khảo trong tài liệu [13].

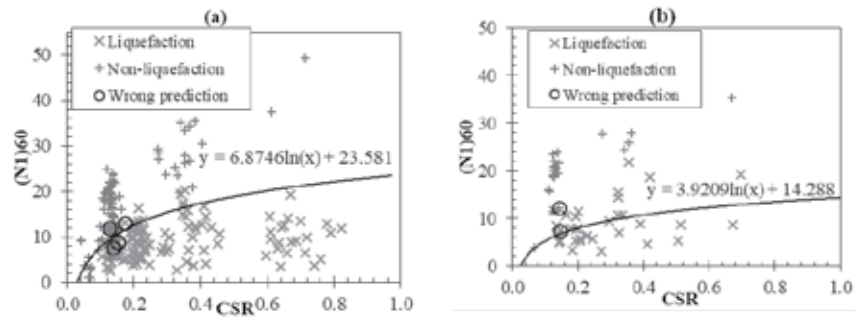
### 2.2. Dữ liệu đầu vào cho bài toán

Trong nghiên cứu này, một bộ cơ sở dữ liệu gồm 288 mẫu đất thu thập khi quan trắc trận động đất Chi Chi - Đài loan (1999) [8] được đưa vào sử dụng. Bộ cơ sở dữ liệu này gồm có 164 mẫu đất bị hóa lỏng và 124 mẫu đất không bị hóa lỏng. Tất cả các biến đầu vào quan trọng trong dự báo hóa lỏng của đất đều được tham khảo từ các công trình nghiên cứu về hóa lỏng đất [2], [17]. Cụ thể hơn, các biến đó bao gồm gia tốc nền cực đại (PGA), đường kính trung bình của hạt đất (D50), hệ số khối lượng cát (rd), tỷ lệ ứng suất tuần hoàn (CSR) và hai biến liên quan đến tỷ lệ kháng tuần hoàn (CRR) là hàm lượng cát mịn (FC) và chỉ số SPT sau hiệu chỉnh (N1)60. Biến đầu ra của mô hình là biến phân loại nhị phân, trong đó việc đất có bị hóa lỏng hay không được thể hiện bằng các giá trị: 1 - khi đất bị hóa lỏng và 0 - khi đất không bị hóa lỏng.

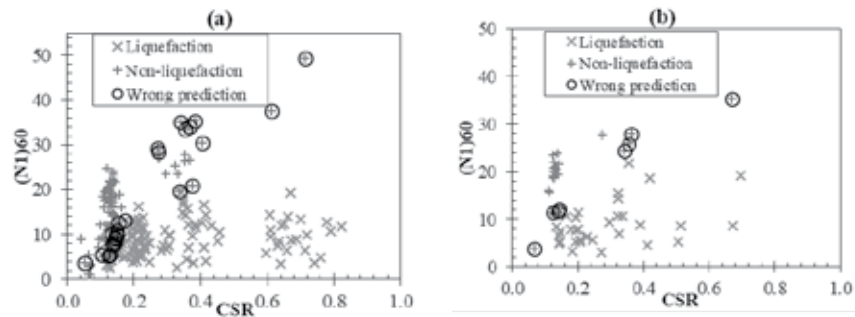
Thống kê dữ liệu được thể hiện trên Bảng 1, gồm các giá trị lớn nhất, nhỏ nhất, trung bình và độ lệch chuẩn của tất cả các biến sử dụng trong nghiên cứu.

**Bảng 1.** Thống kê dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu

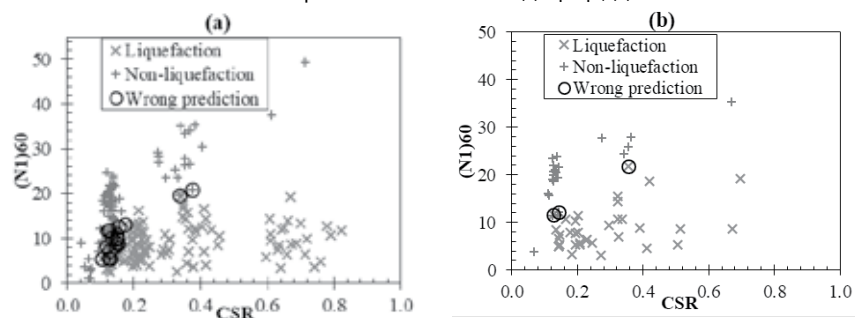
	(N1) <sub>60</sub>	FC	PGA	D50	rd	CSR	
Đơn vị	-	(%)	-	(mm)	-	-	
Số lượng mẫu	164	164	164	164	164	164	Mẫu hóa lỏng (Liquefaction)
Nhỏ nhất	4	0.71	0.02	0.11	2.39	0.12	
Trung bình	27.25	0.91	0.2	0.3	8.92	0.33	
Lớn nhất	65	0.98	2	0.82	21.87	1	
Lệch chuẩn	13.19	0.06	0.21	0.18	3.94	0.22	
Số lượng mẫu	124	124	124	124	124	124	Mẫu không hóa lỏng (Non-liquefaction)
Nhỏ nhất	6	0.7	0.01	0.04	0.93	0.06	
Trung bình	22.56	0.86	0.19	0.17	17.85	0.2	
Lớn nhất	61	0.97	1	0.72	49.29	1	
Lệch chuẩn	11.8	0.07	0.13	0.11	8.28	0.17	



Hình 2. Kết quả dự đoán của mô hình SVM với tập dữ liệu: (a)-đào tạo; (b)-kiểm tra



Hình 3. Kết quả theo Robertson and Fear: (a)-đào tạo; (b)-kiểm tra



Hình 4. Kết quả theo Boulanger và Idriss: (a)-đào tạo; (b)-kiểm tra

2.3. Chỉ tiêu hiệu suất để đánh giá độ chính xác của mô hình

Trong dạng bài toán phân loại, một số tiêu chí có thể được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình như độ chính xác Accuracy, độ chính xác Precision, và độ chính xác F1. Về tổng thể, các giá trị Accuracy, Precision, F1 càng cao thì mô hình dự đoán càng chính xác. Thông thường, các giá trị này đạt trên 0.8 đã có thể coi là tốt và lý tưởng là 1, khi đó, khả năng dự đoán của mô hình là hoàn hảo. Trong nghiên cứu này, độ chính xác Accuracy được lựa chọn làm chỉ tiêu hiệu suất chính của mô hình. Chỉ tiêu đó được thể hiện bằng công thức sau:

$$Accuracy = \frac{Nc}{TT} \tag{2}$$

Trong đó Nc - số lượng mẫu dự báo chính xác; TT - tổng số lượng mẫu dữ liệu trong nghiên cứu.

3. KẾT QUẢ TÍNH TOÁN

3.1. Mô hình véc tơ máy hỗ trợ

Trong phần này, tác giả sử dụng thư viện scikit-learn trong bộ phần mềm Anaconda, sử dụng ngôn ngữ lập trình Python để xây dựng mô hình SVM nhằm phân loại khả năng hóa lỏng của đất. Bộ dữ liệu gốc gồm 288 mẫu dữ liệu được phân chia ngẫu nhiên thành hai tập: đào tạo chiếm 80% (230 dữ liệu) và kiểm tra chiếm 20% (58 dữ liệu).

Các tham số của mô hình được lựa chọn bằng phương pháp thử và sai nhằm lựa chọn ra mô hình tốt nhất trong việc phân loại khả năng hóa lỏng đất. Kết quả tham số mô hình tốt nhất được thể hiện trong Bảng 2.

Bảng 2. Các tham số mô hình

Tham số	Ý nghĩa	Khoảng giá trị	Giá trị tốt nhất
Kernel	Kiểu nhân mô hình	Linear, Sigmoid, RBF	Sigmoid
Gamma	Hệ số khuếch đại nhân	1-100	96
C	Hệ số khái quát hóa	1-1000	658

Trên cơ sở mô hình có được, ta tiến hành việc đào tạo và kiểm tra mô hình. Kết quả phân loại khả năng hóa lỏng đất của mô hình được thể hiện Hình 2. Trong đó, hai biến quan trọng nhất trong việc dự đoán khả năng hóa lỏng của đất là CSR và (N1)60 được sử dụng để thể hiện việc phân loại trên không gian hai chiều. Kết quả dự báo thể hiện độ chính xác cao khi chỉ dự báo sai 4/230 dữ liệu của bộ đào tạo và 2/58 dữ liệu của bộ kiểm tra. Ngoài ra, các phương trình thực nghiệm được xây dựng dựa vào mô hình SVM cũng được thể hiện cho từng tập dữ liệu. Phương trình này dựa vào hai chỉ tiêu là CSR và (N1)60, cho phép phân loại nhanh khả năng hóa lỏng của đất.

3.2. So sánh kết quả mô hình SVM và một số mô hình khác

Trong phần này, kết quả phân loại khả năng hóa lỏng đất được so sánh với các công thức bán thực nghiệm của CRR by Robertson và Fear (1995) [15], Boulanger và Idriss (2016) [7].

Trong đó, công thức xác định CRR của Robertson và Fear (1995) được thể hiện như công thức (3):

$$100.CRR_{7.5} = \frac{95}{34 - (N_1)_{60}} + \frac{(N_1)_{60}}{1.3} - \frac{1}{2} \quad (3)$$

Ngoài ra, công thức xác định CRR của Boulanger and Idriss (2016) được thể hiện trên công thức (4):

$$CRR_{7.5} = \exp \left[ \frac{(N_1)_{60cs}}{14.1} + \left( \frac{(N_1)_{60cs}}{126} \right)^2 - \left( \frac{(N_1)_{60cs}}{23.6} \right)^3 + \left( \frac{(N_1)_{60cs}}{25.4} \right)^4 - 2.8 \right] \quad (4)$$

Trong đó,  $(N_1)_{60cs}$  là chỉ số SPT hiệu chỉnh với cát sạch, được tính theo công thức (5) (6):

$$(N_1)_{60cs} = (N_1)_{60} + \Delta(N_1)_{60} \quad (5)$$

$$\Delta(N_1)_{60} = \exp \left[ 1.63 + \frac{9.7}{FC + 0.01} - \left( \frac{15.7}{FC + 0.01} \right)^2 \right] \quad (6)$$

$CRR_{7.5}$  là hệ số CRR của đất, ứng với động đất cường độ 7.5 độ Richtre.

Giá trị CRR ứng với trận động đất Chi-Chi được tính theo công thức (7):

$$CRR = CRR_{7.5} \cdot MSF \quad (7)$$

Với MSF là hệ số cường độ, xác định theo công thức (8):

$$MSF = 10^{2.24} / M_w^{2.56} \quad (8)$$

$M_w$  là cường độ của trận động đất Chi-Chi,  $M_w = 7.6$

Bảng 3. Bảng so sánh các phương pháp

Tác giả	Mô hình	Bộ dữ liệu	Dự đoán sai	Độ chính xác
Robertson and Fear (1995) [13]	Công thức thực nghiệm	Đào tạo	26/230	88.70%
		Kiểm tra	8/58	86.21%
		Toàn bộ	34/288	88.19%
Boulanger and Idriss (2016) [7]	Công thức thực nghiệm	Đào tạo	18/230	92.17%
		Kiểm tra	3/58	94.83%
		Toàn bộ	21/288	92.71%
Nghiên cứu này	SVM	Đào tạo	4/230	98.26%
		Kiểm tra	2/58	96.55%
		Toàn bộ	6/288	97.92%

**Nhận xét:** Kết quả so sánh trên Bảng 3 cho thấy, các công thức thực nghiệm cho phép phân loại tốt khả năng hóa lỏng của đất khi đạt độ chính xác từ 86 đến 94%. Tuy vậy, mô hình SVM mang lại sự phân loại chính xác rất cao khi đạt 97,92% trên toàn bộ tập dữ liệu nghiên cứu. Điều đó thể hiện sự vượt trội của mô hình trí tuệ nhân tạo này trong bộ dữ liệu hóa lỏng đất của trận động đất Chi-Chi. Ngoài ra, do mô hình SVM trong nghiên cứu này áp dụng các số liệu đầu vào phổ biến theo như khuyến cáo của các mô hình thực nghiệm đã được công nhận trên thế giới, việc áp dụng mô hình này theo điều kiện Việt Nam là hoàn toàn khả thi. Ví dụ, bộ dữ liệu gồm 40 mẫu theo như tài liệu [3], [4] đã có đầy đủ các tham số tiêu chuẩn như PGA, SPT v.v. Tuy vậy, do đặc điểm của các mô hình trí tuệ nhân tạo là cần lượng dữ liệu lớn để đạt được tính tổng quát cao, số lượng mẫu thí nghiệm cần phải đạt tới hàng trăm, thậm chí hàng nghìn mẫu để mô hình có

thể học tập và đạt độ tin cậy cao nhất trong việc phân loại và đánh giá khả năng hóa lỏng của đất.

#### 4. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Bài báo đã trình bày việc ứng dụng mô hình véc tơ máy hỗ trợ (SVM), dựa trên trí tuệ nhân tạo để phân loại khả năng hóa lỏng của đất dưới tải trọng địa chấn. Nghiên cứu đã đề xuất ra mô hình SVM tốt nhất sử dụng cho việc phân loại khả năng hóa lỏng đất, sử dụng nhân Sigmoid. Ngoài ra, kết quả của nghiên cứu còn đề xuất ra các công thức hồi quy trên cơ sở mô hình SVM thu được, để tiện cho việc áp dụng nhanh trong thực hành khi xác định khả năng hóa lỏng đất. Cuối cùng, việc so sánh kết quả phân loại của mô hình SVM và hai công thức thực nghiệm phổ biến cho thấy, mô hình SVM có thể phân loại khả năng hóa lỏng của đất chính xác hơn so với các công thức thực nghiệm đó, trên bộ dữ liệu hóa lỏng đất của trận động đất Chi-Chi. Trên cơ sở kết quả tính toán, kiến nghị nên tiếp tục nghiên cứu, phát triển các mô hình trí tuệ nhân tạo, và bổ sung các số liệu đo đạc tại Việt Nam để đề xuất vào giải quyết các bài toán liên quan đến hóa lỏng đất.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Dương Hồng Thắm (2016). Đánh giá khả năng hóa lỏng cho nhà nhiều tầng tại TP.HCM và đề nghị một mô hình động học đất. *Hội Cơ học đất và Địa kỹ thuật công trình đất Việt Nam, Hà Nội, tháng 3 năm 2016*.
- Lương Thị Hằng - Trần Hồng Minh (2015). Tính toán sức chịu tải của cọc đơn có kế đến hóa lỏng của đất nền khi động đất. *Tạp chí Giao thông Vận tải (6/2015)*.
- Nguyễn Hồng Nam (2016). Nghiên cứu khả năng hóa lỏng của đề đập bằng vật liệu địa phương chịu tải trọng động đất và giải pháp ổn định công trình. Đề tài cấp nhà nước (Mã số 12592 - 2016).
- Nguyễn Hồng Nam, Nguyễn Chí Linh, và Nguyễn Sơn Mai (2016). Nghiên cứu hóa lỏng cát Mường Phăng, Điện Biên chịu tải trọng chu kỳ không thoát nước. *Tạp chí Khoa học kỹ thuật và công nghệ*, 24-27.
- Võ Phan - Nguyễn Đức Huy (2016). Đánh giá sức chịu tải của nền cát hóa lỏng dưới móng bè. *Tạp chí Khoa học Trường Đại học Mở TP.HCM - số 11 (1) 2016*.
- Abbaszadeh Shahri A. và Maghsoudi Moud F. (2020). Liquefaction potential analysis using hybrid multi-objective intelligence model. *Environ Earth Sci*, **79(19)**, 441.
- Boulanger R.W. và Idriss I.M. (2016). CPT-Based Liquefaction Triggering Procedure. *J Geotech Geoenviron Eng*, **142(2)**, 04015065.
- Hwang J.-H. và Yang C.-W. (2001). Verification of critical cyclic strength curve by Taiwan Chi-Chi earthquake data. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **21(3)**, 237-257.
- Choobbasti A.J., Vafaei A., và Kutanaei S.S. (2015). Mechanical properties of sandy soil improved with cement and nanosilica. *Open Engineering*, **1(open-issue)**.
- Chou J.-S., Yang K.-H., và Lin J.-Y. (2016). Peak shear strength of discrete fiber-reinforced soils computed by machine learning and metaensemble methods. *Journal of Computing in Civil Engineering*, **30(6)**, 04016036.
- Das S.K. và Muduli P.K. (2011). Evaluation of liquefaction potential of soil using genetic programming. *Proceedings of the golden jubilee indian geotechnical conference, Kochi, India*, 827-830.
- Galavi V., Petalas A., và Brinkgreve R.B.J. (2013). Finite element modelling of seismic liquefaction in soils. *Geotechnical Engineering Journal of the SEAGS & AGSSEA*, **44 (3)**, 2073.
- Muduli P.K., Das S.K., và Sahoo R. (2015). Prediction of uplift capacity of suction caisson in clay using extreme learning machine.
- Petalas A. và Galavi V. (2013). Plaxis Liquefaction Model UBC3DPLM. *Plaxis Report*.
- Robertson, P.K. và Fear, C.E. (1995). Liquefaction of sands and its evaluation. *In IS Tokyo '95, Proceedings of the 1st International Conference on Earthquake Geotechnical Engineering Nov Edited by K Ishihara AA Balkema, Amsterdam*.
- Samui P. và Sitharam T.G. (2011). Machine learning modelling for predicting soil liquefaction susceptibility. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, **11(1)**, 1-9.
- Seed H.B. và Idriss I.M. (1971). Simplified procedure for evaluating soil liquefaction potential. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations division*, **97(9)**, 1249-1273.