

# ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN HỒI QUY VEC TƠ HỖ TRỢ ĐỂ DỰ BÁO SÓNG CHẤN ĐỘNG NỔ Mìn TRÊN MỎ LỘ THIÊN

NGUYỄN HOÀNG

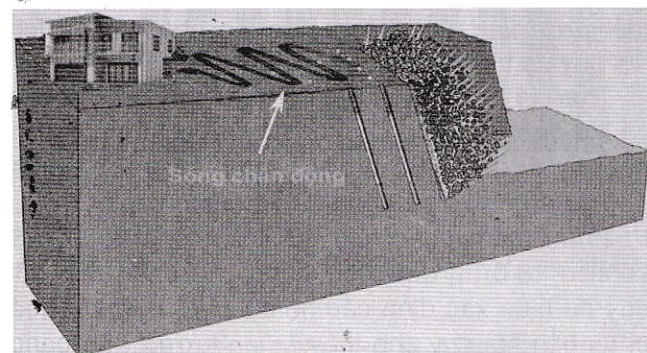
Trường Đại học Mỏ-Địa chất

Email: nguyenhoang@humg.edu.vn

## 1. Đặt vấn đề

Quá trình khai thác mỏ lộ thiên thường phải bóc đi lớp đất phủ bên trên để lộ ra thân quặng hoặc phá vỡ đất đá (làm tơi sơ bộ) cho các khâu công nghệ sau đó (xúc bốc, vận tải, đổ thải, nghiền sàng). Một trong những phương pháp mang lại hiệu quả cao nhất cho công đoạn này vẫn là nổ mìn. Tuy nhiên, các tác động nguy hiểm sinh ra do nổ mìn cũng không hề nhỏ, bao gồm sóng chấn động (PPV), sóng đập không khí, đất đá bay, bụi và khí độc [2], [3], [9], [13], [16]. Trong các tác dụng phụ đó, sóng chấn động là tác nhân gây nguy hiểm nhất [8], [12], [14]. Nó có thể làm rung động, phá vỡ cấu trúc các công trình xung quanh, gây mất ổn định tầng, bờ mỏ, ảnh hưởng tới nước ngầm,... (H.1). Do đó, việc dự báo chính xác sóng chấn động sinh ra do nổ mìn là cần thiết với các lý do sau:

- Đảm bảo rằng mức độ rung động không làm ảnh hưởng tới các công trình xung quanh;
- Giảm thiểu các tác động không mong muốn tới môi trường xung quanh;
- Tuân thủ các tiêu chuẩn, quy chuẩn về chấn động tới công trình, con người và môi trường xung quanh.



H.1. Minh họa sóng chấn động sinh ra do nổ mìn trên mỏ lộ thiên

Để kiểm soát và dự báo các tác động tiêu cực sinh ra do nổ mìn, trí thông minh nhân tạo đã được nghiên cứu và áp dụng trong dự báo sóng va đập không khí [10], dự báo chấn động nổ mìn [11, 15]. Trong bài báo này, thuật toán hồi quy vec tơ hỗ trợ (Support vector regression - SVR) được áp dụng để phát triển mô hình dự báo sóng chấn động nổ mìn tại một mỏ than lộ thiên Việt Nam sử dụng hàm hạt nhân đa thức. Một phương pháp thực nghiệm của Cục Mỏ Hoa Kỳ (United States Bureau of Mines - USBM) cũng được áp dụng để ước lượng sóng chấn động nổ mìn và so sánh với mô hình SVR trong nghiên cứu này.

## 2. Tổng quan về thuật toán hồi quy vec tơ hỗ trợ

Máy vec tơ hỗ trợ (Support vector machine - SVM) là một thuật toán học máy dựa trên nguyên tắc giảm thiểu rủi ro cấu trúc để khái quát hóa một số lượng hạn chế các mẫu tốt hơn và được đề xuất bởi Cortes, Corinna và Vladimir Vapnik [6]. SVM có thể giải quyết cả vấn đề phân loại và hồi quy. Đối với các vấn đề hồi quy, SVM được gọi là hồi quy vec tơ hỗ trợ (SVR). SVR dựa trên một tập hợp con các tập dữ liệu huấn luyện để xây dựng mô hình dự báo [4]. Mục tiêu của SVR là ước tính một hàm  $f(X)$  tron tru với độ lệch không đáng kể hơn cho tất cả các giá trị đầu ra [17]. Để dự đoán sóng chấn động sinh ra do nổ mìn, SVR có thể được thực hiện bởi các hàm hạt nhân sau:

- Hàm hạt nhân tuyến tính:

$$K(X, Y) = X^T Y \quad (1)$$

- Hàm hạt nhân đa thức:

$$K(X, Y) = (\gamma \times X^T Y + r)^d; \quad \gamma > 0; \quad d = (1, 2, \dots) \quad (2)$$

- Hàm hạt nhân chính xác xuyên tâm:

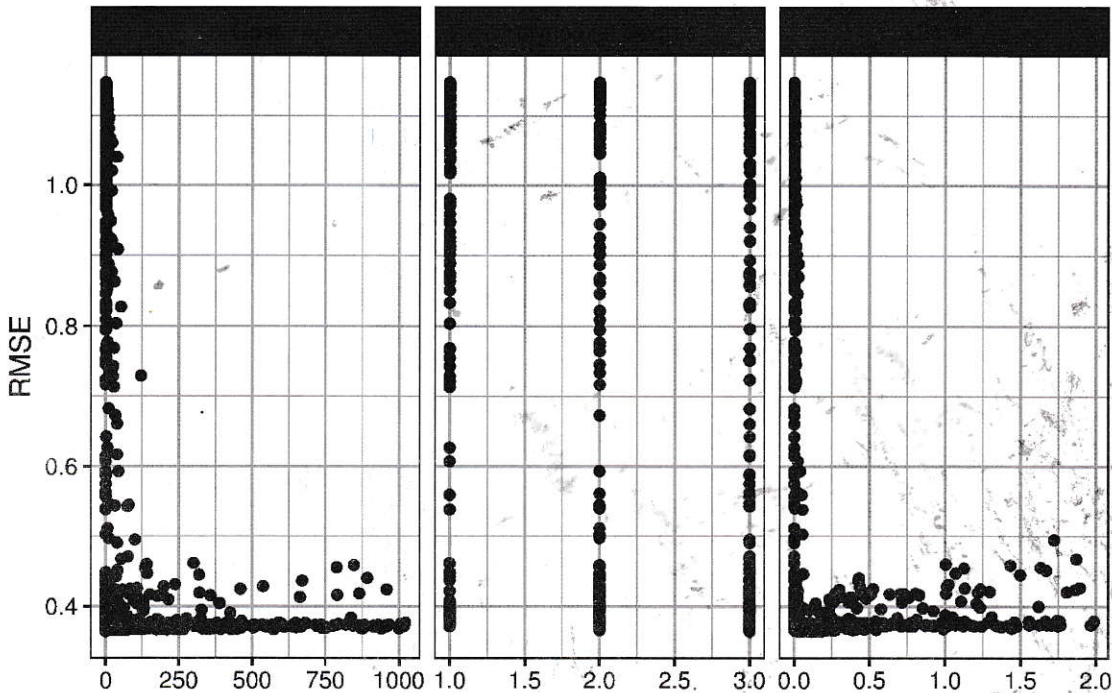
$$K(X, Y) = \exp \left[ -\frac{\|X - Y\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (3)$$

Trong đó:  $r, d, \gamma, \sigma$  - Các tham số của các hàm hạt nhân có thể được điều chỉnh để kiểm soát hiệu suất của mô hình dự báo. Ngoài các tham số của thuật toán, tham số "C" cũng là một tiêu chí đánh giá để cân bằng mô hình được sử dụng để cải thiện mức độ chính xác của mô hình [1]. Trong nghiên cứu này, thuật toán hồi quy véc tơ hỗ trợ được sử dụng với hàm hạt nhân đa thức để phát triển một mô hình dự báo sóng chấn động nổ mìn tại một mỏ than lộ thiên.

### 3. Kết quả nghiên cứu

Như đã đề cập, thuật toán hồi quy véc tơ hỗ trợ với hàm nhân đa thức được áp dụng để phát triển mô hình dự báo sóng chấn động nổ mìn trong nghiên cứu này. Ba tham số của thuật toán bao gồm degree, scale, và C (Cost) được sử dụng để

tối ưu hoá mô hình dự báo. Bộ dữ liệu huấn luyện bao gồm 157 dữ liệu được sử dụng để phát triển mô hình dự báo. Trong thực tế, rất khó để biết mô hình nào là tối ưu nhất cho dự báo chấn động nổ mìn. Do đó, một thủ tục "thử và lỗi" được thực hiện trong nghiên cứu này nhằm tìm ra mô hình tối ưu nhất. 1000 mô hình SVR được thực hiện với các giá trị của các tham số thuật toán khác nhau để dự báo chấn động nổ mìn. Sai số bình quân phương trung bình (RMSE) và hệ số tương quan ( $R^2$ ) được sử dụng để đánh giá hiệu suất của các mô hình dự báo. Hình H.2 minh họa hiệu suất của 1000 mô hình SVR cho dự báo sóng chấn động nổ mìn với các tham số khác nhau. RMSE được sử dụng để lựa chọn mô hình tối ưu với giá trị RMSE nhỏ nhất. Kết quả là mô hình SVR với degree=3, scale=0.117 và C=0.08 là tối ưu nhất trong nghiên cứu này.



H.2. Hiệu suất của mô hình SVR thông qua RMSE

Liên quan tới phương pháp thực nghiệm, kỹ thuật dự báo sóng chấn động của Cục Mỏ Hoa kỳ (USBM) do Duvall, Wilbur I và Benjamin Petkof [7] đề xuất được xem là phương pháp phổ biến nhất cho ước lượng sóng chấn động nổ mìn được sử dụng trong nghiên cứu này. Phương trình thực nghiệm của USBM được xác định như sau:

$$PPV = \lambda \cdot \left( \frac{D}{\sqrt{Q}} \right)^{\alpha} \quad (4)$$

Trong đó: Q - Khối lượng thuốc nổ lớn nhất cho mỗi đợt nổ, Kg; D - Khoảng cách đo chấn động nổ mìn, m;  $\lambda, \alpha$  - Các hệ số thực nghiệm khu vực có

thể được xác định bằng phương pháp phân tích hồi quy đa biến.

Theo (4):  $\lambda, \alpha$  là các hệ số thực nghiệm khu vực có thể được xác định bằng phương pháp phân tích hồi quy đa biến. Bộ dữ liệu huấn luyện bao gồm 157 vụ nổ được sử dụng để xác định các hệ số  $\lambda, \alpha$ . Phần mềm phân tích dữ liệu thống kê SPSS version 18.0 [5] được sử dụng cho phân tích hồi quy đa biến xác định các hệ số  $\lambda, \alpha$ . Các kết quả phân tích hồi quy cho thấy  $\lambda, \alpha$  tương ứng bằng 67,054 và 0,585 là tối ưu cho khu vực nghiên cứu. Phương trình thực nghiệm (4) được xác định như sau:

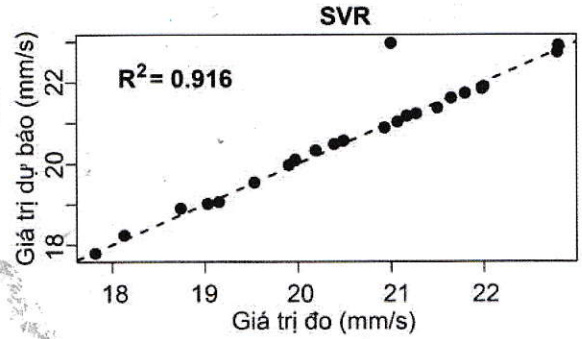
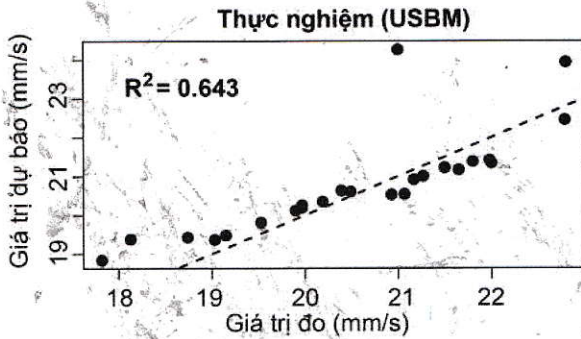
$$PPV = 67,054 \left( \frac{D}{\sqrt{Q}} \right)^{-0,585} \quad (5)$$

Sau khi có được các mô hình dự báo, bộ dữ liệu kiểm tra bao gồm 24 vụ nổ được sử dụng để đánh giá một cách khách quan hiệu quả của các mô hình dự báo (thực nghiệm và SVR). Hiệu suất của các mô hình dự báo thực nghiệm và SVR được tính toán thông qua RMSE và R<sup>2</sup> trong Bảng 1. Từ Bảng 1, có thể thấy rằng hiệu suất của mô hình SVR vượt trội hơn rất nhiều so với mô hình thực nghiệm. Trên bộ dữ liệu kiểm tra, hiệu suất

của mô hình SVR đạt RMSE=0,412 và R<sup>2</sup>=0,916. Trong khi, hiệu suất của mô hình thực nghiệm chỉ đạt RMSE=0,856 và R<sup>2</sup>=0,643 trên bộ dữ liệu kiểm tra. H.3 minh họa mức độ phù hợp của các mô hình dự báo trên bộ dữ liệu kiểm tra.

Bảng 1. Hiệu suất của mô hình thực nghiệm và SVR

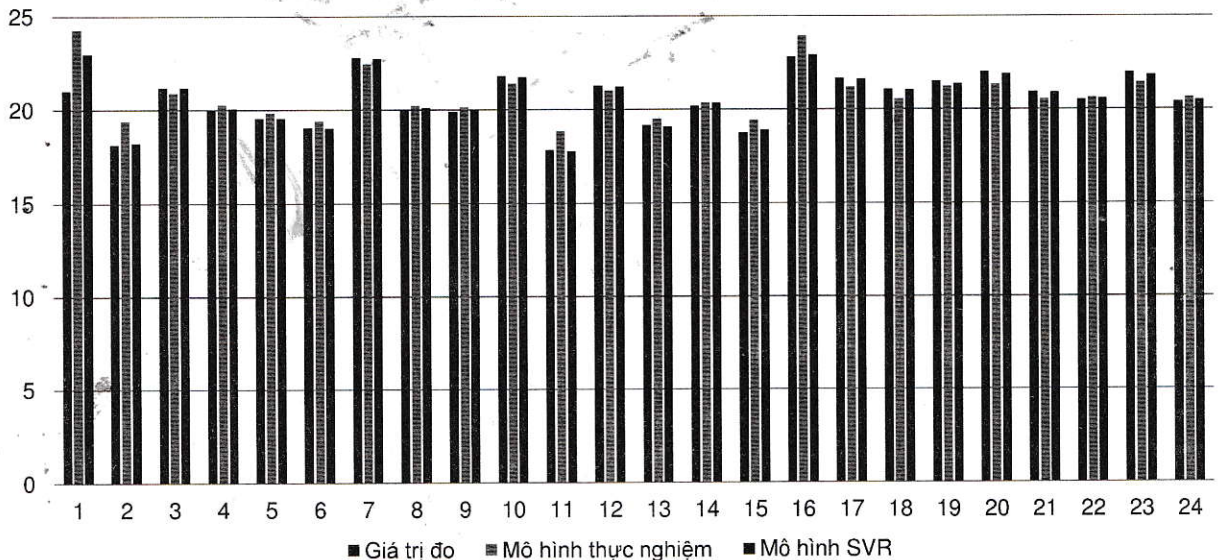
Mô hình	Huấn luyện		Kiểm tra	
	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>
Thực nghiệm	0,771	0,561	0,856	0,643
SVR	0,365	0,857	0,412	0,916



H.3. Mối quan hệ giữa giá trị thực tế và giá trị dự báo của các mô hình

Nhìn vào H.3, có thể thấy rằng mô hình SVR phù hợp hơn rất nhiều so với mô hình thực nghiệm khi các dữ liệu kiểm tra nằm rất gần đường hồi quy. Trong khi, các dữ liệu kiểm tra trên mô hình thực nghiệm rời rạc và xa đường hồi quy hơn nhiều. H.4

minh họa một so sánh mức độ chính xác của các giá trị dự báo được thực hiện bởi các mô hình với giá trị đo thực tế trên bộ dữ liệu thử nghiệm. Có thể thấy rằng, các giá trị dự báo bằng mô hình SVR cung cấp độ chính xác rất cao trong H.4.



H.4. So sánh hiệu quả dự báo của mô hình thực nghiệm và SVR

#### 4. Kết luận

Trí thông minh nhân tạo là một phương pháp tiếp cận mới và hiệu quả trong lĩnh vực khai thác mỏ lộ thiên, đặc biệt là trong dự báo sóng chấn

động nổ mìn. Việc nghiên cứu và phát triển các mô hình dự báo sử dụng trí thông minh nhân tạo với mức độ chính xác cao là cần thiết để giảm thiểu các tác động không mong muốn tới môi trường

xung quanh. Trong bài báo này, mô hình hồi quy véc tơ hỗ trợ (SVR) đã được phát triển để dự báo sóng chấn động nổ mìn tại một mỏ than lộ thiên của Việt Nam. Các kết quả nghiên cứu đã chỉ ra rằng SVR là mô hình mạnh mẽ để dự báo sóng chấn động nổ mìn trên mỏ lộ thiên với hiệu suất đạt  $RMSE=0,412$  và  $R^2=0,916$ . Nó nên được áp dụng trong thực tế để kiểm soát và dự báo chính xác sóng chấn động trước khi tiến hành các vụ nổ. □

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Ethem Alpaydin (2009), Introduction to machine learning, MIT press.
2. Maryam Amiri và các cộng sự. (2016), "A new combination of artificial neural network and K-nearest neighbors models to predict blast-induced ground vibration and air-overpressure", Engineering with Computers. 32(4), tr. 631-644.
3. Danial Jahed Armaghani, Mahdi Hasanipanah và Edy Tonnizam Mohamad (2016), "A combination of the ICA-ANN model to predict air-overpressure resulting from blasting", Engineering with Computers. 32(1), tr. 155-171.
4. Debasish Basak, Srimanta Pal và Dipak Chandra Patranabis (2007), "Support vector regression", Neural Information Processing-Letters and Reviews. 11(10), tr. 203-224.
5. Robert H Carver và Jane Gradwohl Nash (2011), Doing data analysis with SPSS: version 18.0, Cengage Learning.
6. Corinna Cortes và Vladimir Vapnik (1995), "Support vector machine", Machine learning. 20(3), tr. 273-297.
7. Wilbur I Duvall và Benjamin Petkof (1958), Spherical propagation of explosion-generated strain pulses in rock, Bureau of Mines.
8. Wilbur Irving Duvall và David E Fogelson (1962), Review of criteria for estimating damage to residences from blasting vibrations, US Department of the Interior, Bureau of Mines.
9. Mahdi Hasanipanah và các cộng sự. (2015), "Feasibility of indirect determination of blast induced ground vibration based on support vector machine", Measurement. 75, tr. 289-297.
10. Nguyễn Hoàng, Bùi Xuân Nam và Trần Quang Hiếu (2017), "Ứng dụng thuật toán rừng ngẫu nhiên để dự báo sóng va đập không khí sinh ra do nổ mìn trên mỏ than Đèo Nai, Quảng Ninh", Tạp chí Công nghiệp Mỏ. số 5/2017, tr. 47-53.
11. Nguyễn Hoàng và các cộng sự. (2018), "So sánh hiệu quả giữa thuật toán hồi quy tuyến tính và hồi quy phi tuyến tính trong dự báo sóng chấn động nổ mìn trên mỏ than Núi Béo - Quảng Ninh", Tạp chí Công nghiệp Mỏ. số 02/2018, tr. 78-84.

12. Ali Kahrman (2004), "Analysis of parameters of ground vibration produced from bench blasting at a limestone quarry", Soil Dynamics and Earthquake Engineering. 24(11), tr. 887-892.

13. Manoj Khandelwal và TN Singh (2005), "Prediction of blast induced air overpressure in opencast mine", Noise & Vibration Worldwide. 36(2), tr. 7-16.

14. United States. Bureau of Mines và DE Siskind (1980), Structure response and damage produced by ground vibration from surface mine blasting, US Department of the Interior, Bureau of Mines New York.

15. Bùi Xuân Nam và Nguyễn Hoàng (2018), "Đánh giá khả năng sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự báo sóng chấn động nổ mìn cho mỏ lộ thiên", Tạp chí Công nghiệp Mỏ số 01/2018, tr. 60-66.

16. Ratnesh Trivedi, TN Singh và Neel Gupta (2015), "Prediction of blast-induced flyrock in opencast mines using ANN and ANFIS", Geotechnical and Geological Engineering. 33(4), tr. 875-891.

17. Shu Xu và các cộng sự. (2018), "An improved variable selection method for support vector regression in nir spectral modeling", Journal of Process Control. 67, tr. 83-93.

**Ngày nhận bài:** 18/04/2018

**Ngày gửi phản biện:** 12/07/2018

**Ngày nhận phản biện:** 21/10/2018

**Ngày chấp nhận đăng bài:** 10/11/2018

**Từ khóa:** chấn động nổ mìn; hồi quy véc tơ hỗ trợ; trí thông minh nhân tạo; mô hình dự báo; mỏ lộ thiên

### SUMMARY

In this study, a support vector regression (SVR) with poly kernel function was developed to predict blast-induced ground vibration in an open-pit coal mine, Vietnam. The United States Bureau of Mines (USBM) empirical technique was also applied to estimate ground vibration and compared to SVR. The results indicated that SVR is the robust model with an RMSE of 0.412 and  $R^2$  of 0.916. Whereas, the USBM empirical model only reached an RMSE of 0.856 and  $R^2$  of 0.643. Hence, SVR should be applied in practical engineering for predicting and controlling blast-induced ground vibration to reduce the impacts of it on the surrounding environment.