



TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP QUẢNG NINH

TUYÊN TẬP BÁO CÁO HỘI NGHỊ
KHOA HỌC LẦN THỨ 9

KHOA HỌC CÔNG NGHỆ

VÀ XU HƯỚNG ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ SỐ VÀO SỰ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG TRONG THỜI ĐẠI HIỆN NAY



NHÀ XUẤT BẢN CÔNG THƯƠNG



KHOA HỌC CÔNG NGHỆ VÀ XU HƯỚNG ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ SỐ VÀO SỰ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG TRONG THỜI ĐẠI HIỆN NAY



TUYÊN TẬP BÁO CÁO HỘI NGHỊ
KHOA HỌC LẦN THỨ 9

KHOA HỌC CÔNG NGHỆ

VÀ XU HƯỚNG ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ SỐ VÀO SỰ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG TRONG THỜI ĐẠI HIỆN NAY

ISBN: 978-632-530-647-7



SÁCH KHÔNG BÁN

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP QUẢNG NINH



TUYỂN TẬP BÁO CÁO HỘI NGHỊ KHOA HỌC LẦN THỨ 9

KHOA HỌC CÔNG NGHỆ

**VÀ XU HƯỚNG ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ SỐ VÀO SỰ
PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG TRONG THỜI ĐẠI HIỆN NAY**



NHÀ XUẤT BẢN CÔNG THƯƠNG

Hà Nội - 2026



Tên bài báo	Tác giả	Trang
	Bùi Thanh Nhu Nguyễn Quang Hưng	
Nghiên cứu xây dựng và lắp đặt mô hình hệ thống điều hoà không khí trên ô tô phục vụ học tập tại xưởng cơ khí ô tô - QUI	Lê Quý Chiến Nguyễn Quang Hưng Nguyễn Thu Hương Nguyễn Mạnh Hùng	229
PHẦN 3: KỸ THUẬT MỎ - TRẮC ĐỊA - ĐỊA CHẤT - TUYỂN KHOÁNG		
Đất hiếm Việt Nam: Từ tiềm năng chiến lược đến thách thức phát triển bền vững	Nguyễn Văn Đức Phạm Thu Hiền Vũ Thị Thái Nguyễn Tô Hoài	243
Xác định chế độ tuyển nổi nghịch với axit H ₃ PO ₄ để phân tách apatit và dolomit trong quặng apatit loại II – Lào Cai	Trần Thị Duyên Bùi Kim Dung	252
Xây dựng tác nhân AI dựa trên Học tăng cường sâu để tối ưu hóa thiết kế nổ mìn mỏ lộ thiên	Vũ Đình Trọng Trần Đình Bảo	261
Vai trò của công tác quản lý đối với phòng ngừa tai nạn lao động tại các mỏ than hầm lò Quảng Ninh	Phạm Đức Thang Khương Phúc Lợi Trần Văn Duyệt	275
Đề xuất kết cấu chống phù hợp cho đường lò 14.4 mỏ than Khe Chàm	Vũ Ngọc Thuần Ngô Doãn Hào	287
Ứng dụng công nghệ UAV và LiDAR trong thành lập bản đồ địa hình tỉ lệ lớn phục vụ quản lý, khai thác mỏ đá vôi	Trần Xuân Thủy Lê Thị Thanh Hoa	300
Phân tích cơ chế mất ổn định đường lò trong điều kiện khai thác sâu tại khu Lộ Trí - Công ty Than Thống Nhất và đề xuất giải pháp chống giữ tối ưu	Tạ Văn Kiên Nguyễn Thiên Cường	311
Giải pháp tăng cường khả năng phối hợp làm việc giữa neo và neo cáp nhằm ngăn ngừa hiện tượng sập đổ đường lò dọc vỉa	Vũ Đức Quyết Lê Đức Danh	323
Chiến lược đổi mới công nghệ khai thác không trụ bảo vệ: Giải pháp tối ưu hóa tài nguyên và nâng cao hiệu quả kinh tế cho ngành than hầm lò Việt Nam	Nguyễn Ngọc Minh Nguyễn Mạnh Tường Đông Xuân Lộc Nguyễn Duy Hùng	334

Xây dựng tác nhân AI dựa trên Học tăng cường sâu để tối ưu hóa thiết kế nổ mìn mở lộ thiên

Vũ Đình Trọng^{1,*}, Trần Đình Bảo²

¹Trường ĐHCN Quảng Ninh

²ĐH Mở Địa Chất Hà Nội

*Email: trongvu@qui.edu.vn; Mobile: 0869437970

Tóm tắt: Công tác nổ mìn có tác động lớn đến hiệu quả và chi phí của các hoạt động khai thác phía sau. Tuy nhiên, các mô hình thực nghiệm và phương pháp học máy thụ động hiện nay thường khó thích ứng với sự bất định địa chất hoặc chưa cân bằng được các mục tiêu chi phí đối nghịch. Nghiên cứu này giới thiệu một quy trình tối ưu hóa thiết kế nổ mìn tự động dựa trên Học tăng cường sâu (DRL). Chúng tôi phát triển tác nhân mạng học sâu (DDQN), dựa trên quy trình quyết định Markov (MDP), để thay thế các tính toán tĩnh bằng quy trình học tập chủ động và liên tục. Quy trình này được tích hợp với mô hình đại diện Rừng ngẫu nhiên (RF) làm hàm chuyển trạng thái, giúp nắm bắt sự bất định của môi trường và cung cấp tín hiệu ổn định cho quá trình huấn luyện. Thông qua hàm phần thưởng đa mục tiêu, tác nhân DDQN tối đa hóa chi phí nổ mìn bằng cách cân bằng mục tiêu mức độ đập vỡ đất đá với chi phí thuốc nổ và khoan. Kết quả thực nghiệm trên 1,437 vụ nổ tại mỏ lộ thiên Núi Pháo cho thấy tác nhân đạt tỷ lệ thành công về độ vỡ lên tới 98,9%, vượt xa mức 61,9% của các thiết kế thủ công truyền thống. Đặc biệt, tác nhân đã chủ động điều chỉnh các thông số khoan nổ mìn và giảm tiêu thụ thuốc nổ trung bình từ 0,79 kg/m³ xuống 0,45 kg/m³ mà vẫn đảm bảo chất lượng đá vỡ tối ưu. Nghiên cứu này khẳng định hướng đi mới trong việc ứng dụng tác nhân AI để nâng cao hiệu suất và giảm chi phí vận hành cho ngành khai thác mỏ.

Từ khóa: Học tăng cường sâu; Tối ưu hóa thiết kế nổ mìn; Mức độ đập vỡ đất đá; Khoan và nổ mìn; Khai thác mỏ lộ thiên.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Công tác nổ mìn đóng vai trò là mắt xích thiết yếu và quan trọng nhất trong quy trình khai thác mỏ lộ thiên, có ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất của các quy trình sản xuất phía sau như xúc bốc, vận tải và nghiền sàng. Trong ngành công nghiệp khai thác, hoạt động phá vỡ đất đá chiếm từ 30% đến 60% tổng năng lượng tiêu thụ của toàn bộ mỏ [1]. Do đó, việc tối ưu hóa thiết kế nổ mìn không chỉ là yêu cầu kỹ thuật mà còn là sự cần thiết cấp bách về mặt kinh tế và vận hành. Chất lượng đập vỡ đất đá, thường được đánh giá thông qua chỉ số kích thước lọt sàng 80% (D_{80}), có mối tương quan trực tiếp với năng suất của các thiết bị và hiệu quả kinh tế tổng thể của dự án khai thác. Một giá trị D_{80} thấp và đồng nhất giúp nâng cao năng suất thiết bị khai thác. Ngược lại, sự xuất hiện của đá quá cỡ sẽ đòi hỏi nổ mìn lần hai, làm tăng tiêu hao năng lượng tại máy nghiền và giảm đáng kể hiệu suất của khâu xúc bốc. Vì vậy, việc dự báo chính xác và kiểm soát độ vỡ đá trở thành mục tiêu hàng đầu trong quản lý khai thác hiện đại.

Mặc dù các công thức và mô hình thực nghiệm như Kuznetsov [2] hoặc Kuz-Ram [3] đã được áp dụng rộng rãi trong thiết kế nổ mìn, chúng thường dựa trên các giả định đơn giản hóa và số lượng biến độc lập hạn chế. Điều này dẫn đến những sai số đáng kể và thiếu tính chính xác khi đối mặt với các điều kiện thực tế phức tạp. Sự chuyển dịch sang các mô hình máy học (ML) thụ động như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) đã cải thiện đáng kể khả năng dự

báo mức độ đập vỡ đất đá so với các công thức thông kê. Tuy nhiên, các mô hình này vẫn bộc lộ hạn chế lớn là chỉ dừng lại ở mức dự báo xác suất thất bại ($D_{80} > D_{\text{giới hạn}}$) mà không đưa ra được các chỉ dẫn điều chỉnh thiết kế cụ thể. Hệ quả là quyết định cuối cùng vẫn phụ thuộc vào sự đánh giá chủ quan và thiếu nhất quán của con người.

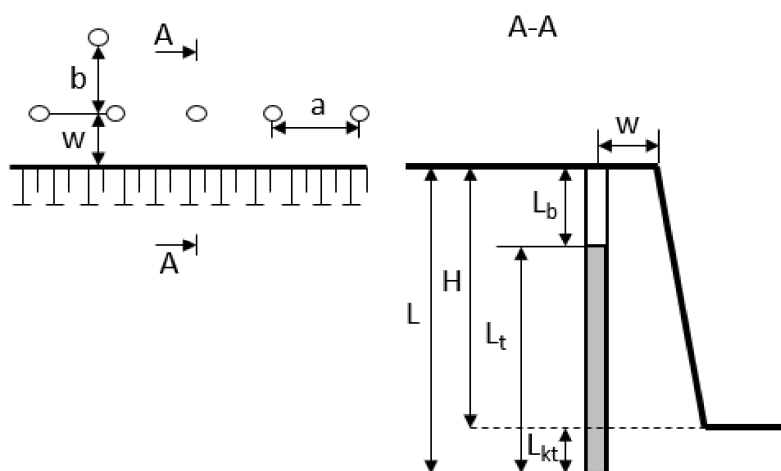
Bên cạnh đó, các thuật toán tối ưu hóa truyền thống như giải thuật di truyền (GA) [4] hay tối ưu hóa bầy đàn (PSO) [5] cũng bộc lộ nhiều nhược điểm trong môi trường khai thác thực tế. Những phương pháp này thường đòi hỏi chi phí tính toán lớn, gây khó khăn cho việc ứng dụng trong các kịch bản thời gian thực. Hiệu quả của GA và PSO phụ thuộc nặng nề vào việc tinh chỉnh siêu tham số, khiến kết quả trở nên khó dự đoán nếu không được cấu hình hoàn hảo. Quan trọng nhất, các thuật toán này thiếu khả năng tổng quát hóa và cơ chế học tập liên tục, dẫn đến việc lặp lại các sai lầm cũ trong cùng một điều kiện địa chất. Đa số các phương pháp tiếp cận hiện nay vẫn bỏ qua sự không chắc chắn của các yếu tố địa chất, vốn biến động rất mạnh ngay trong cùng một vị trí bãi nổ, dẫn đến việc áp dụng các thông số thiết kế cố định thiếu linh hoạt.

Để giải quyết những thách thức nêu trên, nghiên cứu này đề xuất một quy trình tối ưu hóa thiết kế nổ mìn mới dựa trên Học tăng cường sâu (Deep Reinforcement Learning - DRL), cụ thể là sử dụng thuật toán mạng Q sâu kép (Double Deep Q-Network - DDQN). Hướng tiếp cận này chuyển đổi hoàn toàn quy trình thiết kế nổ mìn từ các dự báo tĩnh và thụ động sang một quá trình học tập chủ động, liên tục, có khả năng cập nhật linh hoạt dựa trên dữ liệu lịch sử và các điều kiện địa chất thay đổi.

Được mô hình hóa dưới dạng Quy trình quyết định Markov (Markov Decision Process - MDP), tác nhân DDQN đóng vai trò như một trợ lý AI tự chủ, được huấn luyện để tối đa hóa lợi nhuận kinh tế trong khi vẫn đảm bảo nghiêm ngặt các yêu cầu kỹ thuật về mức độ đập vỡ đất đá. Giải pháp này tích hợp mô hình đại diện Rừng ngẫu nhiên (Random Forest - RF) nhằm nắm bắt những bất định vốn có của môi trường khai thác, cung cấp cho tác nhân tín hiệu phản hồi ổn định về xác suất thành công của mức độ đập vỡ. Thông qua hàm phần thưởng đa mục tiêu xem xét đồng thời chi phí thuốc nổ và chi phí khoan, tác nhân có thể tự khám phá và thực thi các chiến lược thiết kế tối ưu, cân bằng giữa hiệu quả kinh tế và độ tin cậy vận hành. Tính thực tiễn của khung giải pháp được kiểm chứng thông qua bộ dữ liệu gồm 1,437 vụ nổ nổ mìn thực tế tại mỏ lộ thiên Núi Pháo, tỉnh Thái Nguyên, Việt Nam.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Định nghĩa bài toán



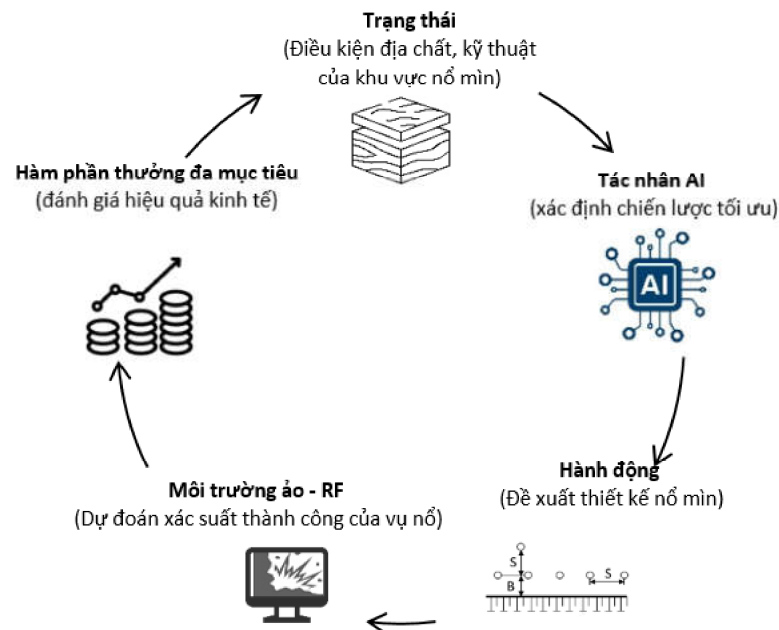
Hình 1. Các thông số thiết kế nổ mìn đặc trưng

Trong thực tế khai thác mỏ, sự thất bại của công tác nổ mìn thường biểu hiện qua sự xuất hiện của các khối đá quá kích cỡ, gây ảnh hưởng tiêu cực đến hiệu suất của các công đoạn phía sau. Nghiên cứu này phân loại kết quả của mỗi đợt nổ thành hai trạng thái nhị phân: thành công khi $D_{80} \leq D_{giới hạn}$ và thất bại trong các trường hợp còn lại, với $D_{giới hạn}$ là ngưỡng kích thước độ đập vỡ tối đa cho phép. Ở đây, giá trị $D_{giới hạn}$ đóng vai trò là ranh giới phân định giữa một vụ nổ có hiệu quả và một vụ nổ thất bại, gây tổn kém chi phí cho doanh nghiệp.

Các thông số hình học (Hình 1) của thiết kế nổ mìn được sử dụng trong nghiên cứu này bao gồm: đường kháng (W , m), khoảng cách lỗ mìn trong hàng (a , m), khoảng cách hàng lỗ mìn (b , m), số lượng lỗ mìn (N), thể tích đất đá nổ mìn (V , m³), chiều cao tầng (H , m), chiều sâu lỗ khoan (L , m), chiều dài cột thuốc (L_t , m), đường kính lỗ mìn (D , m), chiều sâu khoan thêm (L_{kt} , m) và chiều dài bua (L_b , m). Ngoài ra, các yếu tố phi hình học như loại thuốc nổ (E), độ cứng của đá (RH), phân loại đất đá (RT) và chỉ tiêu thuốc nổ (q , kg/m³) cũng được đưa vào hệ thống để phân tích. Trong nghiên cứu này, chúng tôi cũng đưa thêm vào các thông số để đánh giá mức độ hiệu quả của thiết kế mạng lưới lỗ mìn như: H/W và S/B . Đồng thời sử dụng thông số cường độ khoan (I_k , m/m³), đại diện cho tổng chiều dài khoan cần thiết để phá vỡ một đơn vị thể tích đất đá (Công thức 1). Đối với các đợt nổ đạt yêu cầu về độ vỡ, chỉ số I_k càng thấp càng thể hiện hiệu quả sử dụng thiết bị và năng lượng tối ưu hơn.

$$I_k = \frac{H + L_{kt}}{W \times a \times H} \quad (1)$$

2.2. Quy trình tối ưu hóa



Hình 2. Quy trình tối ưu hóa thiết kế nổ mìn với tác nhân AI.

Mục tiêu chính của nghiên cứu này là tạo ra các thiết kế nổ mìn nhằm tối thiểu hóa tổng chi phí trong khi vẫn tuân thủ nghiêm ngặt các yêu cầu kỹ thuật về mức độ đập vỡ đất đá. Hình 2 thể hiện quy trình tối ưu hóa thiết kế nổ mìn với tác nhân AI trong nghiên cứu này. Khác với các phương pháp tiếp cận truyền thống thường coi tối ưu hóa là việc tìm kiếm một điểm tối ưu tĩnh, chúng tôi chuyển hướng sang việc học một chính sách (policy) được cập nhật liên tục từ dữ liệu nổ mìn lịch sử. Quá trình ra quyết định tuần tự này được mô hình hóa dưới dạng Quá trình quyết định Markov (MDP), bao gồm một không gian trạng thái $\mathcal{S}$, một

không gian hành động $\mathcal{A}$, một hàm chuyển trạng thái $\mathcal{P}$ và một giá trị phần thưởng vô hướng R .

Trong khuôn khổ này, tác nhân AI đóng vai trò là thực thể ra quyết định, tương tác với môi trường thông qua một vòng lặp liên tục của việc cảm nhận, hành động và học hỏi. Tại mỗi bước thời gian rời rạc t , tác nhân sẽ quan sát trạng thái môi trường $s_t \in \mathcal{S}$ và thực hiện một hành động thiết kế $a_t \in \mathcal{A}$ dựa trên chiến lược hiện tại của mình. Môi trường sau đó sẽ phản hồi bằng cách cung cấp một giá trị phần thưởng r_{t+1} và chuyển sang một trạng thái mới s_{t+1} .

Hàm chuyển trạng thái $\mathcal{P}$ kiểm soát cách thức môi trường thay đổi, được xác định bởi xác suất có điều kiện, $\mathcal{P}(s', r | s, a)$, khi tác nhân thực hiện hành động a từ trạng thái s để chuyển sang trạng thái mới s' . Một đặc tính cốt lõi của mô hình này là tính chất Markov, khẳng định rằng trạng thái mới chỉ phụ thuộc vào trạng thái và hành động hiện tại, mà không phụ thuộc vào toàn bộ lịch sử của các trạng thái trước đó. Mục tiêu cuối cùng của học tăng cường (RL) là tìm ra chính sách tối ưu (π^*) giúp mang lại phần thưởng tích lũy kỳ vọng lớn nhất trong dài hạn.

2.2.1 Trạng thái

Trạng thái của môi trường mỏ mìn ($\mathcal{S}$) là cơ sở để tác nhân AI nhận diện và đưa ra các quyết định thiết kế, dựa trên các tham số địa chất, hình học và kỹ thuật không thể kiểm soát tại bãi nổ. Trạng thái $s_t \in \mathcal{S}$ được biểu diễn dưới dạng một vector tổng hợp các đặc trưng sau:

$$s_t = [\mathcal{V}_{\text{địa chất}}, \mathcal{X}_{\text{hình học}}, \mathcal{R}_{\text{kỹ thuật}}] \quad (2)$$

Trong đó, $\mathcal{V}_{\text{địa chất}}$ mô tả các đặc trưng địa chất bao gồm độ cứng và loại đất đá. $\mathcal{X}_{\text{hình học}}$ là các đặc trưng hình học của bãi nổ, như chiều cao tầng hoặc thể tích đất đá nổ mìn. $\mathcal{R}_{\text{kỹ thuật}}$ là các đặc trưng kỹ thuật của bãi nổ, bao gồm các tỷ lệ H/W và a/W hiện tại nhằm phân ánh bối cảnh cơ học đá, giúp tác nhân tìm kiếm các giá trị W và a tối ưu hơn.

2.2.2 Hành động

Không gian hành động ($\mathcal{A}$) đại diện cho tập hợp các thông số thiết kế nổ mìn có thể kiểm soát được mà tác nhân AI sử dụng để phản ứng với các trạng thái địa chất không thể kiểm soát. Vector hành động $a_t \in \mathcal{A}$ được cấu trúc bao gồm các biến số kỹ thuật như sau:

$$a_t = [W, a, q, E, L_{\text{búa}}, L_{\text{kt}}] \quad (3)$$

Trong đó, các biến liên tục sẽ được chia thành các khoảng rời rạc, nhằm thu hẹp phạm vi tìm kiếm của AI vào các phương án có ý nghĩa kỹ thuật, giúp mạng thần kinh hội tụ nhanh hơn và quan trọng nhất là các thiết kế đưa ra có thể áp dụng ngay lập tức vào vận hành tại mỏ.

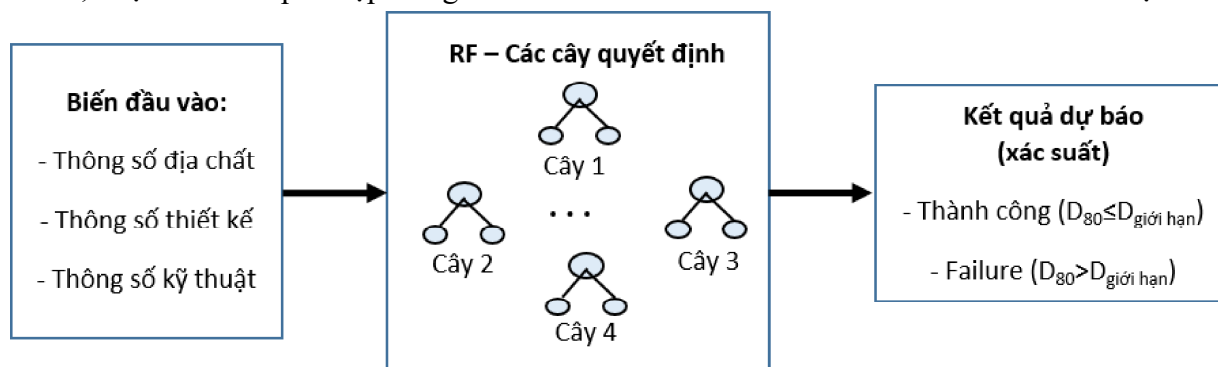
2.2.3 Môi trường ảo thay thế Random Forest (RF)

Trong môi trường nổ mìn phức tạp, các hàm chuyển trạng thái rất khó xác định bằng một phương trình duy nhất, $\mathcal{P}(s', r | s, a)$, do sự bất định cao của địa chất. Do đó, nghiên cứu này thay thế hàm chuyển trạng thái bằng một mô hình đại diện dựa trên thuật toán Random Forest (RF) đóng vai trò là mô hình mẫu:

$$\mathcal{P}(s', r | s, a) \equiv f_{\text{RF}} \quad (4)$$

Việc lựa chọn RF thay vì mạng nơ-ron là do khả năng tránh việc học thuộc lòng (overfitting) trên các bộ dữ liệu quy mô nhỏ, chi phí tính toán thấp và tính diễn giải cao thông qua phân tích tầm quan trọng của các đặc trưng. Mô hình RF hoạt động như một hệ thống quyết định tập hợp, chuyển đổi các dữ liệu đầu vào (địa chất, thông số thiết kế, kỹ thuật) thành kết quả đập vỡ nhị phân (thành công hoặc thất bại). Bằng cách trung bình hóa kết quả từ hàng trăm cây quyết định, RF cung cấp một ngưỡng tin cậy hay xác suất nổ mìn thành công

(Hình 3). Điều này cung cấp cho tác nhân AI một tín hiệu ổn định thay vì các nhiễu ngẫu nhiên, buộc tác nhân phải tập trung vào các biến số có thể kiểm soát để đưa ra thiết kế thực tế.



Hình 3. Cấu trúc của mô hình RF dự báo kết quả đập vỡ

Hiệu suất của mô hình được đánh giá thông qua ma trận nhầm lẫn với bốn thông số cơ bản: Dương tính thật (TP), Âm tính thật (TN), Dương tính giả (FP), và Âm tính giả (FN). Từ đó, các chỉ số sau được tính toán:

- Độ chính xác (Accuracy): Tỷ lệ dự báo đúng trên tổng số mẫu. Tuy nhiên, trong dữ liệu nổ mìn thường bị mất cân bằng (tỷ lệ thành công cao hơn thất bại), chỉ số này có thể không phản ánh đúng khả năng nhận diện các đợt nổ hỏng. Tỷ lệ này được tính toán theo công thức số 5 dưới đây:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

- Độ chính xác dự báo (Precision): Tỷ lệ các đợt nổ được dự báo thành công thực tế là thành công. Công thức 6 được dùng để tính toán độ chính xác này:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

- Độ nhạy (Recall): Tỷ lệ các đợt nổ thành công thực tế được mô hình nhận diện đúng được tính toán như sau:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

- F1-score: Đây là tiêu chí chính được lựa chọn để giải quyết sự xung đột giữa Precision và Recall. Chỉ số này buộc mô hình và tác nhân RL phải tìm điểm cân bằng, tối ưu hóa hiệu quả sử dụng thuốc nổ mà không làm giảm độ tin cậy kỹ thuật của kết quả độ vỡ.

$$F1\ score = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN} \quad (8)$$

Trong điều kiện dữ liệu mất cân bằng, mô hình RF có thể đạt được điểm F1 cao chỉ dựa trên tỷ lệ phổ biến của các lớp dữ liệu (p). Do đó, chỉ số F1 của mô hình phải vượt qua ngưỡng cơ sở ngẫu nhiên ($F1\ score_{\text{ngẫu nhiên}}$) để đảm bảo tín hiệu cung cấp cho tác nhân AI là thực sự hữu ích:

$$F1\ scores_{\text{random}} = \frac{2p}{1+p} \quad (9)$$

Để đảm bảo tín hiệu từ mô hình RF giúp tác nhân RL hội tụ về chính sách tối ưu bất

kể nhiều môi trường, chỉ số Youden (J) [6] phải có giá trị dương ($J > 0$) :

$$J = TPR - FPR \quad (10)$$

Trong đó, TPR là tỷ lệ dương tính thật (Recall) và FPR là tỷ lệ dương tính giả.

Tính nhất quán về mặt vật lý cũng là tiêu chí quan trọng để đảm bảo AI học được một chiến lược có ý nghĩa cơ học đá thay vì các thiết kế phi thực tế. Ví dụ, mô hình phải thể hiện được logic: khi tăng chỉ số tiêu hao thuốc nổ (p), xác suất thành công về độ vỡ phải tăng lên (cho đến khi đạt ngưỡng bão hòa). Việc xác thực này giúp tác nhân AI ở trong vùng tin cậy và tránh các khu vực có nguy cơ tạo ra đá quá cỡ.

2.2.4 Hàm phần thưởng đa mục tiêu

Hàm phần thưởng được thiết kế nhằm điều hướng tác nhân AI đạt được sự cân bằng giữa yêu cầu kỹ thuật và hiệu quả kinh tế. Cấu trúc của hàm phần thưởng (công thức 11) giúp tác nhân thực hiện đồng thời ba mục tiêu cốt lõi: (i) đảm bảo độ vỡ đã đạt yêu cầu, (ii) giảm thiểu tiêu hao thuốc nổ và (iii) tối ưu hóa chi phí khoan thông qua việc giảm cường độ khoan trên một đơn vị thể tích.

$$R = \begin{cases} R_{thành công} - (c_q \cdot q) - (c_k \cdot I_k) & \text{ khi } P(D_{80} \leq D_{giới hạn}) \geq \theta \\ -R_{thất bại} & \text{ khi } P(D_{80} \leq D_{giới hạn}) < \theta \end{cases} \quad (11)$$

Trong đó, θ là độ tin cậy của dự đoán với mô hình RF. Trong trường hợp thất bại, $P(D_{80} > D_{giới hạn}) < \theta$, tác nhân bị xử phạt bằng một giá trị âm lớn ($R_{thất bại}$). Hình phạt này đóng vai trò ngăn chặn tác nhân đưa ra các thiết kế có nguy cơ tạo ra đá quá kích cỡ. Ngược lại, tác nhân nhận được một phần thưởng cơ bản dương ($R_{thành công}$) cho việc đáp ứng tiêu chuẩn đập vỡ, nhưng đồng thời phải chịu hai hình phạt kinh tế đi kèm:

+ Hình phạt do sử dụng quá nhiều thuốc nổ ($c_q \cdot q$), buộc tác nhân phải giảm chỉ số tiêu hao thuốc nổ mà không làm ảnh hưởng đến chất lượng đập vỡ, với c_q là hệ số phạt do tiêu hao thuốc nổ.

+ Hình phạt do gia tăng cường độ khoan ($c_k \cdot I_k$), khấu trừ dựa trên cường độ khoan thực tế. Trong đó, c_k là hệ số phạt do gia tăng cường độ khoan. Đặc biệt, trọng số khoan (c_k) được thiết lập linh hoạt theo độ cứng của đá thay vì là một hằng số cố định.

2.2.4 Trợ lý AI – mạng học sâu DDQN

Thuật toán Học tăng cường được lựa chọn để tối ưu hóa chính sách thiết kế nổ mìn là mạng học sâu Q-Learning - DQN). Tác nhân AI hoạt động bằng cách sử dụng một mạng thần kinh nhân tạo để xấp xỉ hàm giá trị hành động $Q(s, a)$, đại diện cho lợi nhuận tích lũy kỳ vọng mà tác nhân sẽ nhận được khi thực hiện một thiết kế nổ mìn cụ thể a trong một trạng thái địa chất s nhất định. Cơ chế ra quyết định của tác nhân dựa trên phương trình Bellman. Phương trình này dự báo giá trị của một thiết kế nổ mìn bằng tổng của phần thưởng vận hành tức thời r và giá trị phần thưởng tối đa trong tương lai đã được chiết khấu γ . Hệ số chiết khấu ($0 < \gamma < 1$) cho phép tác nhân cân nhắc tác động của các lựa chọn thiết kế hiện tại đối với hiệu quả đập vỡ dài hạn.

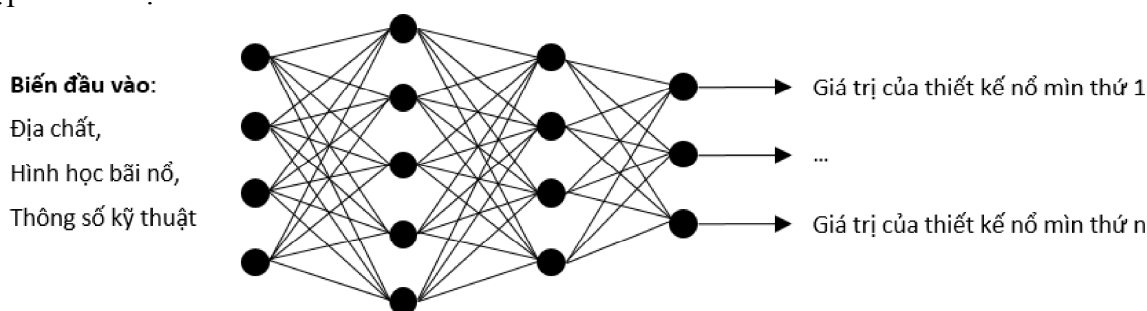
Để khắc phục nhược điểm của DQN truyền thống thường đánh giá quá cao hiệu quả của một số thiết kế, nghiên cứu này áp dụng cải tiến học sâu kép (Double Deep Q-Network - DDQN). Kiến trúc này tách biệt quá trình lựa chọn hành động và quá trình đánh giá bằng cách sử dụng hai mạng song song: mạng trực tuyến và mạng mục tiêu. Trọng số của mạng (α) được cập nhật thông qua hàm tổn thất $L(\alpha)$ nhằm tối thiểu hóa sai số bình phương trung bình (MSE) giữa giá trị Q dự báo và giá trị Q mục tiêu.

Cơ chế học tập của trợ lý AI được hỗ trợ bởi hai kỹ thuật quan trọng:

- Bộ đệm trải nghiệm: Tác nhân lưu trữ các trải nghiệm tương tác với mô hình đại diện và lấy mẫu ngẫu nhiên các lô dữ liệu để cập nhật trọng số, giúp quá trình học tập ổn định hơn.

- Chiến lược khám phá ε : Ban đầu, tác nhân thực hiện các hành động ngẫu nhiên với xác suất ε cao để khám phá môi trường. Theo thời gian, giá trị ε giảm dần, thúc đẩy tác nhân khai thác những kiến thức đã học để lựa chọn thiết kế mang lại giá trị Q cao nhất.

Cấu trúc mạng thần kinh bao gồm các lớp ẩn với số lượng nơ-ron (Hình 4) được tối ưu hóa thông qua phân tích độ nhạy, sử dụng hàm kích hoạt ReLU để nắm bắt các quy luật phức tạp của dữ liệu nổ mìn.



Hình 4. Minh họa cấu trúc mạng học sâu DDQN của tác nhân AI

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

3.1. Mô tả khu vực nghiên cứu

Để kiểm chứng hiệu quả của trợ lý AI, nghiên cứu đã sử dụng bộ dữ liệu gồm 1.437 sự kiện nổ mìn sản xuất được thu thập tại mỏ lộ thiên Núi Pháo, Việt Nam, trong giai đoạn từ năm 2013 đến năm 2024. Đây là mỏ đa kim áp dụng kỹ thuật nổ mìn phân tầng để phá vỡ đất đá và quặng. Các danh mục dữ liệu bao quát nhiều điều kiện địa chất và thiết kế khác nhau, cung cấp nền tảng cần thiết để huấn luyện tác nhân AI.

Bảng 1. Phân tích thống kê các tham số liên tục trong dữ liệu nổ mìn

Tham số	Trung vị	Độ lệch chuẩn	Nhỏ nhất	Lớn nhất
W (m)	2.75	0.23	1.90	4.20
a (m)	3.09	0.28	2.20	4.80
L_{bua} (m)	2.16	0.29	0.0	3.80
L_{kt} (m)	0.75	0.37	0.0	4.0
H (m)	5.24	1.11	1.11	11.0
q (kg/m ³)	0.79	0.14	0.33	1.30
V (m ³)	10709.29	5662.07	180.0	48027.0
H/W	1.91	0.37	0.44	4.39
a/W	0.13	0.05	0.97	1.54
I_k	0.14	0.02	0.06	0.34

Kết quả đập vỡ đất đá sau nổ mìn được thu thập thông qua phương pháp phân tích hình ảnh kỹ thuật số. Cụ thể, phần mềm Split-Desktop đã được sử dụng để xây dựng đường cong phân bố kích thước hạt (CDF) và đánh giá chất lượng nổ mìn. Trong nghiên cứu này, một vụ nổ được coi là thành công khi đạt chỉ số $D_{80} \leq 45\text{cm}$.

Bảng 2. Phân tích thống kê các tham số định danh trong dữ liệu nổ mìn

Tham số	Số lượng	%	Category	Số lượng	%
Độ cứng đất đá			Loại thuốc nổ		
Cứng	867	60.33	Flexigel	121	8.42
Trung bình	559	38.90	Fortis	1245	86.64
Mềm	11	0.77	Khác	71	5.0
Kết quả đập vỡ			Loại đất đá		
Thất bại	547	38.10	Quặng & Đất đá	1395	97.08
Thành công	890	61.90	Khác	42	2.9

Phân tích thống kê các biến liên tục (Bảng 1) cho thấy các thông số hình học như đường kháng (W), khoảng cách lỗ mìn ($a=b$) và chiều cao tầng (H) biến động trong phạm vi rộng. Tuy nhiên, tỷ lệ khoảng cách trên đường kháng (a/W) và cường độ khoan (I_k) lại có độ lệch chuẩn rất thấp (lần lượt là 0,05 và 0,02). Điều này chỉ ra rằng các kỹ sư tại mỏ thường áp dụng các quy tắc kinh nghiệm cố định trên toàn công trường, bất kể sự thay đổi của điều kiện địa chất. Cách tiếp cận này dẫn đến việc khoan thiếu tại các vùng đá cứng và khoan dư thừa tại các vùng địa chất mềm hơn.

Về đặc điểm địa chất, bộ dữ liệu cho thấy sự áp đảo của các điều kiện nổ mìn khó khăn, với đá cứng chiếm 60,33% tổng số quan sát (Bảng 2). Đáng chú ý, có đến 38,1% số vụ nổ mìn lịch sử không đạt được kích thước độ vỡ yêu cầu. Tỷ lệ thất bại cao này cho thấy phương pháp kỹ thuật truyền thống dựa trên các tiêu chuẩn cố định về a/W và q là chưa đủ hiệu quả và đòi hỏi một giải pháp thích ứng thông minh để xử lý sự phức tạp về địa chất của mỏ.

3.2. Đánh giá môi trường ảo thay thế

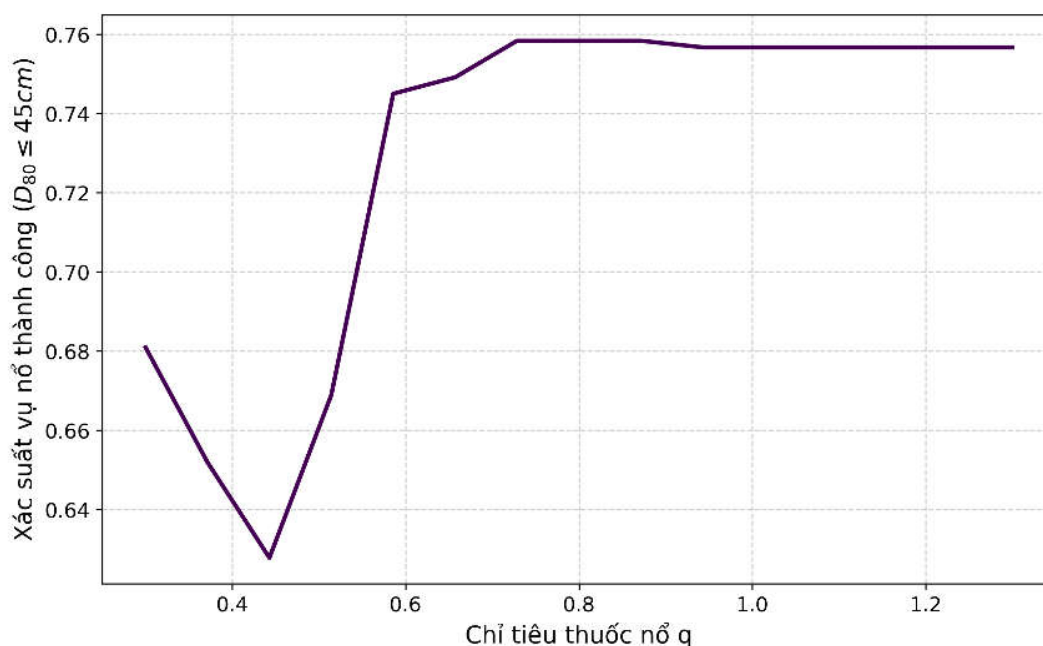
Hiệu suất của mô hình đại diện RF đóng vai trò quyết định đến độ tin cậy của các tín hiệu phản hồi gửi tới tác nhân AI. Sau quá trình tinh chỉnh siêu tham số thông qua tìm kiếm lưới (grid search) và kiểm chéo 5 lớp, cấu hình tối ưu được xác định gồm 200 cây quyết định với độ sâu tối đa là 15. Để giải quyết tình trạng mất cân bằng dữ liệu (do các thiết kế lịch sử thường ưu tiên sự thành công), kỹ thuật SMOTE đã được áp dụng để cân bằng tỷ lệ giữa các mẫu thành công và thất bại trong tập huấn luyện.

Kết quả đánh giá mô hình RF (Bảng 3) cho thấy độ chính xác tổng thể đạt 70%. Mặc dù con số này ở mức trung bình so với một số tiêu chuẩn học máy lý thuyết, nó vẫn vượt trội đáng kể so với mô hình thực nghiệm Kuz-Ram truyền thống vốn chỉ đạt độ chính xác khoảng 60% trên cùng bộ dữ liệu. Điều này cho thấy mô hình RF đã bắt được các yếu tố nhiễu và mối quan hệ phi tuyến trong môi trường nổ mìn thực tế tại Núi Pháo mà các công thức thực nghiệm khó có thể thực hiện được.

Bảng 3. Kết quả đánh giá mô hình thay thế RF.

Chỉ số	Thất bại	Thành công
Precision	0.62	0.75
Recall	0.56	0.79
F1-score	0.59	0.77
Prevalence (q)	0.375	0.63
F1-score _{random}	0.55	0.77
Youden's Index (J)	0.35	
Accuracy	0.70	

Với các kết quả thất bại, chỉ số $F1\text{-score} = 0.59$ cao hơn so với mức ngẫu nhiên $F1\text{-score}_{\text{random}} = 0.55$. Điều này chứng minh mô hình có khả năng cung cấp các tín hiệu hữu ích giúp tác nhân AI nhận biết các vùng rủi ro. Chỉ số Youden ($J = 0,35$) khẳng định rằng bất chấp các nhiễu môi trường không quan sát được, mô hình vẫn cung cấp một hướng dẫn ổn định giúp thuật toán Học tăng cường hội tụ về chính sách tối ưu. Phân tích độ nhạy (Hình 5) xác nhận rằng xác suất thành công tăng tỷ lệ thuận với chỉ tiêu thuốc nổ (q). Tuy nhiên, đồ thị cũng chỉ ra sự bão hòa khi tăng q quá một ngưỡng nhất định không còn mang lại hiệu quả về độ võ, mà thậm chí có thể gây ra các tác động có hại như rung chấn và bụi.

**Hình 5.** Sự tác động của chỉ tiêu thuốc nổ (q) lên xác suất thành công của vụ nổ

3.3. Quá trình huấn luyện trợ lý AI

Quá trình huấn luyện tác nhân AI được thiết kế để chuyển đổi từ việc thử nghiệm ngẫu nhiên sang việc thực thi một chính sách tối ưu dựa trên dữ liệu. Tác nhân thực hiện tìm kiếm trong không gian hành động đã được rời rạc hóa gồm 27,000 thiết kế nổ mìn khác nhau. Đây là tập hợp các tổ hợp thiết kế khả thi về mặt kỹ thuật, đảm bảo rằng mọi quyết định của AI

đều có thể triển khai thực tế tại mỏ. Vụ nổ được coi là thành công khi $D_{80} \leq 45\text{cm}$ với độ tin cậy $\theta \geq 80\%$. Bảng 4 thể hiện các thông số được áp dụng trong hàm phần thưởng. Lưu ý rằng, w_d sẽ thay đổi tùy theo loại đất đá khoan nổ mìn.

Bảng 4. các thông số được áp dụng trong hàm phần thưởng.

Thông số	$R_{\text{thành công}}$	$R_{\text{thất bại}}$	C_q	w_d (đá cứng)	w_d (đá cứng vừa)	w_d (đá mềm)	θ
Giá trị	10	-10	2,0	8,0	12,0	20,0	0.8

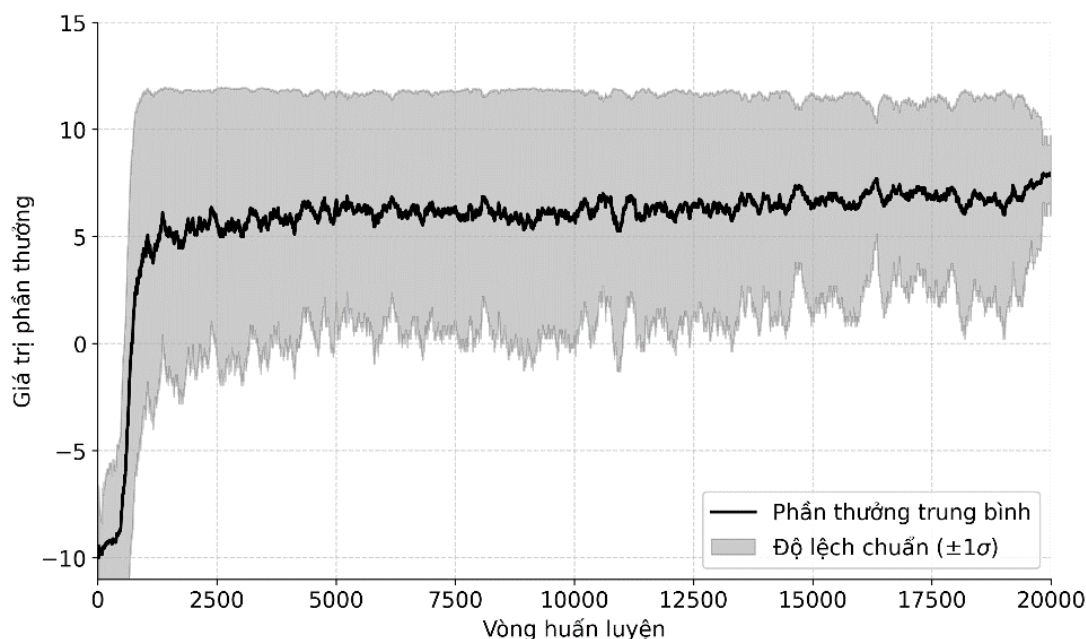
Diễn biến của quá trình huấn luyện được thể hiện qua các giai đoạn hội tụ của hàm phần thưởng và tỷ lệ thành công (Hình 6 và Hình 7):

- Giai đoạn khám phá (0 - 1.200 vòng huấn luyện): Ở giai đoạn đầu, do sử dụng chiến lược ε với hệ số khám phá cao, tác nhân chủ yếu thực hiện các hành động ngẫu nhiên để tìm hiểu môi trường nổ mìn. Kết quả là hầu hết các vụ nổ đều thất bại trong việc đạt ngưỡng an toàn, dẫn đến mức phần thưởng trung bình bị kéo xuống vùng âm sâu (khoảng -7,5) do chịu các hình phạt nặng từ môi trường.

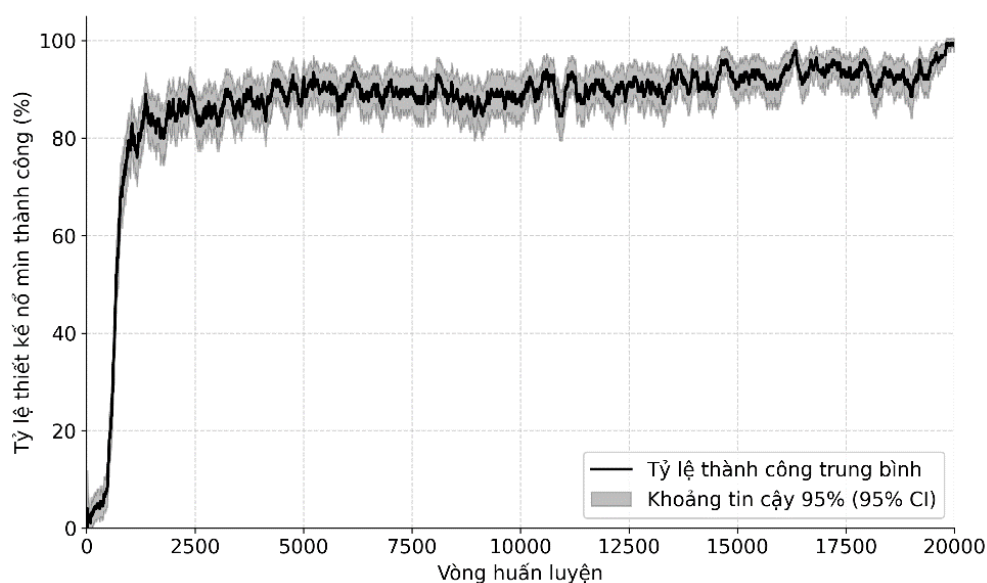
- Giai đoạn chuyển đổi (1.200 - 1.500 vòng huấn luyện): Tác nhân bắt đầu nhận diện được các quy luật giữa thông số thiết kế và phản hồi địa chất. Đường cong phần thưởng tăng vọt và tiến vào vùng dương. Trong giai đoạn này, độ lệch chuẩn của phần thưởng dao động rất lớn, cho thấy AI đang tích cực thử nghiệm ở ranh giới giữa thành công và thất bại để tinh chỉnh chính sách.

- Giai đoạn hội tụ (sau 10.000 vòng huấn luyện): Đường cong học tập bắt đầu đi ngang và đạt đến trạng thái ổn định ở mức phần thưởng trung bình khoảng 5,5. Lúc này, tác nhân đã ghi nhớ được các ranh giới an toàn kỹ thuật và không còn kích hoạt các hình phạt thất bại nặng nề.

- Kết quả cuối cùng: Tại tập vòng huấn luyện thứ 20.000, khi hệ số khám phá ε giảm xuống mức tối thiểu 0,01, tác nhân hoàn toàn tin tưởng vào mạng thần kinh nội bộ của mình. Tỷ lệ thành công đạt mức 98,9% với khoảng tin cậy 95% rất hẹp (chỉ 1,7%), chứng minh rằng chính sách tối ưu tìm được có tính ổn định và mạnh mẽ cao trước các biến động địa chất.



Hình 6. Giá trị phần thưởng thu được trong quá trình huấn luyện tác nhân AI.

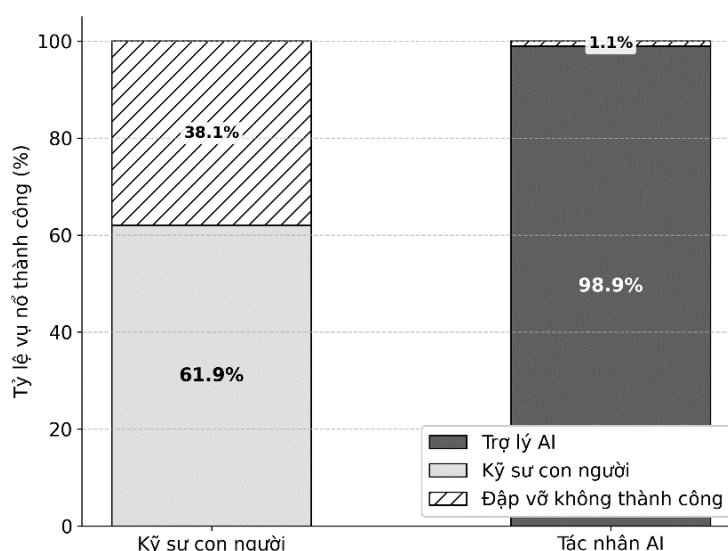


Hình 7. Tỷ lệ vụ nổ thành công thu được trong quá trình huấn luyện tác nhân AI.

3.4. Đánh giá hiệu quả tối ưu hóa

Sau khi hoàn tất quá trình huấn luyện, hiệu quả của trợ lý AI được đánh giá thông qua việc so sánh trực tiếp với các thiết kế thực tế từ các kỹ sư tại mỏ Núi Pháo trên cùng một tập dữ liệu 1.437 vụ nổ.

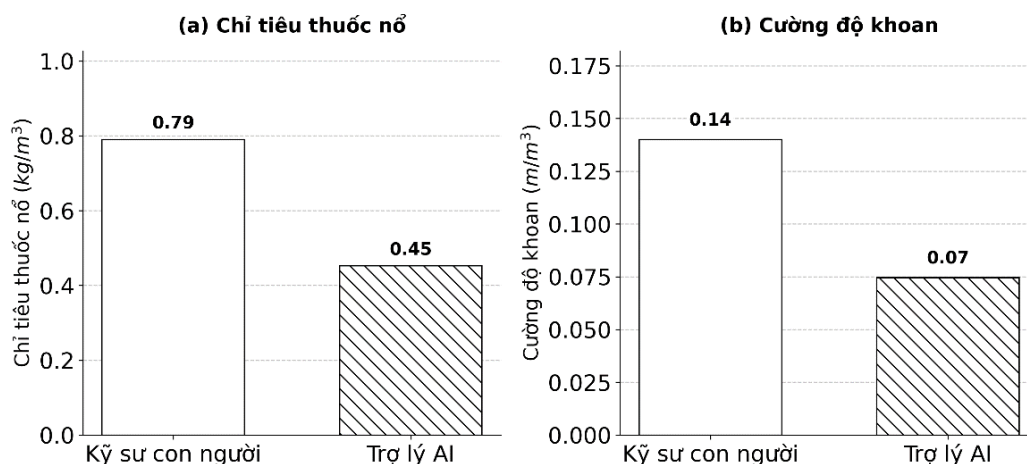
Kết quả thực nghiệm cho thấy một sự chênh lệch đáng kể về kết quả nổ mìn. Trong khi kỹ sư con người đạt tỷ lệ thành công trung bình là 61,9%, với gần 38,1% số vụ nổ không đạt yêu cầu về độ vỡ $D_{80} > 45\text{cm}$. Trợ lý AI đạt tỷ lệ thành công lên tới 98,9% (Hình 8). Sự cải thiện đột phá này chứng minh rằng mạng thần kinh sâu có khả năng nhận diện, phân tích các biến động địa chất và lập luận ranh giới an toàn tốt hơn rất nhiều so với việc áp dụng các công thức kinh nghiệm truyền thống.



Hình 8. So sánh tỷ lệ vụ nổ thành công giữa kỹ sư con người và tác nhân AI.

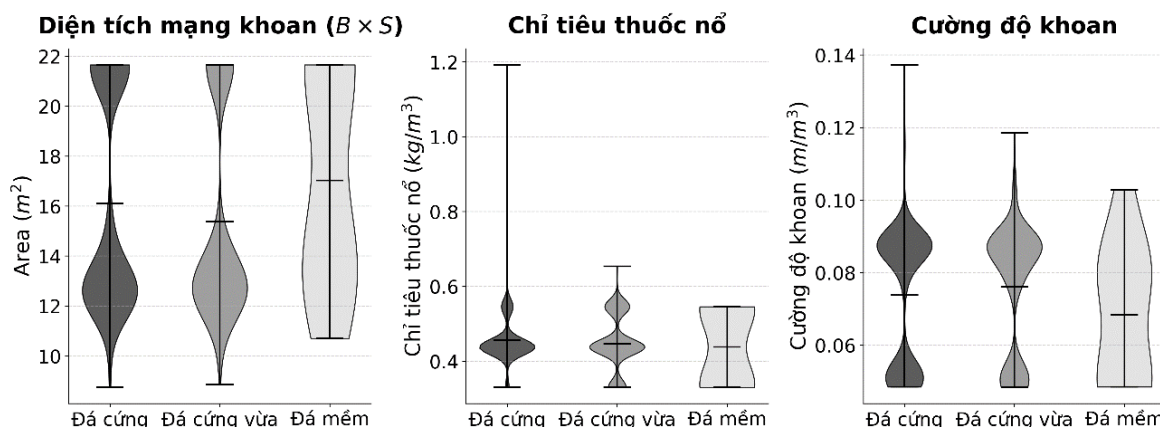
Điểm đáng chú ý nhất của khung tối ưu hóa này là tỷ lệ thành công 98,9% không hề đạt được thông qua việc gia tăng năng lượng đầu vào. Ngược lại, Trợ lý AI đã tối ưu hóa và cắt giảm mạnh mẽ các chi phí khoan nổ mìn (Hình 9). Kỹ sư con người thường có xu hướng

áp dụng các sơ đồ nạp thuốc bảo thủ (nạp dư thừa) để bù đắp cho sự thiếu chắc chắn về cấu trúc đá, dẫn đến chỉ tiêu thuốc nổ trung bình lên tới $0,79 \text{ kg/m}^3$. Tác nhân AI đã học được cách định lượng năng lượng chính xác, giảm chỉ tiêu này xuống chỉ còn $0,45 \text{ kg/m}^3$. Bằng cách tái cấu trúc và mở rộng hợp lý các thông số hình học (khoảng cách lỗ, đường kháng) dựa trên độ cứng của đá, AI đã giảm cường độ khoan từ $0,14 \text{ m/m}^3$ của con người xuống mức tối ưu $0,07 \text{ m/m}^3$ (giảm 50% khối lượng khoan).



Hình 9. So sánh hiệu quả kinh tế đạt được giữa kỹ sư con người và tác nhân AI.

Sự chênh lệch lớn về cả chất lượng lẫn chi phí bắt nguồn từ tính linh hoạt trong chiến lược ra quyết định. Phân tích phân bố dữ liệu (xem Bảng 1) cho thấy thiết kế của con người thường tụt vào bấy sử dụng các quy tắc tĩnh khi áp dụng một dải thông số lưới khoan hẹp áp dụng chung cho nhiều khu vực khai thác khác nhau. Sự cứng nhắc này gây lãng phí năng lượng lớn ở các vùng đá mềm và không đủ lực phá vỡ ở các tầng đá cứng. Ngược lại, trợ lý AI thể hiện khả năng thích ứng động. Trong Hình 10, phân bố chỉ tiêu thuốc nổ, diện tích mạng khoan, và cường độ khoan mở rộng hơn so với kỹ sư con người. Tác nhân này hoàn toàn từ bỏ tư duy an toàn thái quá, liên tục tùy chỉnh từng mũi khoan và định lượng thuốc nổ tương thích trực tiếp với nhân độ cứng. Kết quả mang lại là một bài toán tối ưu kép: vừa đảm bảo kích thước hạt lý tưởng cho dây chuyền nghiền sàng, vừa trực tiếp tiết kiệm chi phí hóa chất nổ và giảm thiểu độ hao mòn thiết bị khoan cho doanh nghiệp.



Hình 9. Chiến lược sử dụng thuốc nổ và khối lượng khoan của tác nhân AI.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã phát triển và trình diễn thành công một quy trình ưu hóa ra quyết định thông minh cho công tác nổ mìn lộ thiên, kết hợp giữa mô hình đại diện RF và thuật toán

học sâu kép (DDQN). Bằng cách thiết lập một môi trường mô phỏng dựa trên dữ liệu thực tế tại mỏ Núi Pháo, tác nhân AI đã học được cách tương tác và đưa ra các thiết kế nổ mìn tối ưu.

Trợ lý AI đã chứng minh khả năng chủ động thích ứng với các điều kiện địa chất thay đổi liên tục. Bằng cách phân tích mối quan hệ phi tuyến giữa các thông số hình học, năng lượng nổ và tính chất khối đá, AI đã linh hoạt từ bỏ tư duy thiết kế kinh nghiệm của con người để cung cấp các giải pháp chuyên biệt cho từng vùng độ cứng khác nhau. Tác nhân AI đã giải quyết bài toán đa mục tiêu trong công tác khoan nổ mìn. Về mặt kỹ thuật, AI nâng tỷ lệ thành công khi phá vỡ đất đá từ mức 61,9% của kỹ sư thực địa lên mức gần như tuyệt đối là 98,9%. Về mặt kinh tế, bằng cách loại bỏ các sơ đồ nạp thuốc bảo thủ, AI đã giảm mạnh chi tiêu thuốc nổ (từ 0,79 xuống 0,45 kg/m³) và cường độ khoan (từ 0,14 xuống 0,07 m/m³), mang lại giá trị kinh tế trực tiếp và to lớn cho doanh nghiệp khai thác. Việc áp dụng trọng số phạt kinh tế động (thay đổi theo độ cứng của đá) cùng với hàm xấp xỉ giá trị kép của DDQN đã ngăn chặn hiệu quả hiện tượng đánh giá thiên vị các hành động rủi ro, giúp thuật toán hội tụ ổn định và tạo ra một chiến lược khai thác đáng tin cậy ở cấp độ công nghiệp.

Mặc dù đạt được các kết quả tích cực, nghiên cứu này vẫn tồn tại một số hạn chế nhất định. Hàm mục tiêu kỹ thuật hiện tại chỉ tập trung vào một chỉ số duy nhất là ngưỡng đá quá cỡ (D_{80}), trong khi chất lượng của một vụ nổ mìn còn phụ thuộc vào tỷ lệ đá hạt mịn hoặc các kích thước trung bình (D_{20} , D_{50}). Ngoài ra, mô hình hiện chưa xem xét trực tiếp các ràng buộc về tác động môi trường như rung chấn, đá văng và sóng xung kích ranh giới. Trong các nghiên cứu tiếp theo, quy trình ưu hóa này có thể được mở rộng bằng cách tích hợp thêm các mô hình dự báo đa biến để đánh giá đồng thời toàn bộ dải phân bố kích thước hạt (CDF) và mô phỏng các giới hạn về an toàn môi trường.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. S. Hosseini, A. Mousavi, M. Monjezi and M. Khandelwal (2022), "Mine-to-crusher policy: Planning of mine blasting patterns for environmentally friendly and optimum fragmentation using Monte Carlo simulation-based multi-objective grey wolf optimization approach", *Resources Policy*, 79
- [2]. V. M. Kuznetsov (1973), "The mean diameter of the fragments formed by blasting rock", *Soviet Mining*, 9 144-148.
- [3]. M. Monjezi, H. A. Mohamadi, B. Barati and M. Khandelwal (2014), "Application of soft computing in predicting rock fragmentation to reduce environmental blasting side effects", *Arabian Journal of Geosciences*, 7 505-511.
- [4]. J. Guo, Z. Zhao, P. Zhao and J. Chen (2024), "Prediction and Optimization of Open-Pit Mine Blasting Based on Intelligent Algorithms", *Applied Sciences*, 14 13,
- [5]. W. J. Youden (1950), "Index for rating diagnostic tests", *Cancer*, 3 1, 32-5.
- [6]. W. J. Youden (1950), "Index for rating diagnostic tests", *Cancer*, 3 1, 32-5.

Development of an AI agent for open-pit blast designs

Vu Dinh Trong^{1,*}, Tran Dinh Bao²

¹*Ninh University of Industry*

²*Hanoi University of Mining and Geology.*

Abstract: *Blasting has a huge, significant impact on the efficiency and cost of downstream operations. However, experimental and traditional machine learning models*



have n struggle to deal with the geological uncertainty or the conflicting costs in blasts. This study proposes a novel optimization framework based on Reinforcement Learning (RL) to automatically generate blast designs. We have constructed a DDQN agent to replace static calculation with an adaptive continuously updated solution. This framework is integrated with a surrogate Random Forest (RF) model to capture the geological uncertainty and provide stable signals to the agent training. We applied a reward function that balances the fragmentation requirement with the explosive and drilling costs. We experienced this agent on a real case study at Nui Pha open-pit mine. The results show that the AI agent achieves 98.9% which outperformed the human engineers. Especially, it reduced the power factor from 0.79 kg/m³ down to 0.45 kg/m³. This study creates a new trend of applications of AI agents to improve the operations in mining.

Keywords: reinforcement learning, blasting, open pit mines, blast design.

Technology Innovation Strategy for Non-Pillar Mining: A Solution for Resource Optimization and Economic Efficiency Enhancement in the Vietnamese Underground Coal Industry

Nguyen Ngoc Minh^{1,*}, Nguyen Manh Tuong¹, Dong Xuan Loc², Nguyen Duy Hung³

¹Quang Ninh University of Industry

²Company 91 - Branch of Dong Bac Corporation

³Kim Thac Phat Import & Export Joint Stock Company

Abstract: *In the current underground coal mining industry of Quang Ninh, one of the greatest barriers to mining efficiency is the maintenance of development roadways and the high rate of resource loss in protective coal pillars. In Vietnam, the traditional longwall mining system along strike (121 mining layout) often results in high costs for roadway support maintenance and repair, while approximately 15% of coal reserves are lost due to the necessity of leaving protective coal pillars. To fundamentally address this issue, the non-pillar mining technology (110 mining method), invented by Professor He Manchao, has created a technological breakthrough based on the short cantilever beam theory and the mechanism of automatic roadway formation.*

This paper provides an in-depth analysis of the integrated technical solutions associated with this technology, including directional roof-cutting blasting technology using cumulative energy explosives, Constant Resistance and Large Deformation (CRLD) anchor cable systems, and roadside support structures for gob-side entry retaining. Through evaluating pilot applications at major mines of the Vietnam National Coal and Mineral Industries Group (TKV), such as Mong Duong and Ha Long coal mines, the paper focuses on analyzing the prospects and resource mobilization potential of the 110 mining technology in Vietnam, as well as the difficulties and barriers encountered during the process of technology dissemination and large-scale implementation.

Keywords: *Underground mining, 110 mining technology, CRLD anchor cable, cumulative blasting, resource optimization, mine pressure.*