

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO BỘ XÂY DỰNG
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ GIAO THÔNG VẬN TẢI

NGUYỄN ĐỨC ĐẰM

**NGHIÊN CỨU ĐÁNH GIÁ NGUY CƠ SỤT TRƯỢT ĐẤT ĐÁ
DỌC TUYẾN ĐƯỜNG Ô TÔ XÂY DỰNG MỚI
QUA VÙNG ĐỒI NÚI BẰNG MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO
VÀ ĐỀ XUẤT GIẢI PHÁP GIẢM THIỂU**

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

Hà Nội – 2025

**CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ GIAO THÔNG VẬN TẢI**

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

1: PGS.TS. PHẠM THÁI BÌNH

2: PGS.TS. NGUYỄN ĐỨC MẠNH

Phản biện 1: **PGS.TS. Tạ Đức Thịnh**

Phản biện 2: **PGS.TS. Hoàng Quốc Long**

Luận án được bảo vệ tại Hội đồng đánh giá luận án cấp Trường theo quyết định số...../....., ngàytháng.....năm.....của Hiệu trưởng Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải, họp tại Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải vào hồi.....giờ...ngày....tháng....năm....

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia Việt Nam
- Thư viện Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải

1. Tính cấp thiết của đề tài

Sụt trượt đất đá là hiện tượng xảy ra phổ biến trên các tuyến giao thông miền núi. Các tuyến cao tốc mới xây dựng như La Sơn – Túy Loan, Cam Lộ – La Sơn, Vân Đồn – Móng Cái, Tuyên Quang – Hà Giang... ghi nhận sụt trượt không chỉ xảy ra khi thi công, hoàn thành mà còn sau vài năm khai thác dù được thiết kế và thi công đúng các quy định hiện hành. Nhiều nghiên cứu về sụt trượt đất đá với cách tiếp cận và phương pháp khác nhau đã chỉ ra rằng, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) là hướng tiếp cận mới, nhiều ưu điểm, có độ tin cậy cao, hữu ích trong giảm thiểu thiệt hại về người và tài sản. Song, hầu hết các nghiên cứu thực hiện trên đường ô tô hiện hữu. Do vậy, đề tài *“Nghiên cứu đánh giá nguy cơ sụt trượt đất đá dọc tuyến đường ô tô xây dựng mới qua vùng đồi núi bằng mô hình trí tuệ nhân tạo và đề xuất giải pháp giảm thiểu”* có tính cấp thiết và thời sự cao.

2. Mục đích nghiên cứu của đề tài

Lập bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá theo hướng tuyến cao tốc đang triển khai xây dựng mới bằng mô hình trí tuệ nhân tạo.

Dự báo ổn định bờ dốc nền đường đào với hệ số mái khác nhau bằng mô hình trí tuệ nhân tạo các vị trí đào sâu tuyến nghiên cứu điển hình.

Bước đầu đề xuất biện pháp ổn định bằng mô hình trí tuệ nhân tạo một số vị trí nền đào sâu trên tuyến nghiên cứu điển hình.

3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu của luận án

Đối tượng nghiên cứu: Hiện tượng sụt trượt đất đá và các giải pháp ổn định bờ dốc nền đường đào.

Phạm vi nghiên cứu: Taluy nền đường đào khu vực miền núi phía Bắc; các tuyến đường dự kiến xây dựng mới và phân tích ổn định trượt theo lý thuyết cân bằng giới hạn.

4. Phương pháp nghiên cứu

Sử dụng các phương pháp tổng hợp, phân tích và thống kê tài liệu; khảo sát thực địa; viễn thám; thí nghiệm trong phòng; mô phỏng địa kỹ thuật và phân tích mô hình AI.

5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài

Bổ sung cơ sở lý luận ứng dụng phương pháp AI kết hợp GIS trong dự báo và phân vùng nguy cơ sụt trượt, cho dự báo ổn định và đề xuất giải pháp ổn định bờ dốc nền đường đào tuyến đường sẽ xây dựng mới ở vùng đồi núi.

Là tài liệu tham khảo phục vụ thiết kế tuyến, lựa chọn giải pháp thiết kế và phòng chống trượt bờ dốc, triển khai các nghiên cứu ứng dụng

tương tự và góp phần hoàn thiện phương pháp dự báo sụt trượt kết hợp giữa AI và phân tích địa kỹ thuật ở Việt Nam.

6. Điểm mới của luận án

Sử dụng mô hình học sâu (ANN, CNN, DNN, CNN–DNN) để xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt có độ chính xác phù hợp phạm vi 8 km dọc tuyến cao tốc Tuyên Quang – Hà Giang.

Hệ số ổn định theo lý thuyết cân bằng giới hạn được dự báo bằng phương pháp AI khi sử dụng các mô hình học máy (GB, SVM, MLP, RF, AB) với các kịch bản hệ số bờ dốc khác nhau.

Bước đầu đề xuất giải pháp gia cố đảm bảo ổn định bờ dốc nền đường đào theo phương pháp trí tuệ nhân tạo bằng mô hình GB.

6. Bố cục của luận án

Bao gồm phần mở đầu, 4 chương, phần kết luận, danh mục các công trình khoa học, tài liệu tham khảo và phụ lục.

CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN VỀ NGHIÊN CỨU SỤT TRƯỢT TRONG XÂY DỰNG GIAO THÔNG VÀ ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO DỰ BÁO SỤT TRƯỢT

1.1. Khái quát về nghiên cứu sụt trượt trên các tuyến đường ô tô qua vùng đồi núi

1.1.1. Sụt trượt đất đá và phân loại

Sụt trượt đất đá là sự dịch chuyển trọng lực của khối đất đá xuống chân bờ dốc dưới tác động của các yếu tố ảnh hưởng. Nhiều nghiên cứu sụt trượt như: Popov (1946) [1], Terzaghi (1950) [2], Lomtatze (1977) [3], Varnes (1978) [4], Fell (1994) [5], ICL (2004) [6], Postoev (2010) [7]... đều dựa trên các tiêu chí về cơ chế trượt, quá trình dịch chuyển, chiều sâu mặt trượt, tốc độ dịch chuyển và quy mô khối trượt để nhận diện và đánh giá.

1.1.2. Nghiên cứu sụt trượt trên các tuyến đường ô tô qua vùng đồi núi ở nước ngoài

Phần lớn các nghiên cứu sụt trượt hiện nay tập trung trên các tuyến giao thông hiện hữu và tập trung chủ yếu: loại hình, quy mô và thể tích, cơ chế và đặc điểm, phân vùng nguy cơ, giải pháp xử lý [8-12].

1.1.3. Nghiên cứu sụt trượt trên các tuyến đường ô tô qua vùng đồi núi ở Việt Nam

Các nghiên cứu ở Việt Nam chủ yếu đề cập đến loại hình, quy mô, cơ chế dịch chuyển, phân vùng nguy cơ và giải pháp phòng chống [13-16], song đa phần tập trung trên tuyến đường hiện hữu, đối với tuyến xây dựng mới còn hạn chế.

1.2. Cơ sở lựa chọn các tuyến đường ô tô xây dựng mới qua vùng đồi núi ở Việt Nam

1.2.1. Hệ thống các tiêu chuẩn kỹ thuật và yêu cầu khi thiết kế

Các tuyến đường được thiết kế và xây dựng tuân thủ theo các tiêu chuẩn kỹ thuật hiện hành bao gồm: TCVN 4054:2005, TCVN 5729:2012, TCCS 31:2020/TCĐBVN và TCVN 13346:2021.

1.2.2. Các bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt và vai trò khi lựa chọn tuyến giao thông đường bộ qua vùng núi

Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt giúp xác định sớm các vị trí tiềm ẩn mất ổn định, hỗ trợ lựa chọn phương án tuyến tối ưu xét đến cả hiệu quả kinh tế và rủi ro tai biến địa chất [17].

1.3. Trí tuệ nhân tạo – phương pháp mới trong nghiên cứu sụt trượt đất đá

1.3.1. Khái quát về kỹ thuật trí tuệ nhân tạo

Trí tuệ nhân tạo học từ dữ liệu có trước và tự động ra quyết định [18]. Ở mức độ đơn giản, có thể sử dụng thuật toán học máy, với các ứng dụng phức tạp, thuật toán học sâu được áp dụng để đạt hiệu quả dự báo hay phân tích cao hơn [19].

1.3.2. Nghiên cứu sụt trượt bằng trí tuệ nhân tạo

Trên thế giới, xu hướng nghiên cứu sụt trượt đang dịch chuyển từ các phương pháp thống kê truyền thống sang mô hình AI [20]. AI có hiệu quả cao trong phân vùng nguy cơ và dự báo ổn định. Tại Việt Nam, các nghiên cứu theo hướng này đã và đang được thực hiện nhưng còn hạn nhiều chế.

1.4. Vấn đề tồn tại khi xây dựng các tuyến đường ô tô qua vùng đồi núi hiện nay ở Việt Nam

Các tuyến đường được thiết kế phù hợp tiêu chuẩn, tuy nhiên nhiều tuyến ghi nhận tình trạng sụt trượt ngay trong quá trình thi công, sau thi công và khai thác. Vấn đề đặt ra, trong tương lai gần, các tuyến đường xây dựng mới cần có giải pháp để hạn chế sụt trượt. Do đó, việc khai thác hiệu quả AI cho mục đích này là hướng đi cần thiết.

1.5. Kết luận chương 1

Hiện tượng sụt trượt đất đá xảy ra rất phổ biến trên các tuyến đường ô tô qua vùng đồi núi.

Trí tuệ nhân tạo là phương pháp hiện đại để nghiên cứu sụt trượt, có thể xử lý dữ liệu lớn, có độ chính xác cao và tin cậy.

Việc thiết kế ổn định nền đường đào hiện nay thường tiến hành trực tiếp, rời rạc, thiếu tính tổng thể.

Các quy định có đề cập đến các yếu tố khi chọn tuyến đường qua vùng đồi núi, nhưng còn thiếu hướng dẫn cụ thể về sử dụng bản đồ phân vùng nguy cơ sạt trượt làm cơ sở lựa chọn tuyến.

CHƯƠNG 2 CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ CÁC MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO ĐƯỢC SỬ DỤNG ĐỂ NGHIÊN CỨU

2.1. Khái quát chung

Trình bày cơ sở lý thuyết các mô hình AI và chỉ số đánh giá hiệu suất trong phân vùng nguy cơ sạt trượt và phân tích ổn định nền đào sâu, lý thuyết cân bằng giới hạn, phương pháp Bishop tính toán FS để lập dữ liệu phục vụ dự báo bằng AI.

2.2. Phân vùng nguy cơ sạt trượt đất đá

2.2.1. Phân vùng nguy cơ sạt trượt đất đá bằng trí tuệ nhân tạo

Phân vùng nguy cơ sạt trượt lập dựa trên các điểm sạt trượt và chia thành hai lớp: “sạt trượt” (1) và “không sạt trượt” (0), tương ứng với bài toán phân loại nhị phân (0–1). Kết quả mô hình hóa và thành lập bản đồ cho phép phân chia các lớp (các vùng) nhạy cảm sạt trượt thành 5 lớp: rất cao; cao; trung bình; thấp; và rất thấp.

2.2.2. Các mô hình trí tuệ nhân tạo nhị phân sử dụng trong phân vùng nguy cơ sạt trượt đất đá

Nghiên cứu này sử dụng các mô hình học sâu gồm mạng nơron nhân tạo (ANN) [21], mạng nơron tích chập (CNN) [22], mạng nơron sâu (DNN) [23] và mạng kết hợp (CNN–DNN) [24].

2.3. Cơ sở đánh giá ổn định bờ dốc

2.3.1. Đánh giá ổn định bờ dốc bằng lý thuyết cân bằng giới hạn

Phương pháp cân bằng giới hạn được xây dựng dựa trên nguyên lý cân bằng giữa lực (hay mô men) gây trượt với lực (hay mô men) chống trượt [25]. Từ nguyên lý chung, phương pháp Bishop đơn giản được sử dụng để xác định FS [26], tạo bộ dữ liệu phân tích AI.

2.3.2. Đánh giá ổn định bờ dốc bằng mô hình trí tuệ nhân tạo

Đánh giá ổn định bờ dốc được thực hiện dựa trên các biến đầu vào đặc trưng cho điều kiện địa kỹ thuật bờ dốc nền đào sâu và giá trị đầu ra (FS). Sử dụng 5 mô hình AI: Thuật toán tăng cường độ dốc (GB) [27]; máy vector hỗ trợ (SVM) [28]; mạng nơron nhiều lớp (MLP) [29]; rừng ngẫu nhiên (RF) [30]; và tăng cường thích ứng (AB) [31].

2.4. Đánh giá độ chính xác mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng nghiên cứu

2.4.1. Trong phân vùng nguy cơ sạt trượt

Hiệu suất mô hình được đánh giá thông qua các chỉ số định lượng như AUC, PPV, NPV, SST, SPF, ACC, Kappa, RMSE và MAE [32].

2.4.2. Trong phân tích và đánh giá ổn định bờ dốc

Hiệu suất mô hình được đánh giá thông qua các chỉ số gồm: R^2 , MAE và RMSE [33].

2.4.3. Đánh giá ảnh hưởng của các yếu tố theo SHAP

Phương pháp SHAP cho phép đánh giá mức độ ảnh hưởng của từng đặc trưng đầu vào đến kết quả dự báo của mô hình, qua đó không chỉ giải thích toàn cục mà còn giải thích cục bộ cho từng dự đoán [34].

2.5. Kết luận chương 2

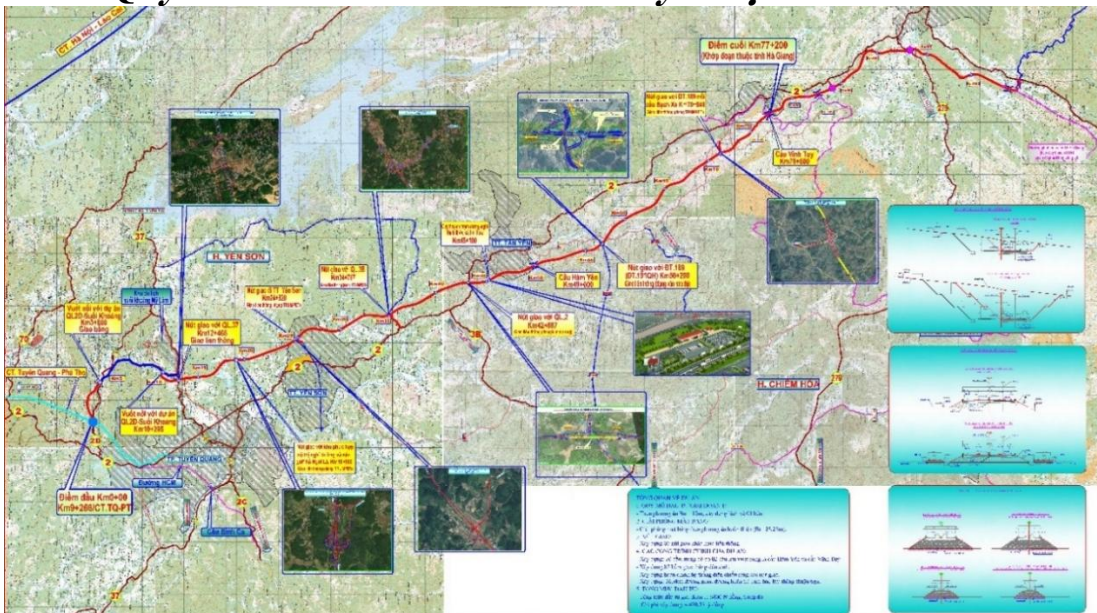
Tổng hợp các mô hình AI phổ biến và tin cậy gồm nhóm học sâu (CNN, ANN, DNN, CNN–DNN) và nhóm học máy (GB, RF, SVM, MLP, AB), được xem là phù hợp cho xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt cũng như dự báo, phân tích ổn định bờ dốc nền đào.

Đánh giá hiệu quả mô hình bằng các chỉ số thống kê thích hợp cho từng dạng bài toán (phân loại hoặc hồi quy) cùng với phân tích ảnh hưởng của các yếu tố bằng phương pháp SHAP.

CHƯƠNG 3 PHÂN VÙNG NGUY CƠ SỤT TRƯỢT ĐẤT ĐÁ KHU VỰC XÂY DỰNG TUYẾN CAO TỐC TUYẾN QUANG - HÀ GIANG

3.1. Đường cao tốc Tuyên Quang – Hà Giang, đoạn qua địa phận tỉnh Tuyên Quang (cũ)

3.1.1. Quy mô thiết kế và các chỉ tiêu kỹ thuật



Hình 3.1. Bình đồ tuyến đường (nguồn Sở GTVT Tuyên Quang cũ).
Tuyến cao tốc Tuyên Quang – Hà Giang có tổng chiều dài 104,7

km, đoạn tuyến nghiên cứu điển hình dài khoảng 77,2 km. Đường được thiết kế theo hai giai đoạn: giai đoạn 1 phân kỳ quy mô 2 làn xe và giai đoạn hoàn chỉnh 4 làn xe (Hình 3.1).

3.1.1. Cơ sở thiết kế vị trí hướng tuyến

Tuyến đường được thiết kế dựa trên quy hoạch quốc gia (QĐ 1454/QĐ-TTg) và quy hoạch vùng (QĐ 369/QĐ-TTg) đồng thời xem xét đặc điểm địa hình, địa chất và điều kiện tự nhiên của khu vực.

3.2. Khái quát điều kiện tự nhiên khu vực nghiên cứu

3.2.1. Phạm vi lựa chọn nghiên cứu điển hình và cơ sở lựa chọn

Tuyến nghiên cứu điển hình thuộc địa phận tỉnh Tuyên Quang cũ có chiều dài 77,2 km, phạm vi khảo sát mở rộng 4 km về mỗi phía của tim tuyến đã được phê duyệt.

3.2.2. Đặc điểm vị trí địa lý, địa hình, địa mạo, sử dụng đất, khí hậu và thủy văn khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu có trên 70% diện tích là đồi núi, địa hình phân cắt mạnh. Khí hậu nhiệt đới gió mùa, gồm hai mùa: mùa mưa (tháng V–X), lượng mưa 280–300 mm/tháng và mùa khô ít mưa. Thủy văn chịu tác động của sông Lô và các khe tự thủy.

3.2.3. Đặc điểm địa chất, kiến tạo và địa chất công trình khu vực nghiên cứu

Địa chất khu vực phức tạp, không đồng nhất; nhiều vị trí lộ đá gốc nứt nẻ. Lớp phủ phong hóa dày 2–10 m, gồm đất sét pha, dăm sạn, đá phong hóa mạnh, dễ xảy ra xói lở và sụt trượt. Khu vực thuộc đới Sông Hồng, chịu chi phối bởi ba hệ đứt gãy chính: Sông Lô; Tam Đảo – Nghiêm Sơn, và Sông Phó Đáy – Hà Giang.

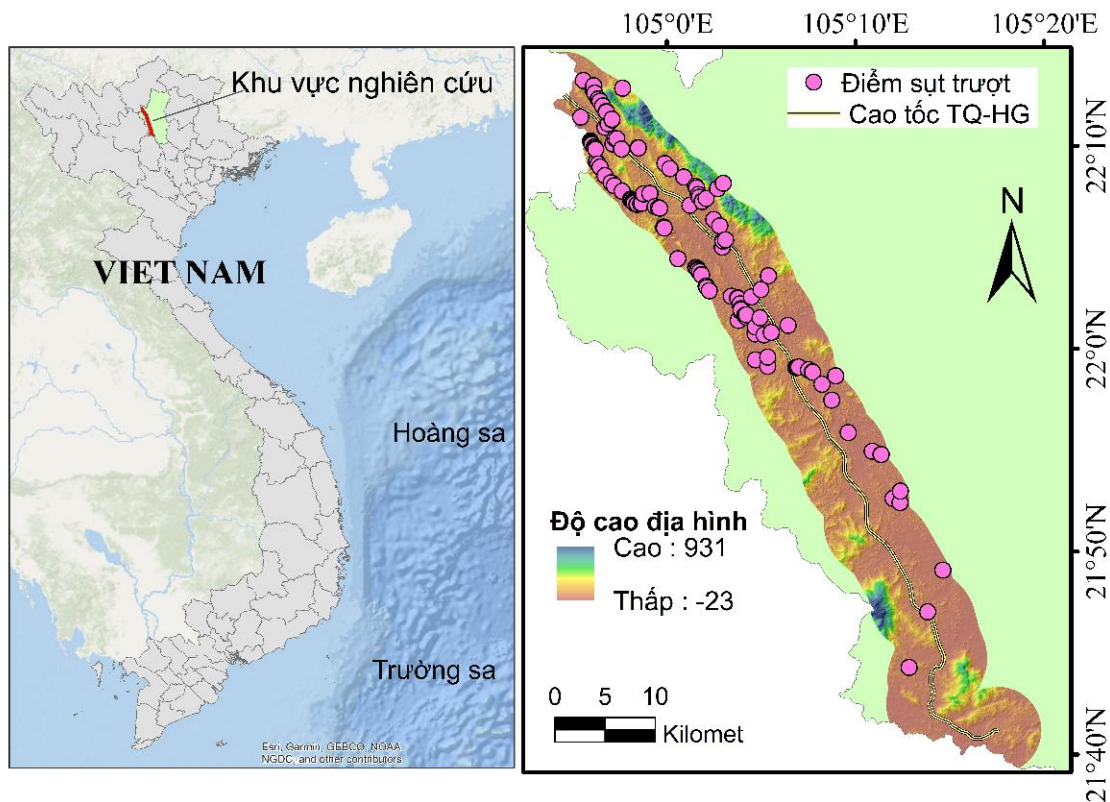
3.2.4. Hệ thống giao thông

Gồm 07 tuyến quốc lộ với tổng chiều dài 563 km (QL2, QL2C, QL2D, QL3B, QL37, QL279 và QL280) và 04 tuyến đường tỉnh.

3.3. Xây dựng cơ sở dữ liệu sử dụng để phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá bằng trí tuệ nhân tạo

3.3.1. Hiện trạng sụt trượt tại khu vực nghiên cứu

Hiện trạng sụt trượt được tổng hợp từ các nghiên cứu trước đây gồm giải đoán ảnh vệ tinh Google Earth và khảo sát thực địa (tháng 5/2023 và 4/2024) bằng thiết bị định vị GARMIN 64S trong phạm vi 4 km mỗi bên tim tuyến. Kết quả ghi nhận 139 điểm sụt trượt, trong đó phần lớn là trượt xoay (43,17%), trượt hỗn hợp (56,83%) và phần lớn xảy ra tại các bờ dốc nhân tạo (91,37%) (Hình 3.2).



Hình 3.2. Vị trí khu vực nghiên cứu và các điểm sụt trượt

3.3.2. Cơ sở dữ liệu các yếu tố sử dụng để phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá

Nghiên cứu xác định 14 yếu tố ảnh hưởng với kích thước $(12,5 \times 12,5)$ m và đánh giá mức độ ảnh hưởng của các lớp bằng tỷ số tần suất [35] với phần mềm ArcGIS 10.8 (Bảng 3.1).

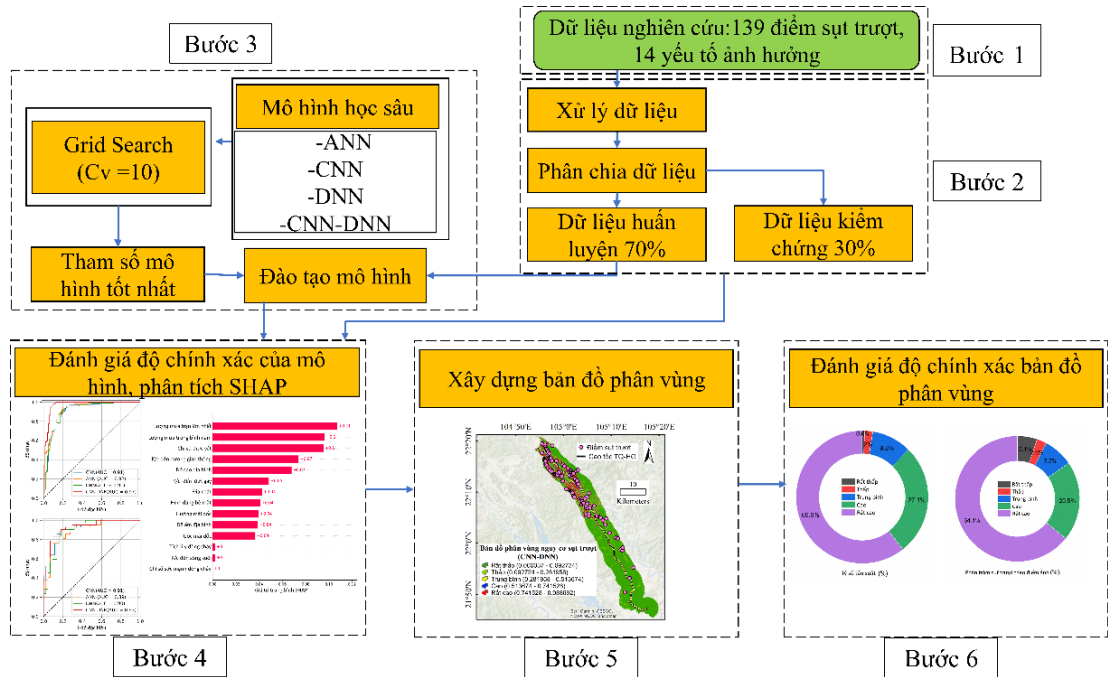
Bảng 3.1. Các yếu tố ảnh hưởng tới sụt trượt

Yếu tố	Tỷ lệ/Độ phân giải	Nguồn dữ liệu
Độ cao địa hình	12,5 m	Mô hình số độ cao (DEM)
Góc bờ dốc	12,5 m	Trích xuất từ DEM
Hình dáng bề mặt	12,5 m	Trích xuất từ DEM
Hướng bờ dốc	12,5 m	Trích xuất từ DEM
Chỉ số thực vật	12,5 m	Ảnh Landsat 8 (từ ngày 04/04/2024 đến 28/04/2024)
Độ ẩm địa hình (TWI)	12,5 m	Trích xuất từ DEM
Sức mạnh dòng chảy	12,5 m	Trích xuất từ DEM
Tích lũy dòng chảy	12,5 m	Trích xuất từ DEM
Lượng mưa trung bình năm	12,5 m	Cục Khí tượng Thủy văn
Lượng mưa trận lớn	12,5 m	Cục Khí tượng Thủy văn (từ

Yếu tố	Tỷ lệ/Độ phân giải	Nguồn dữ liệu
nhất		2010 đến 2024)
Địa chất	1:200.000	Cục Địa chất và Khoáng sản VN
Khoảng cách đến đứt gãy	1:200.000	Cục Địa chất và Khoáng sản VN
K/C đến đường giao thông	—	Bộ Nông nghiệp và Môi trường
Khoảng cách đến sông suối	—	Bộ Nông nghiệp và Môi trường

3.3.3. Quy trình phân vùng nguy cơ sạt trượt bằng trí tuệ nhân tạo

Quy trình xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sạt trượt gồm 6 bước: Thu thập dữ liệu đầu vào; xử lý và phân chia dữ liệu; xây dựng và huấn luyện mô hình; đánh giá mô hình và phân tích SHAP; thiết lập bản đồ; kiểm chứng và đánh giá độ tin cậy bản đồ (Hình 3.3).



Hình 3.3. Quy trình phân vùng nguy cơ sạt trượt đất đá bằng AI

3.4. Kết quả đánh giá hiệu suất mô hình trí tuệ nhân tạo trong phân vùng nguy cơ sạt trượt khu vực nghiên cứu

3.4.1. Hiệu suất của mô hình khi sử dụng chỉ số đánh giá thống kê

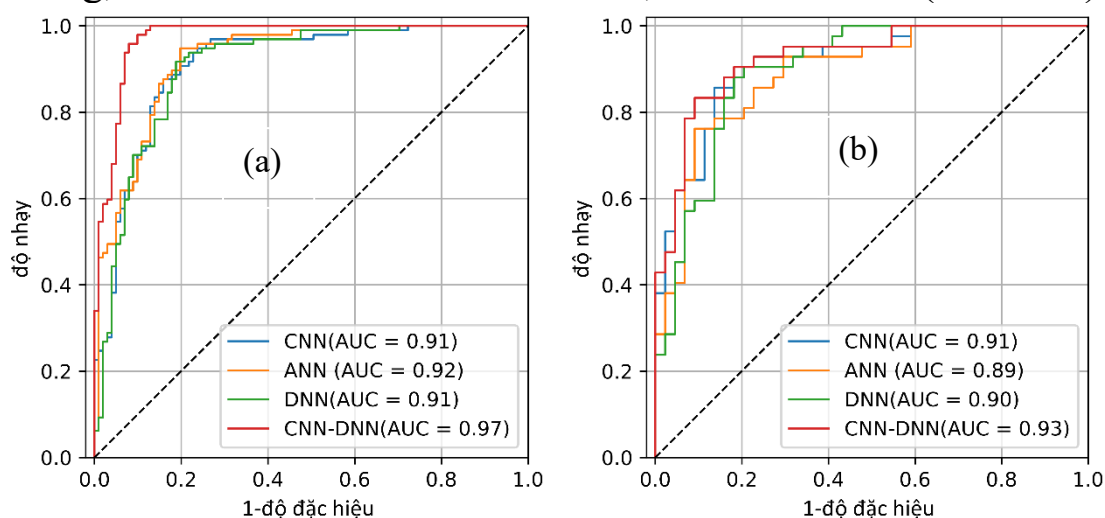
Mô hình CNN–DNN cho hiệu suất cao nhất trong cả hai giai đoạn huấn luyện và kiểm chứng. Ở giai đoạn huấn luyện, các chỉ số PPV = 92,08%, NPV = 90,72%, SST = 91,18%, SPF = 91,67%, ACC =

91,41%, Kappa = 0,828, cùng sai số thấp nhất (MAE = 0,086; RMSE = 0,293). Trong giai đoạn kiểm chứng, các chỉ số PPV = 90,91%, SPF = 90,00%, ACC = 88,37%, Kappa = 0,767 và sai số thấp (MAE = 0,116; RMSE = 0,341) cho thấy mô hình tổng quát tốt.

Bảng 3.2. Hiệu suất mô hình sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000.

Tham số	Quá trình huấn luyện				Quá trình kiểm chứng			
	CNN	ANN	DNN	CNN-DNN	CNN	ANN	DNN	CNN-DNN
TP	83	85	84	93	35	35	37	40
TN	86	87	86	88	37	37	38	36
FP	18	16	17	8	9	9	7	4
FN	11	10	11	9	5	5	4	6
PPV (%)	82,18	84,16	83,17	92,08	79,55	79,55	84,09	90,91
NPV (%)	88,66	89,69	88,66	90,72	88,10	88,10	90,48	85,71
SST (%)	88,30	89,47	88,42	91,18	87,50	87,50	90,24	86,96
SPF (%)	82,69	84,47	83,50	91,67	80,43	80,43	84,44	90,00
ACC (%)	85,35	86,87	85,86	91,41	83,72	83,72	87,21	88,37
K	0,707	0,738	0,717	0,828	0,675	0,675	0,744	0,767
MAE	0,146	0,131	0,141	0,086	0,163	0,163	0,128	0,116
RMSE	0,383	0,362	0,376	0,293	0,403	0,403	0,358	0,341

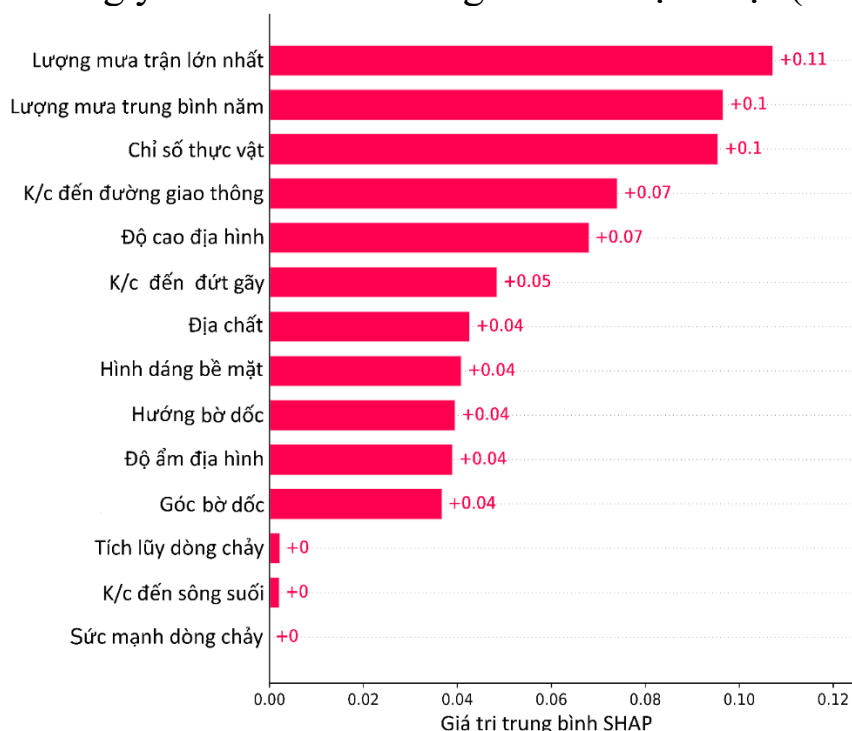
Kết quả phân tích cho thấy, mô hình CNN–DNN đạt hiệu suất tốt nhất, với AUC = 0,97 trên tập huấn luyện và 0,93 trên tập kiểm chứng, vượt trội so với mô hình ANN, CNN và DNN (Hình 3.4).



Hình 3.4. Phân tích AUC với dữ liệu huấn luyện (a) và kiểm chứng (b)

3.4.2. Phân tích ảnh hưởng của các yếu tố bằng SHAP

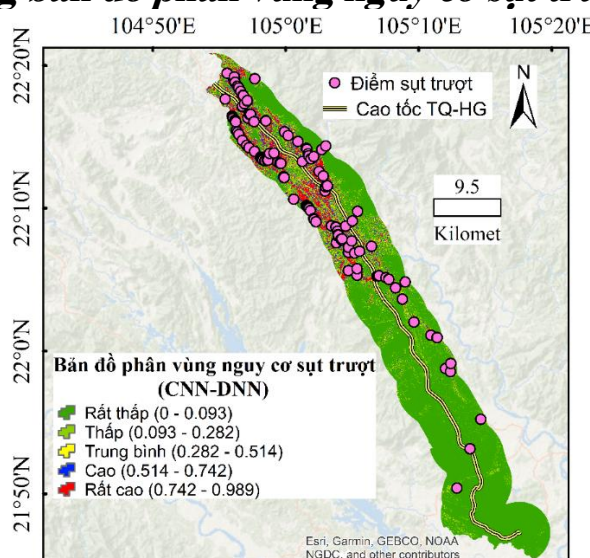
Trong nghiên cứu này, khi phân tích SHAP cho thấy lượng mưa trận lớn nhất (+0,11), lượng mưa TB năm (+0,1), chỉ số thực vật (+0,1), khoảng cách đến đường giao thông (+0,07) và độ cao địa hình (+0,07) là những yếu tố có ảnh hưởng lớn đến sạt trượt (Hình 3.5).



Hình 3.5. Biểu đồ SHAP trung bình khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000

3.5. Xây dựng bản đồ nguy cơ sạt trượt đất đá phạm vi nghiên cứu

3.5.1. Xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sạt trượt đất đá

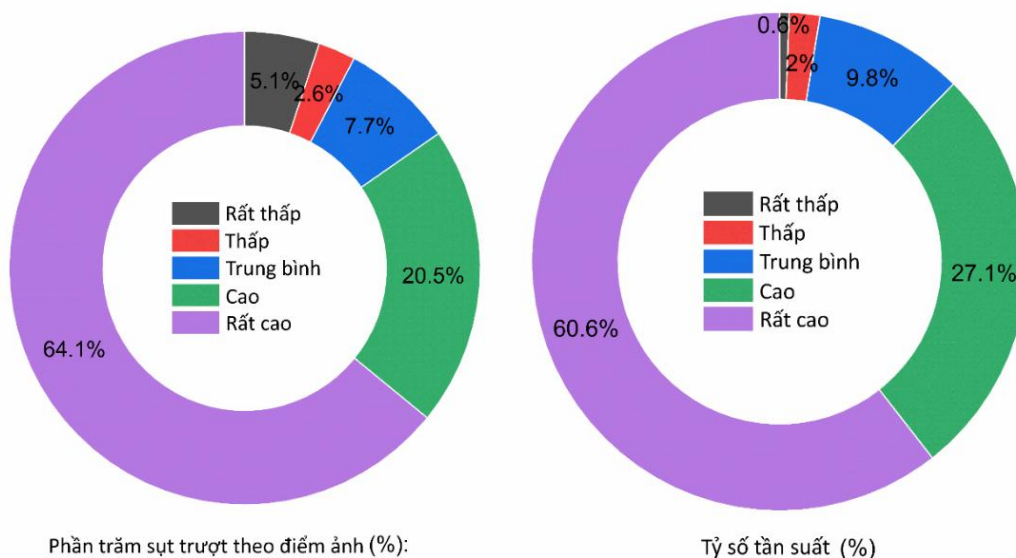


Hình 3.6. Bản đồ phân vùng nguy cơ sạt trượt (CNN-DNN) khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000

Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt bằng mô hình CNN-DNN khi sử dụng bản đồ địa chất 1:200.000 được phân thành 5 lớp (5 cấp) gồm: Rất thấp (0–0,093), thấp (0,093–0,282), trung bình (0,282–0,514), cao (0,514–0,742) và rất cao (0,742–0,989) (Hình 3.6).

3.5.2. Đánh giá độ chính xác bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt

Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt đã lập cho thấy 64,1% số vụ sụt trượt xảy ra trong vùng rất cao và 20,5% trong vùng cao, còn lại 15,4% thuộc các vùng trung bình (7,7%), thấp (2,6%) và rất thấp (5,1%). Đánh giá tỷ số tần suất sụt trượt (FR) cho thấy, khoảng 60,6% diện tích được phân loại thuộc vùng nguy cơ rất cao, 27,1% thuộc vùng nguy cơ cao, và chỉ 12,3% còn lại nằm trong các lớp từ trung bình đến rất thấp (Hình 3.7).



Hình 3.7. Đánh giá độ chính xác của bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000

3.6. Đánh giá ảnh hưởng tỷ lệ bản đồ đến kết quả phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá

3.6.1. Mức độ ứng dụng ở các tỷ lệ bản đồ khác nhau

Để bổ sung và khắc phục những hạn chế của dữ liệu bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000, nghiên cứu này còn sử dụng thêm bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000 để xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt chi tiết hơn, phản ánh rõ sự phân hóa địa chất – kiến tạo.

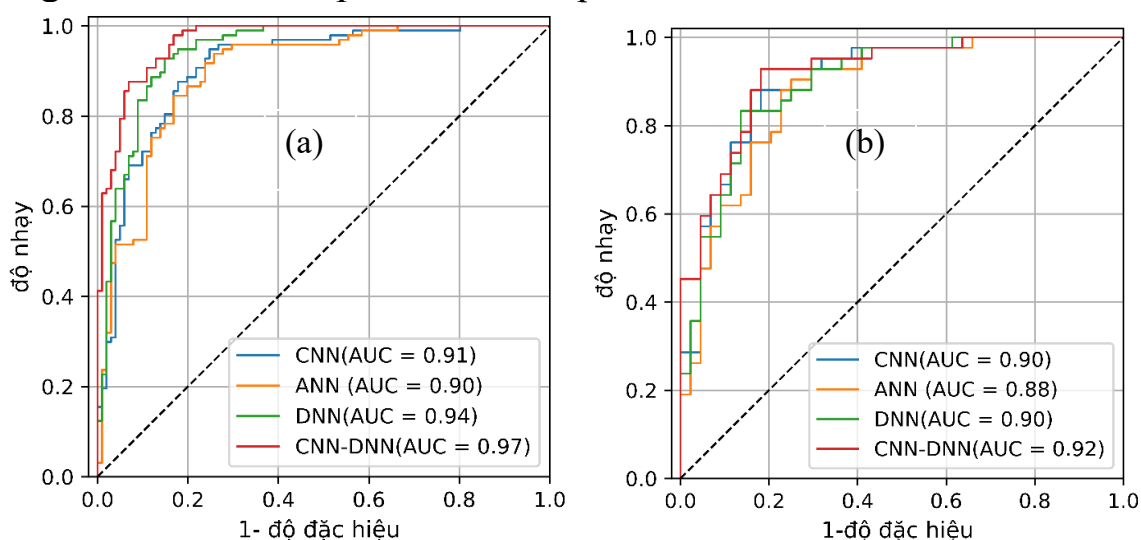
3.6.2. Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000

Phản địa chất và khoảng cách tới đứt gãy được cập nhật từ dữ liệu bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000, bao gồm các tờ F48-79C, F48-67C, F48-66B, F48-66D và F48-79A. Các mô hình AI được áp dụng gồm

CNN, ANN, DNN và CNN–DNN, với tham số, kiến trúc huấn luyện và quy trình thực hiện giữ nguyên như Hình 3.3.

Phân tích AUC cho thấy tất cả các mô hình đều phân loại tốt, với AUC từ 0,88 đến 0,97. Mô hình CNN–DNN có hiệu suất tốt nhất, đạt AUC = 0,97 (huấn luyện) và 0,92 (kiểm chứng) (Hình 3.8).

Đánh giá hiệu suất mô hình khi dùng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000 cho thấy mô hình CNN–DNN đạt hiệu suất tốt nhất, với ACC = 89,39% (huấn luyện) và 87,21% (kiểm chứng), hệ số Kappa tương ứng 0,788 và 0,745 phản ánh kết quả dự báo tốt so với thực tế.

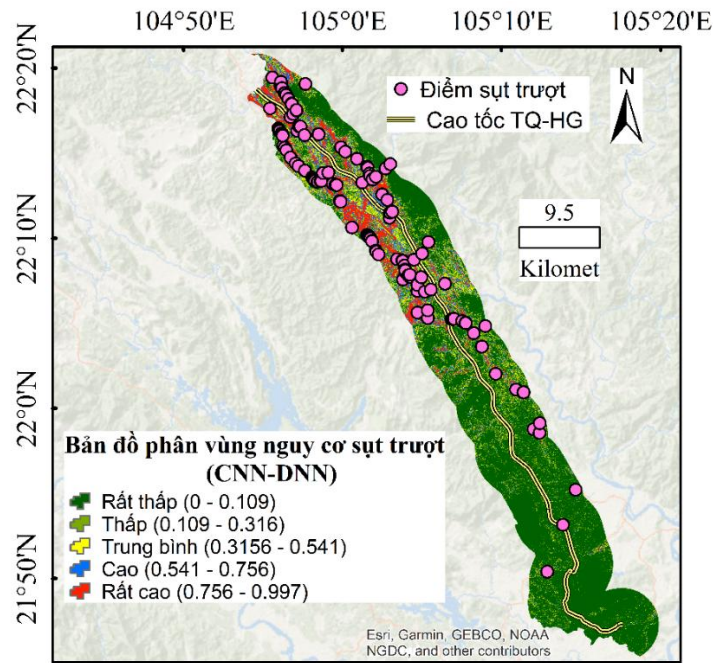


Hình 3.8. Phân tích AUC sử dụng dữ liệu huấn luyện (a) và kiểm chứng (b) với bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000

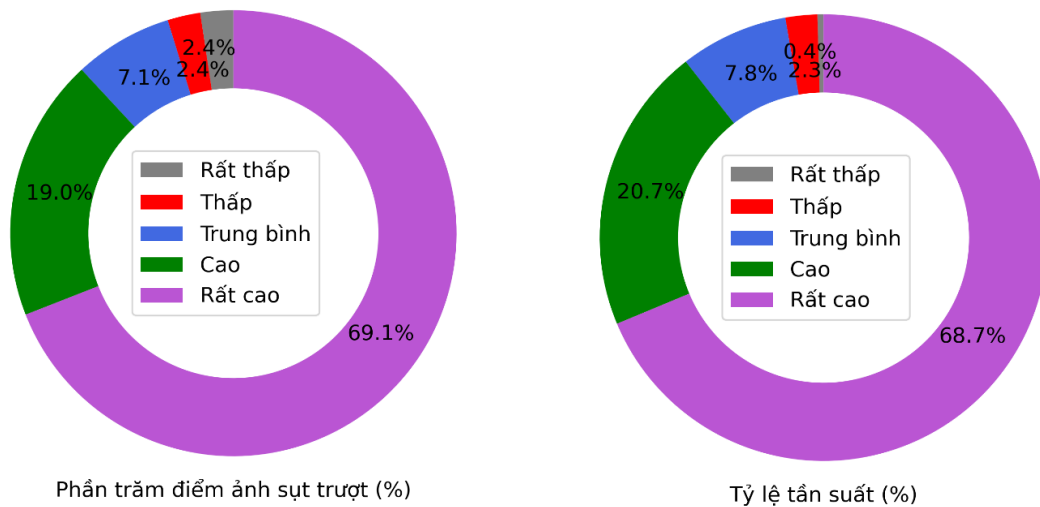
Kết quả phân tích SHAP cho thấy lượng mưa trung bình năm (+0,11) và lượng mưa trận lớn nhất (+0,09), chỉ số thực vật và độ cao địa hình (+0,09), độ cao địa hình (+0,09), khoảng cách đến đường giao thông (+0,08) là các yếu tố ảnh hưởng chính gây sụt trượt. Các yếu tố có ảnh hưởng trung bình hoặc thấp.

Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt được xây dựng bằng mô hình CNN-DNN khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000 và được phân loại thành 5 lớp gồm: Rất thấp (0–0,109), thấp (0,109–0,316), trung bình (0,316–0,541), cao (0,541–0,756) và rất cao (0,756–0,997) (Hình 3.9).

Phân tích phần trăm sụt trượt cho thấy lớp rất cao chiếm 69,1%, cao 19,0%, và trung bình 7,1%, trong khi thấp và rất thấp chỉ 2,4% mỗi loại. Như vậy, ở tỷ lệ bản đồ địa chất này, khoảng 90% diện tích bản đồ thuộc hai lớp nguy cơ sụt trượt cao và rất cao (Hình 3.10).



Hình 3.9. Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt bằng mô hình CNN-DNN khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000



Hình 3.10. Đánh giá độ chính xác của bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000

Phân tích tỷ lệ tần suất cho thấy các điểm sụt trượt tập trung ở hai lớp nguy cơ cao và rất cao. Cụ thể, lớp nguy cơ rất cao chiếm tới khoảng 68,7%, lớp nguy cơ cao chiếm 20,7% trong khi các lớp trung bình, thấp và rất thấp chỉ chiếm lần lượt 7,8%; 2,3% và 0,4%.

3.6.3. Đánh giá ảnh hưởng của tỷ lệ bản đồ

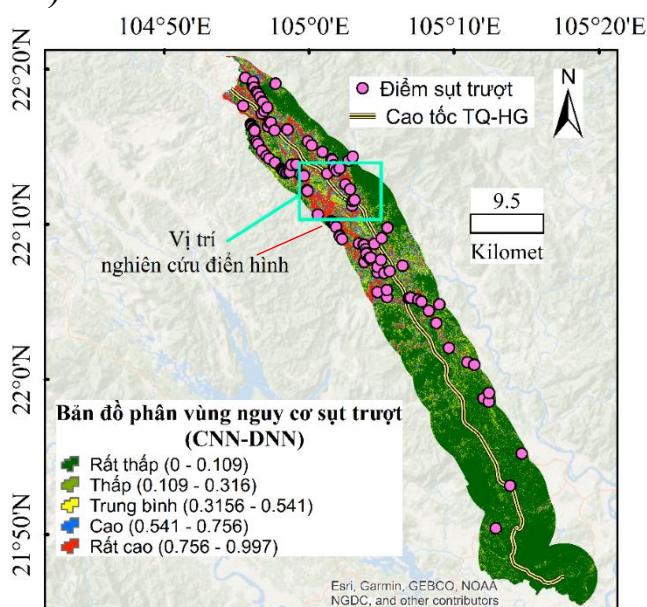
Khi sử dụng bản đồ địa chất ở hai tỷ lệ 1:50.000 và 1:200.000 các mô hình AI sử dụng đều đạt giá trị AUC cao, phản ánh khả năng dự

báo tốt và không có sự chênh lệch đáng kể giữa hai tỷ lệ. Giá trị SHAP cho thấy thứ bậc của các yếu tố đầu vào không có sự khác biệt lớn.

Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt ở hai tỷ lệ bản đồ địa chất khác nhau đều có độ chính xác đạt mức cao, song vẫn có sự khác biệt nhất định về hiệu suất phân vùng nguy cơ. Với bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000 có 64,1% số vụ sụt trượt xảy ra trong vùng nguy cơ rất cao và 20,5% trong vùng cao, tương ứng hơn 84% điểm sụt trượt tập trung ở hai lớp nguy cơ cao nhất. Trong khi đó, ở bản đồ tỷ lệ 1:50.000 thể hiện 69,1% diện tích tuyến nằm trong lớp nguy cơ rất cao và 19,0% trong lớp cao, tương ứng gần 90% diện tích được nhận diện trong hai lớp nguy cơ cao nhất, phản ánh độ chi tiết và khả năng nhận diện không gian cao hơn của bản đồ tỷ lệ lớn.

3.6.4. Đánh giá chung tuyến đường được lựa chọn thiết kế

Kết quả phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá khu vực dọc hướng tuyến nghiên cứu điển hình bằng AI khi sử dụng bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000 cho thấy một số phân đoạn tuyến đi qua khu vực có nguy cơ sụt trượt cao. Đáng chú ý có phân đoạn từ km 65+000 đến km 77+200 được xác định là khu vực có nguy cơ sụt trượt ở mức cao đến rất cao (Hình 3.11).



Hình 3.11. Vị trí nghiên cứu điển hình trên nền bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt tỷ lệ 1:50.000

3.7. Kết luận chương 3

Khảo sát khu vực nghiên cứu điển hình ghi nhận 139 điểm sụt trượt, chủ yếu là trượt xoay (43,17%) và trượt hỗn hợp (56,83%), và 91,37% điểm sụt trượt xảy ra tại các bờ dốc nhân tạo.

Ứng dụng 4 mô hình học sâu (CNN, ANN, DNN, CNN–DNN) đều cho kết quả dự báo tốt, trong đó CNN–DNN là tốt nhất với AUC (huấn luyện) đạt 0,97 và 0,93 trên tập kiểm chứng (đối với bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000) và 0,92 trên tập kiểm chứng (đối với bản đồ địa chất tỷ lệ 1:50.000).

Phân tích SHAP xác định 5/14 yếu tố ảnh hưởng chính đến nguy cơ sụt trượt: lượng mưa lớn nhất; lượng mưa trung bình năm; chỉ số thực vật; khoảng cách đến đường giao thông; và độ cao địa hình.

Bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt cho thấy, mức nguy cơ cao và rất cao chiếm 84,6% (bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000) và 88,1% (bản đồ tỷ lệ 1:50.000). Theo đó, đoạn tuyến từ km 65+00 đến km 77+200 được xác định nằm trong khu vực có nguy cơ cao đến rất cao.

CHƯƠNG 4 NGHIÊN CỨU DỰ BÁO ỔN ĐỊNH BỜ DỐC NỀN ĐÀO VÀ ĐỀ XUẤT GIẢI PHÁP ỔN ĐỊNH BẰNG PHƯƠNG PHÁP TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

4.1. Khái quát chung

Nghiên cứu lựa chọn các vị trí nền đào sâu điển hình trong vùng nguy cơ cao để phân tích ổn định bờ dốc bằng mô hình số theo phương pháp cân bằng giới hạn, xét hai trạng thái tự nhiên và bão hòa, cùng các giải pháp gia cố. Kết quả phân tích mô hình số được dùng xây dựng dữ liệu hệ số ổn định, phục vụ ứng dụng mô hình trí tuệ nhân tạo trong dự báo và đề xuất giải pháp gia cố nền đào hợp lý.

4.2. Lựa chọn vị trí nghiên cứu điển hình

4.2.1. Cơ sở lựa chọn

Kết quả phân vùng nguy cơ sụt trượt cho thấy đoạn tuyến từ km 65+000 đến km 73+000 nằm trong khu vực có nguy cơ sụt trượt cao và rất cao. Trên cơ sở đó, nghiên cứu lựa chọn 10 vị trí nền đường đào sâu để phân tích ổn định bờ dốc theo các hệ số mái nghiên khác nhau, đồng thời đề xuất các giải pháp ổn định phù hợp.

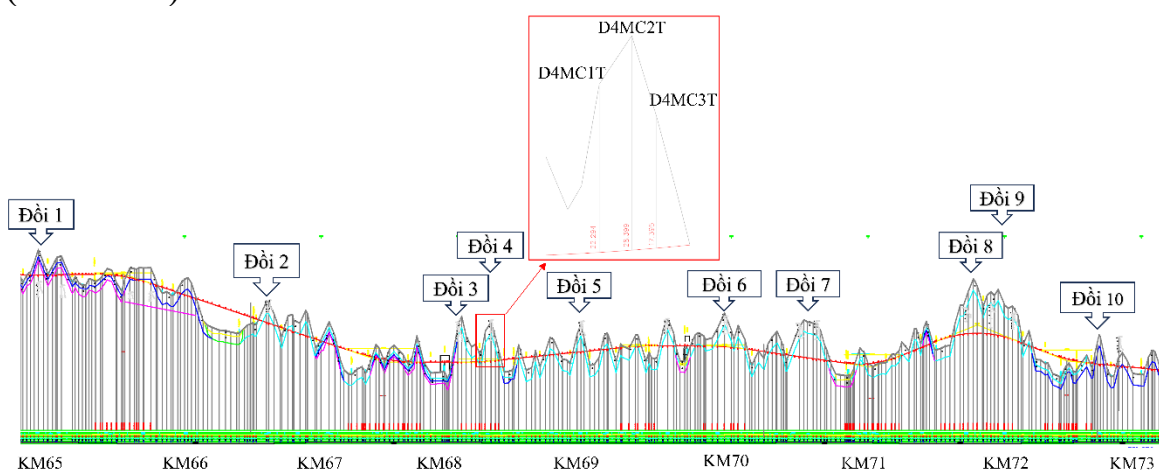
4.2.2. Đặc điểm địa kỹ thuật và thiết kế nền đào sâu đoạn nghiên cứu điển hình

Các dữ liệu đầu vào sử dụng kết quả từ 30 lỗ khoan khảo sát, là mặt cắt địa chất công trình tỷ lệ 1:200, số liệu thí nghiệm trong phòng và hiện trường, chỉ tiêu cơ lý của các lớp đất đá. Những dữ liệu này vừa sử dụng để phân tích ổn định bờ dốc tạo dữ liệu và cũng sử dụng cho mô hình dự báo hệ số an toàn bằng AI.

4.3. Thiết lập cơ sở dữ liệu sử dụng để dự báo ổn định nền đường đào sâu

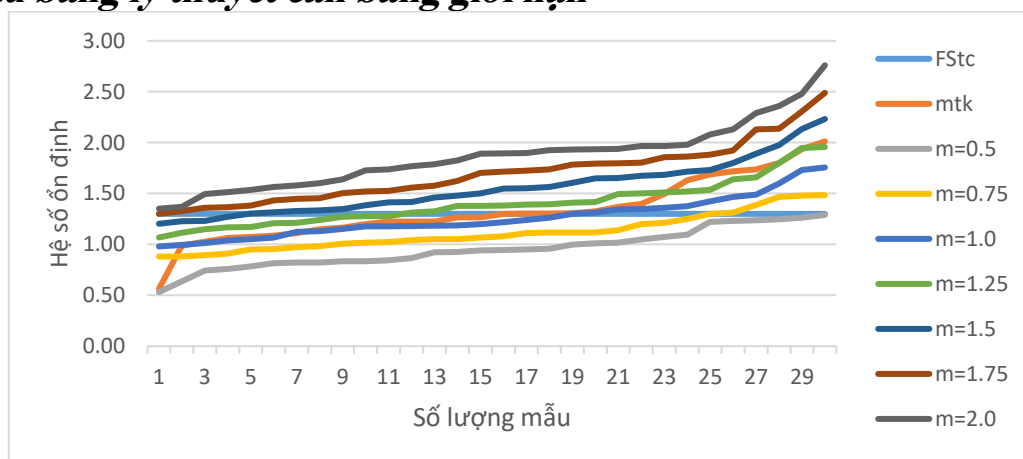
4.3.1. Các thông số đất nền và các kịch bản thiết kế bờ dốc nền đào sâu đoạn tuyến nghiên cứu điển hình

Nghiên cứu lựa chọn 10 đồi điển hình có nền đào sâu ($H > 12$ m). Mỗi vị trí chọn 3 mặt cắt ngang (tại đỉnh và gần 2 chân đồi), với khoảng cách từ 20 m đến 50 m, tổng cộng 30 mặt cắt tính toán. Các chỉ tiêu cơ lý của đất đá (c , ϕ , γ) được chuẩn hóa; hệ số bờ dốc với các kịch bản khác nhau ($m = 0,5; 0,75; 1,0; 1,25; 1,5; 1,75; 2,0$ và hệ số m theo thiết kế được duyệt); độ cao bờ dốc (H); số cơ bờ dốc (X) (Hình 4.1).



Hình 4.1. Mặt cắt dọc từ đồi số 1 đến đồi số 10 thuộc đoạn tuyến nghiên cứu điển hình

4.3.2. Kết quả phân tích ổn định có các hệ số bờ dốc nền đường khác nhau bằng lý thuyết cân bằng giới hạn

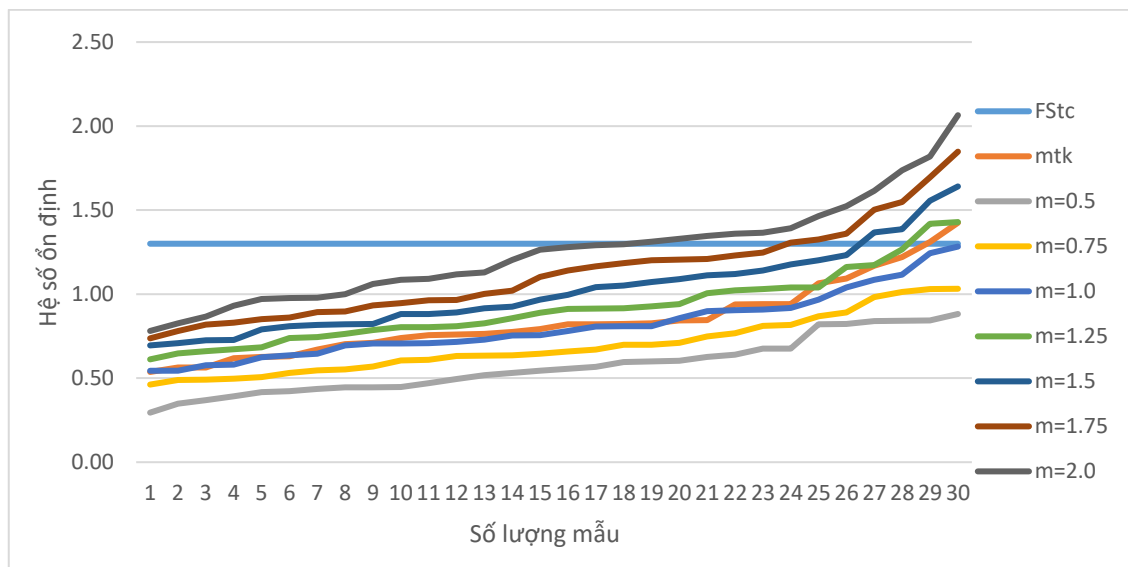


Hình 4.2. Hệ số ổn định bờ dốc khi đất ở trạng thái tự nhiên

Kết quả tính toán 240 mặt cắt ở trạng thái tự nhiên, tương ứng với 8 kịch bản hệ số mái đào (m) khác nhau cho thấy mức độ ổn định thay

đôi đáng kể theo m . Khi $m = 0,5$, 30/30 mặt cắt (100%) có $FS < 1,3$. Khi $m = 0,75$, tỷ lệ mặt cắt đạt $FS \geq 1,3$ tăng lên 20%; với $m = 1,0$ đạt 40%, $m = 1,25$ đạt 63,3% và $m = 1,5$ đạt 86,7%. Khi $m \geq 1,75$ toàn bộ các mặt cắt đều có $FS \geq 1,3$. Theo phương án thiết kế đã được chọn, có 15/30 mặt cắt (50%) đạt yêu cầu $FS > 1,3$ (Hình 4.2).

Kết quả tính toán 240 mặt cắt đất ở trạng thái bão hòa tương ứng với 8 kịch bản m cho thấy, FS giảm đáng kể so với đất tự nhiên. Khi hệ số $m = 0,5$; $0,75$; $1,0$ không có mặt cắt nào đạt yêu cầu $FS \geq 1,3$. Khi $m = 1,25$ chỉ có 2/30 mặt cắt (6,7%) đạt yêu cầu $FS \geq 1,3$; $m = 1,5$ tăng lên 4/30 (13,3%); $m = 1,75$ đạt 7/30 (23,3%) và $m = 2,0$ đạt 12/30 (40%). Theo phương án thiết kế được duyệt, chỉ 2/30 mặt cắt (6,7%) đạt yêu cầu (Hình 4.3).



Hình 4.3. Hệ số ổn định bờ dốc khi đất ở trạng thái bão hòa

Kết quả phân tích FS của bờ dốc nền đường đào ở hai trạng thái tự nhiên và bão hòa cho thấy, hệ số ổn định có xu hướng tăng khi bờ dốc được thiết kế thoải hơn, trong đó khoảng hệ số bờ dốc từ 1:1,25 đến 1:1,5 được xác định là phù hợp. Ngược lại, khi chiều cao tăng khối lượng đất phía trên mặt trượt tiềm năng sẽ lớn hơn, làm tăng lực gây trượt trong khi lực chống trượt có xu thế giảm.

4.4. Dự báo ổn định nền đào sâu bằng mô hình trí tuệ nhân tạo

4.4.1. Cơ sở dữ liệu phục vụ dự báo ổn định bờ dốc nền đường đào

Dữ liệu sử dụng 210 trường hợp để dự báo hệ số ổn định theo các hệ số bờ dốc giả định khác nhau (không bao gồm phương án thiết kế được duyệt). Tập dữ liệu được xây dựng trên cơ sở 7 biến đầu vào

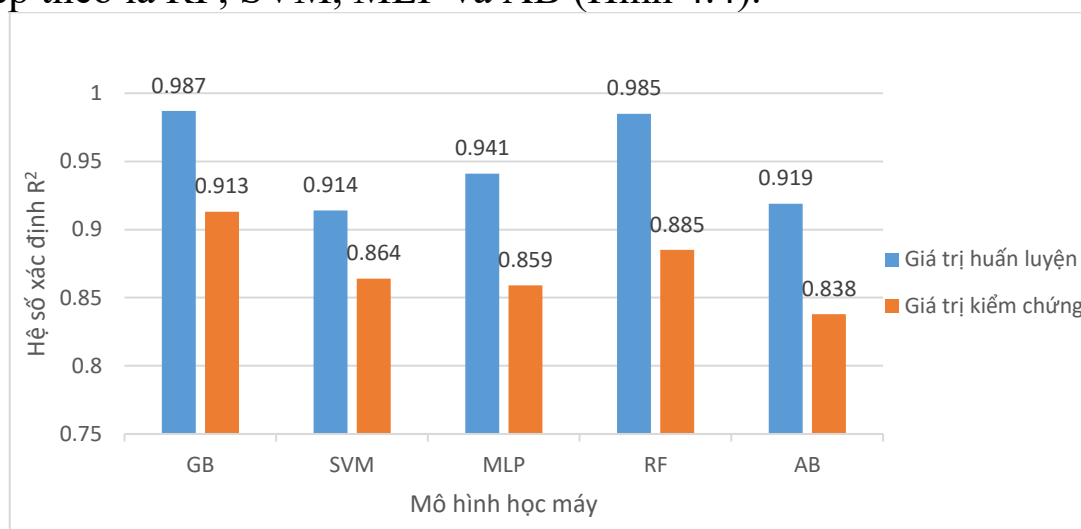
gồm: trọng lượng thể tích đất đá (γ); lực dính đơn vị (c); góc ma sát trong (ϕ); chiều dày lớp đất tầng phủ; hệ số bờ dốc; độ cao bờ dốc; số cơ đào; và 1 biến đầu ra là hệ số ổn định (FS).

4.4.2. Trình tự thực hiện mô hình dự báo

Quy trình dự báo được thực hiện theo 4 bước chính bằng phần mềm Pycharm 2023.2.5, với các mô hình AI khác nhau, bao gồm: (1) Thu thập và chuẩn bị dữ liệu; (2) xử lý và phân chia dữ liệu; (3) xây dựng và huấn luyện mô hình; (4) đánh giá hiệu suất dự báo của mô hình.

4.4.3. Kết quả dự báo và đánh giá hiệu suất mô hình dự báo hệ số ổn định

Kết quả phân tích cho thấy, tất cả các mô hình sử dụng nghiên cứu (GB, RF, SVM, MLP và AB) đều có $R^2 > 0,8$ trên cả tập huấn luyện và kiểm chứng, mô hình Gradient Boosting (GB) thể hiện hiệu suất dự báo tốt nhất với $R^2 = 0,987$ (huấn luyện) và 0,913 (kiểm chứng), tiếp theo là RF, SVM, MLP và AB (Hình 4.4).



Hình 4.4. Hệ số xác định của các mô hình sử dụng dự báo FS

Phân tích SHAP cho thấy, hệ số bờ dốc m (+0,23) là yếu tố ảnh hưởng lớn nhất, tiếp theo là chiều cao bờ dốc (+0,08) và số cơ đào (+0,05). Các yếu tố hình học đóng vai trò chính đối với ổn định bờ dốc là cơ sở quan trọng cho thiết kế và tối ưu nền đào sâu.

4.4.4. Đánh giá độ tin cậy kết quả dự báo ổn định nền đào sâu tại các vị trí nghiên cứu điển hình

Một cách khác nhằm kiểm chứng kết quả dự báo bằng AI, tiến hành đánh giá thực địa hiện tượng sụt trượt ngay trong giai đoạn thi công. Kết quả khảo sát 3/2025, khi công tác đào nền tại các đồi nghiên cứu điển hình mới chỉ đạt khoảng 10 % - 30%, nhưng đã xuất hiện 1 điểm

sụt trượt và một số vị trí có nguy cơ. Khảo sát 6/2025, khi khối lượng đào nền đạt 25% - 60%, xuất hiện một số điểm sụt trượt và dấu hiệu nguy cơ tại hàng loạt các đồi số 3, 8, 9, 10. Kiểm chứng thực tế trên bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt cho thấy, tất cả các vị trí sụt trượt đều nằm trong phạm vi có nguy cơ cao và rất cao (Hình 4.5).

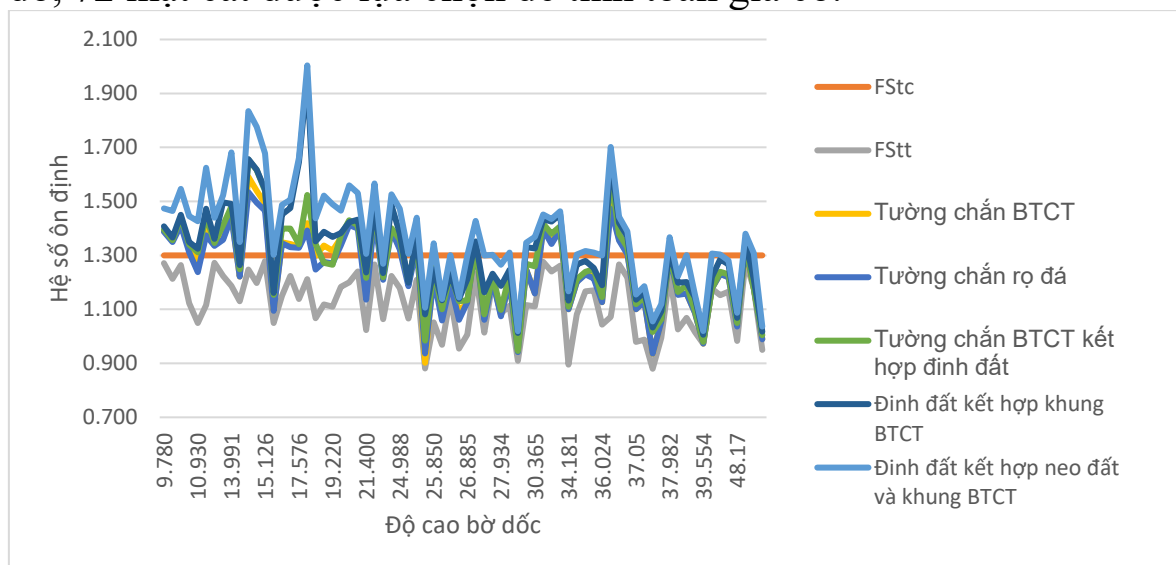


Hình 4.5. Vị trí sụt trượt tại đồi 3, đồi 9 (chụp 6/2025)

4.5. Bước đầu đề xuất giải pháp gia cố bờ dốc nền đường đào sâu bằng trí tuệ nhân tạo

4.5.1. Xây dựng cơ sở dữ liệu dự báo

Kết quả tính toán hệ số ổn định (FS) cho 240 mặt cắt ở trạng thái tự nhiên cho thấy, 102 mặt cắt không đạt yêu cầu ($FS < 1,3$). Đối với hệ số bờ dốc $m = 0,5$ toàn bộ các mặt cắt tính toán nghiên cứu đều không đạt yêu cầu, do đó không xem xét giải pháp gia cố. Trên cơ sở đó, 72 mặt cắt được lựa chọn để tính toán gia cố.



Hình 4.6. Hệ số ổn định theo các biện pháp gia cố bờ dốc khi đất đá ở trạng thái tự nhiên

Nghiên cứu này, lựa chọn 5 biện pháp gia cố gồm: Tường chắn BT trọng lực; tường chắn rọ đá; tường chắn BTCT kết hợp đỉnh đất; đỉnh đất kết hợp khung BTCT; đỉnh đất kết hợp neo đất và khung BTCT. Các thông số kỹ thuật của mỗi biện pháp được giữ nguyên và không điều chỉnh cho từng trường hợp riêng lẻ nhằm rút ra các quy luật về hiệu quả của từng giải pháp.

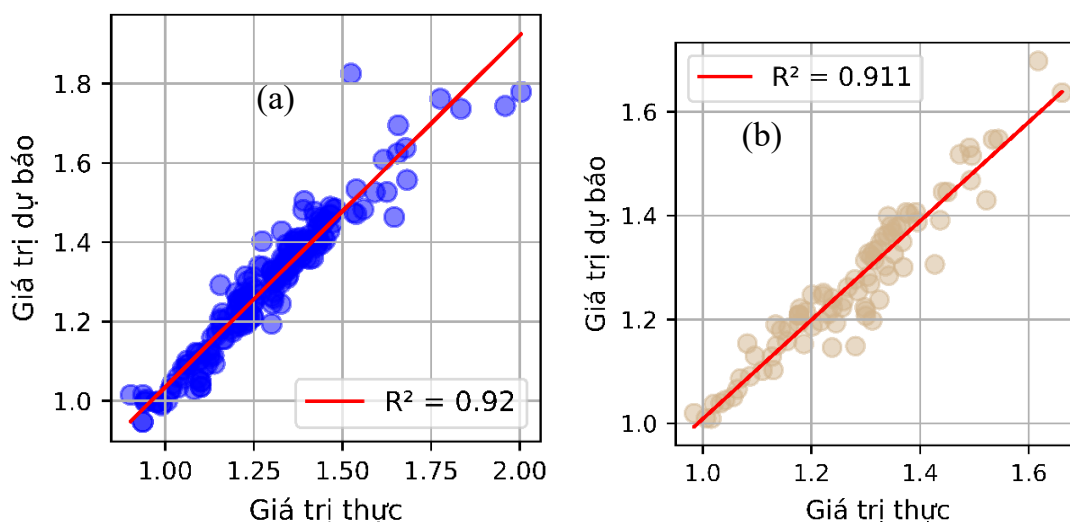
Kết quả phân tích 360 mặt cắt với 5 giải pháp gia cố cho thấy: khi chiều cao bờ dốc $H > 35$ m, hiệu quả với đỉnh đất + neo đất; $H = 20 - 35$ m, phù hợp với đỉnh đất hoặc đỉnh đất + tường BTCT; còn khi $H < 20$ m, có thể dùng tường chắn bằng rọ đá xếp hoặc tường chắn BT trọng lực (Hình 4.6).

4.5.2. Xử lý dữ liệu dự báo ổn định bờ dốc nền đào sâu có các giải pháp gia cố khác nhau bằng trí tuệ nhân tạo

Kết quả tính toán thực hiện trên 360 mẫu để đánh giá hiệu quả ổn định của bờ dốc khi áp dụng 1 trong 5 biện pháp gia cố khác nhau. Dữ liệu được tổng hợp, chuẩn hóa theo các tham số và đảm bảo quy trình thực hiện dự báo bằng AI.

4.5.3. Kết quả dự báo và hiệu suất dự báo

Kết quả huấn luyện mô hình GB có hệ số xác định $R^2 = 0,92$, $MAE = 0,03$ và $RMSE = 0,05$ phản ánh độ chính xác cao cùng sai số thấp. Đối với dữ liệu kiểm chứng, các chỉ số $R^2 = 0,911$, $MAE = 0,032$ và $RMSE = 0,043$ cho thấy mô hình duy trì được khả năng tổng quát trên dữ liệu mới (Hình 4.7).



Hình 4.7. Hệ số xác định mô hình GB (a) huấn luyện; (b) kiểm chứng

4.5.4. Định hướng lựa chọn giải pháp gia cố bờ dốc nền đào sâu theo kết quả phân tích bằng mô hình trí tuệ nhân tạo.

Ứng dụng AI trong phân tích và dự báo ổn định bờ dốc nền đào tuyến cao tốc Tuyên Quang – Hà Giang cho thấy hiệu quả trong thiết kế và lựa chọn giải pháp gia cố. Trên cơ sở đó, hoàn thiện cơ sở dữ liệu địa kỹ thuật và quy trình ứng dụng AI, đồng thời mở rộng phạm vi áp dụng cho các tuyến đường miền núi khác, nhằm nâng cao độ tin cậy và giá trị thực tiễn của mô hình dự báo.

4.6. Kết luận chương 4

Phân tích ổn định bờ dốc khi đất đá tự nhiên và bão hòa từ 480 mặt cắt tại (10 đồi) cho thấy, hệ số bờ dốc $m=1,25-1,5$ phù hợp với điều kiện địa hình và địa chất nghiên cứu điển hình, đảm bảo ổn định trượt.

Ứng dụng 5 mô hình học máy (GB, RF, SVM, MLP, AB) đều đạt $R^2 > 0,8$, trong đó GB hiệu quả nhất với $R^2 > 0,9$ trong dự báo ổn định bờ dốc. Phân tích SHAP xác định 3 yếu tố ảnh hưởng chính gồm: hệ số bờ dốc (tác động lớn nhất, $SHAP = 0,23$), số cơ và độ cao bờ dốc.

Phân tích 360 mặt cắt với 5 giải pháp gia cố khác nhau cho thấy: Khi $H > 35$ m, hiệu quả với đỉnh đất + neo đất; $H = 20-35$ m, phù hợp với đỉnh đất hoặc đỉnh đất + tường BTCT; và $H < 20$ m, có thể dùng tường chắn rọ đá hoặc tường chắn BT trọng lực.

Dự báo giải pháp gia cố bằng mô hình GB đạt $R^2 > 0,9$, chứng minh tính khả thi của AI trong lựa chọn thiết kế phù hợp thực tế.

KẾT LUẬN

Luận án đã thu được một số kết quả và đóng góp mới sau:

Nghiên cứu đã xây dựng cơ sở dữ liệu gồm 139 điểm sụt trượt và 14 yếu tố ảnh hưởng phục vụ cho việc ứng dụng các mô hình AI trong phân tích, dự báo và lập bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá dọc đoạn tuyến cao tốc Tuyên Quang – Hà Giang, với phạm vi nghiên cứu bao quát dải rộng 8 km theo hướng tuyến.

Xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sụt trượt đất đá bằng các mô hình học sâu gồm CNN, ANN, DNN và CNN–DNN cho hai bản đồ địa chất tỷ lệ 1:200.000 và 1:50.000. Kết quả mô hình CNN–DNN đạt hiệu suất dự báo tốt nhất, trong đó bản đồ tỷ lệ 1:50.000 thể hiện khả năng phân vùng chính xác hơn, với nguy cơ sụt trượt cao và rất cao chiếm 88,1%. Đồng thời, phân tích SHAP cho thấy 5 yếu tố ảnh hưởng chính gồm lượng mưa trận lớn nhất, lượng mưa trung bình năm, chỉ số thực vật, khoảng cách đến đường giao thông và độ cao địa hình.

Xây dựng cơ sở dữ liệu gồm 480 mặt cắt tại 10 vị trí nền đào sâu điển hình (10 đồi) áp dụng lý thuyết cân bằng giới hạn theo

phương pháp Bishop bằng phần mềm GeoStudio 2023. Xác định ngưỡng FS phù hợp trong khoảng 1,25–1,50 đảm bảo ổn định bờ dốc với điều kiện địa chất và địa hình cụ thể khi không có giải pháp gia cố.

Dự báo FS tương ứng với các kịch bản thay đổi hệ số bờ dốc bằng các mô hình học máy GB, RF, SVM, MLP và AB cho thấy các mô hình đều đạt độ chính xác cao, với hệ số xác định $R^2 > 0,9$ trên dữ liệu huấn luyện và $R^2 > 0,8$ trên dữ liệu kiểm chứng. Trong đó, mô hình GB có hiệu suất tốt nhất. Phân tích SHAP đã xác định 3 biến ảnh hưởng chính đến FS gồm hệ số bờ dốc (ảnh hưởng lớn nhất là 0,23), số cơ và chiều cao bờ dốc.

Xây dựng cơ sở dữ liệu cho 360 mặt cắt cho thấy biện pháp đê đất kết hợp neo và khung BTCT là giải pháp hiệu quả, đặc biệt đối với các bờ dốc cao trên 35 m và bước đầu đề xuất giải pháp gia cố (tường chắn BTCT, tường chắn rọ đá, tường BTCT kết hợp đê đất, đê đất kết hợp khung BTCT, đê đất kết hợp neo và khung BTCT) bằng mô hình Gradient Boosting (GB) cho thấy khả năng dự báo hiệu quả trong công tác thiết kế.

2. Hạn chế

Nghiên cứu mới chỉ được thực hiện trên một tuyến đường điển hình, chưa bao quát các khu vực có điều kiện địa hình phức tạp, độ cao và độ dốc lớn như vùng Tây Bắc và miền Trung.

Nghiên cứu chỉ thực hiện cho 5 biện pháp gia cố với các thông số cố định mà chưa xét đến thông số kỹ thuật phù hợp cho từng mặt cắt, điều này có thể làm giảm tính đại diện và khả năng áp dụng vào thực tiễn.

3. Kiến nghị

Kết quả phân vùng nguy cơ sụt trượt có ý nghĩa quan trọng trong dự báo và lựa chọn hướng tuyến. Tuy nhiên, bản đồ phân vùng phụ thuộc vào tỷ lệ, yếu tố ảnh hưởng và phạm vi nghiên cứu. Vì vậy, cần tiếp tục nghiên cứu ở mức độ chi tiết hơn, để nâng cao độ chính xác của bản đồ phân vùng trong thực tiễn.

Tiếp tục theo dõi và đánh giá các điểm trượt đã dự báo, để kiểm chứng mức độ phù hợp của các giải pháp đã đề xuất. Qua đó nâng cao hiệu quả của các biện pháp gia cố sụt trượt.

4. Hướng nghiên cứu tiếp theo

Mở rộng hướng nghiên cứu sang khu vực khác để kiểm chứng khả năng tổng quát hóa và độ tin cậy của mô hình AI.

Tích hợp dữ liệu thời gian thực vào hệ thống để xây dựng mô hình dự báo sụt trượt đất đá có tính thích ứng cao.

Tích hợp mô hình học máy với phần mềm mô phỏng địa kỹ thuật để tự động hóa quy trình phân tích ổn định, giảm thời gian tính toán và nâng cao hiệu quả thiết kế kỹ thuật.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

Luận án đã công bố được 08 bài báo với 03 bài báo trên các tạp chí khoa học quốc tế ISI, 01 bài báo trên các tạp chí Scopus và 02 bài báo trên hội thảo quốc gia, 01 bài báo trên hội thảo quốc tế và 01 bài báo trên tạp chí JSTT.

1. Nguyễn Đức Đảm, Nguyễn Đức Mạnh, Phạm Thái Bình. (2023). Một số vấn đề liên quan đến việc lựa chọn tuyến khi thiết kế đường ô tô xây dựng mới qua vùng đồi núi theo hướng tiếp cận mới. Hội nghị khoa học toàn quốc Vietgeo, 77-85.
2. Indra Prakash, Nguyen Duc Dam, Nguyen Thanh Tuan, Tran Van Phong and Le Van Hiep. (2024). Landslide susceptibility zoning: integrating multiple Intelligent models with SHAP Analysis. Journal of Science and Transport Technology, 23-41.
3. Nguyen Viet Tiep, Nguyen Duc Dam, Nguyen Duc Manh, Cao Trong Cong, Mai Sy Hung, Le Van Hiep, Indra Prakash and Pham Thai Binh. (2024). Exploring deep learning models for roadside landslide prediction: Insights and implications from comparative analysis. Physics and Chemistry of the Earth, Parts a/b/c, 136, 103741.
4. Nguyen Duc Dam, Nguyen Duc Manh, Nguyen Viet Tiep, Cao Trong Cong, Tran Van Phong, Dao Minh Duc, Tran Xuan Bien, Indra Prakash, Le Van Hiep and Pham Thai Binh. (2024). Enhanced Landslide Spatial Prediction Using Hybrid Deep Learning Model and SHAP Analysis: A Case Study of the Tuyen Quang-Ha Giang Expressway, Vietnam. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 1-20.
5. Nguyen Duc Dam, Nguyen Duc Manh and Pham Thai Binh. (2024). Exploring Deep learning Models for Prediction of Slope Stability. ISRM VietRock International Workshop, ISRM: pp ISRM-VIETROCK-2024-022.
6. Nguyen Duc Dam, Nguyen Duc Manh, Indra Prakash, Vu Tien Dung, Pham Thai Binh. (2024). Factor of Safety Analysis for Deeply Excavated Slopes in Road Construction Using Machine Learning

Models. International Conference On Sustainability In Civil Engineering 2024.

7. Nguyen Duc Dam, Nguyen Viet Tiep, Bui Thi Quynh Anh, Le Van Hiep, Indra Prakash, Romulus Costache, Manish Pandey and Pham Thai Binh. (2025). Landslide Susceptibility Mapping Using RBFN-Based Ensemble Machine Learning Models. CMES-Computer Modeling in Engineerin & Sciences, 142(1).

8. Nguyen Duc Dam, Nguyen Duc Manh, Indra Prakash, Nguyen Van Huong, Le Van Hiep and Pham Thai Binh. (2025). Prediction of safety factor for slope stability using machine learning models. Vietnam Journal of Earth Sciences, 197-215.