

TỔNG QUAN HỆ THỐNG VỀ TRƯỢT LỎ ĐẤT VÀ LŨ QUÉT TẠI MIỀN TRUNG VIỆT NAM: CƠ CHẾ PHÁT SINH, HIỆU ỨNG CHUỖI VÀ XU THẾ ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Nguyễn Thị Hồng Nụ

Trường Đại học Đông Á

Email: nunth@donga.edu.vn

Ngày nhận bài: 18/5/2026; ngày hoàn thành phản biện: 12/6/2026; ngày duyệt đăng: 30/6/2026

TÓM TẮT

Miền Trung Việt Nam là khu vực có mức độ nhạy cảm cao trước các tai biến địa chất, khí hậu, trong đó trượt lở đất và lũ quét thường phát triển dưới dạng chuỗi đa thiên tai (cascade effects). Nghiên cứu này áp dụng phương pháp tổng quan hệ thống theo chuẩn PRISMA 2020, tích hợp phân tích định tính và định lượng 75 công trình đáp ứng các tiêu chí lựa chọn (2018-2025) từ các cơ sở dữ liệu học thuật (Scopus, Web of Science, Google Scholar) và thực địa, nhằm làm rõ cơ chế phát sinh, đặc trưng động lực và hệ quả của tổ hợp tai biến. Kết quả cho thấy: (1) Cơ chế phát sinh chịu sự chi phối bởi tương tác phi tuyến giữa điều kiện địa chất tiền đề và lượng mưa cực trị, gây suy giảm hệ số an toàn (F_s) của sườn dốc; (2) Cường độ và tần suất tai biến có xu hướng gia tăng dưới tác động kép của hiện tượng khí hậu cực đoan và hoạt động nhân sinh; (3) Hiệu ứng chuỗi đa thiên tai (vật liệu trượt lở tạo đập chắn tự nhiên kích hoạt lũ bùn đá), làm mở rộng quy mô tác động theo không gian và thời gian; (4) Xu thế nghiên cứu hiện nay chuyển dịch sang tích hợp công nghệ không gian (GIS, viễn thám) và trí tuệ nhân tạo (hiệu năng AUC từ 0,85 đến trên 0,95), trọng tâm là Trí tuệ nhân tạo có khả năng giải thích (XAI) nhằm nâng cao độ tin cậy dự báo. Những kết quả này cung cấp cơ sở khoa học thực chứng quan trọng cho việc thiết lập ngưỡng mưa động, phát triển hệ thống cảnh báo sớm và quy hoạch quản trị rủi ro thiên tai.

Từ khóa: Trượt lở đất, lũ quét - lũ bùn đá, đa thiên tai, miền Trung Việt Nam, PRISMA 2020, mô hình dự báo (AI/XAI).

1. MỞ ĐẦU

Với địa hình 3/4 diện tích là đồi núi, độ dốc lớn, bị phân cắt mạnh và chịu ảnh hưởng của khí hậu nhiệt đới gió mùa, khu vực miền Trung Việt Nam thường xuyên chịu tác động của hiện tượng thời tiết cực đoan. Trong phạm vi nghiên cứu này, giới hạn địa lý miền Trung được xác định từ tỉnh Quảng Bình đến tỉnh Bình Định (bao gồm các tỉnh Quảng Bình, Quảng Trị, Thừa Thiên Huế, Đà Nẵng, Quảng Nam, Quảng Ngãi và Bình Định) dải lãnh thổ đặc thù có địa hình đồi núi dốc sát biển, bị phân cắt mạnh bởi hệ đứt gãy kiến tạo hoạt động và có mật độ xuất hiện tai biến trượt lở đất, lũ quét cao nhất cả nước (Das và cộng sự, 2024; Đỗ Quang Thiên và Nguyễn Đức Lý, 2013; Phạm và cộng sự, 2021). Thực tế, trượt lở đất, lũ quét thường không xảy ra độc lập mà có xu hướng liên kết thành các chuỗi đa thiên tai. Khối trượt có thể hình thành các đập chắn sạt lở tự nhiên và sau đó phát triển thành dòng bùn đá khi bị phá vỡ, làm tăng thêm mức độ rủi ro và tính phức tạp của quá trình tai biến. Sự cộng hưởng của các loại hình tai biến này không chỉ phá hủy cơ sở hạ tầng mà còn tác động đến an sinh xã hội và sự phát triển của cộng đồng miền núi (Hoang và Liou, 2024; Trần Thanh Thủy, 2021; Crozier, 2010).

Trong những năm gần đây, các nghiên cứu dự báo tai biến tại Việt Nam đã có bước chuyển dịch quan trọng. Ở giai đoạn đầu, các công trình chủ yếu sử dụng phương pháp thống kê mô tả, tri thức chuyên gia, hoặc mô hình phân tích thứ bậc (AHP) để xây dựng các bản đồ nguy cơ tại những vùng trọng điểm như Thừa Thiên Huế (Long và De Smedt, 2018), Quảng Nam (Hoàng Ngọc Tuấn & Võ Thị Tuyết, 2021; Nguyễn Chí Công và cộng sự, 2023), và Đà Nẵng (Nguyễn Thị Huyền và cộng sự, 2023; Đặng Thị Thùy và cộng sự, 2020). Tuy nhiên, nhằm giải quyết tính phức tạp và các mối quan hệ phi tuyến giữa các nhân tố địa môi trường kích hoạt trượt lở, xu hướng nghiên cứu hiện nay đã chuyển dịch sang việc ứng dụng các thuật toán Trí tuệ nhân tạo (AI) nhằm tối ưu hóa chỉ số hiệu năng (với AUC thường đạt từ 0,85 đến 0,95). Các mô hình Học máy (Machine Learning) như Rừng ngẫu nhiên (Random Forest) (Chen et al., 2018), Máy véc-tơ hỗ trợ (Support Vector Machines - SVM) và các thuật toán lai (Hybrid ensembles) đã được triển khai rộng rãi và chứng minh hiệu quả tại Kon Tum (Khan và cộng sự, 2025; Phạm Thái Bình và cộng sự, 2018; Bùi Tiến Diệu và cộng sự, 2019), vùng núi Tây Bắc (Bùi Tiến Diệu và cộng sự, 2016), Quảng Bình (Phạm Việt Hoa và cộng sự, 2023). Bên cạnh đó, các kiến trúc Học sâu (Deep Learning) ngày càng được áp dụng tại các khu vực có địa hình phân cắt mạnh như huyện Phước Sơn, tỉnh Quảng Nam (Trần Anh Tuấn và cộng sự, 2024; Bùi và cộng sự, 2020). Đồng thời, để khắc phục nhược điểm "hộp đen" (black-box) của AI, việc tích hợp Trí tuệ nhân tạo có khả năng giải thích (Explainable AI - XAI) đang dần trở thành hướng đi mới, mở ra triển vọng lớn trong việc quản lý rủi ro thiên tai tại khu vực miền Trung Việt Nam.

Mặc dù số lượng công trình nghiên cứu ngày càng nhiều, song phần lớn các nghiên cứu hiện nay vẫn tồn tại ba hạn chế chính: (1) Không gian nghiên cứu thường mang tính khu biệt tại các lưu vực nhỏ, có xu hướng thiên về tối ưu hóa cấu trúc toán

học của mô hình thay vì liên kết chúng với bản chất cơ lý và hệ quả kinh tế - xã hội trên bình diện toàn vùng (Das và cộng sự, 2024; Phạm Thị Thanh Nga và cộng sự, 2021). (2) Việc đánh giá rủi ro vẫn chủ yếu tiếp cận theo hướng đơn thiên tai, chưa làm rõ được cơ chế tương tác và sự khuếch đại thiệt hại của chuỗi đa thiên tai giữa trượt lở đất và lũ quét (Phạm Văn Tiến và cộng sự, 2021). (3) Dù các mô hình học máy và học sâu cho độ chính xác dự báo cao, nhiều nghiên cứu chưa giải quyết triệt để tính chất “hộp đen” dẫn đến thiếu các đánh giá đầy đủ độ bất định dữ liệu, khả năng chuyển giao không gian và tính minh bạch trong cơ chế dự báo (Đào Văn Đông và cộng sự, 2020).

Xuất phát từ những khoảng trống trên, nghiên cứu này thực hiện tổng quan hệ thống theo chuẩn PRISMA 2020 dựa trên 75 công trình tiêu biểu nhằm tổng hợp, đánh giá định lượng và hệ thống hóa các kết quả nghiên cứu về trượt lở đất và lũ quét tại miền Trung Việt Nam. Cụ thể, bài báo tập trung phân tích sâu bốn hướng nghiên cứu chính với các minh chứng bằng con số cụ thể: (1) Đặc trưng hình thái và quy mô diện tích trượt lở; (2) Cơ chế động lực học, ngưỡng mưa kích hoạt và sự suy giảm hệ số an toàn sườn dốc (F_s); (3) Mức độ tổn thương và thiệt hại do hiệu ứng chuỗi đa thiên tai gây ra đối với hệ thống hạ tầng; (4) Xu thế mô hình hóa tích hợp công nghệ không gian và AI/XAI phục vụ thiết lập hệ thống cảnh báo sớm (EWS) và quản trị rủi ro thiên tai.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Nghiên cứu được thực hiện theo phương pháp tổng quan hệ thống (Systematic Review), tuân thủ theo hướng dẫn chuẩn quốc tế PRISMA 2020 nhằm bảo đảm tính minh bạch và khả năng tái lập (Page và cộng sự, 2021).

2.1. Quy trình thu thập tài liệu

Quá trình tìm kiếm và truy xuất dữ liệu được tiến hành tập trung vào tháng 1/2026 trên các cơ sở dữ liệu học thuật quốc tế uy tín hàng đầu bao gồm Web of Science (WoS) và Scopus, kết hợp với Google Scholar và cơ sở dữ liệu Tạp chí của Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam (VAST) để mở rộng phạm vi đối với các công trình nghiên cứu đặc thù tại địa phương. Cú pháp tìm kiếm được thiết lập dựa trên các tổ hợp từ khóa logic (Boolean operators) bao gồm: (“*landslide susceptibility*” OR “*flash flood*” OR “*debris flow*”) AND (“*Central Vietnam*” OR “*Quang Nam*” OR “*Da Nang*”) AND (“*machine learning*” OR “*deep learning*” OR “*early warning systems*” OR “*cascade effects*”) đối với các cơ sở dữ liệu quốc tế. Đồng thời, các chuỗi truy vấn tiếng Việt tương đương như: (“trượt lở đất” OR “lũ bùn đá” OR “lũ quét”) AND (“miền Trung” OR “Rào Trăng” OR “Nam Trà My”) cũng được áp dụng để bổ sung. Việc tìm kiếm tập trung vào các ấn phẩm công bố bằng tiếng Anh và các bài báo chất lượng cao bằng tiếng Việt có tóm tắt tiếng Anh trên các tạp chí chuyên ngành khoa học Trái đất. Giai đoạn tìm kiếm trọng tâm là 2018–2025 để đảm bảo tính cập nhật của công nghệ trí tuệ nhân tạo. Bên cạnh đó, một số tài liệu nền tảng xuất

bản trước năm 2018 vẫn được đưa vào nhằm cung cấp chuỗi số liệu lịch sử về địa chất công trình, đồng thời bổ sung công trình xuất bản sớm của Wang và cộng sự (2026) do tính cập nhật về mặt phương pháp.

2.2. Quy trình sàng lọc và Tiêu chí lựa chọn

Sau khi thu thập 300 hồ sơ ban đầu, quy trình sàng lọc và đánh giá nguy cơ sai lệch (Risk of Bias) được tiến hành độc lập bởi 02 nghiên cứu viên thực hiện theo các bước (Hình 1):

- Sàng lọc sơ bộ: Loại bỏ 50 tài liệu trùng lặp và 110 nghiên cứu không tương thích về không gian địa lý hoặc chủ đề thông qua phân tích tiêu đề và tóm tắt

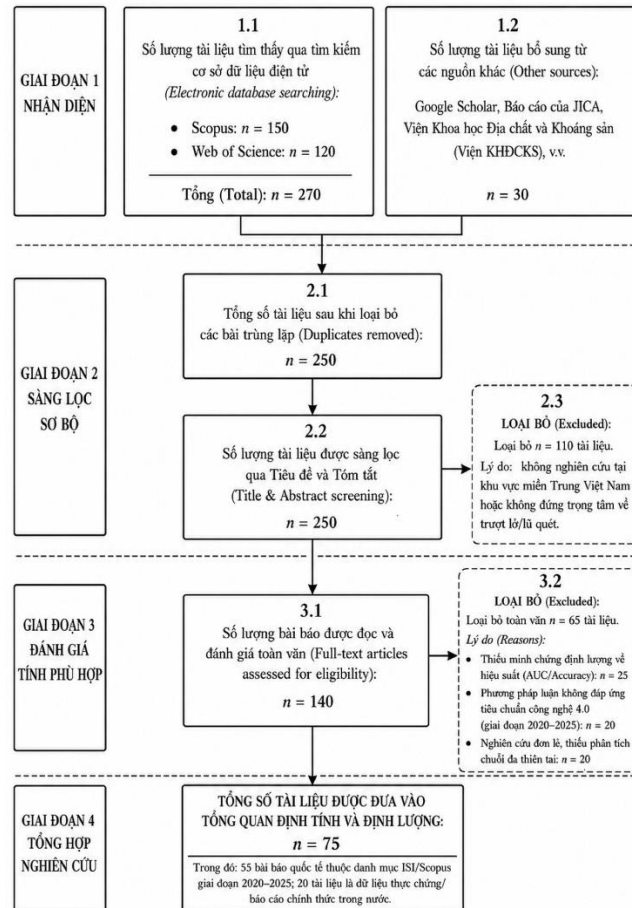
- Đánh giá toàn văn (n = 140): 140 tài liệu được phân tích chi tiết nội dung, trong đó 65 công trình bị loại trừ do các nguyên nhân: (i) Thiếu dữ liệu định lượng hoặc chỉ số hiệu năng (AUC, RMSE) (n = 25); (ii) Sử dụng phương pháp kinh nghiệm lỗi thời, không có kiểm chứng (n = 20); (iii) Chỉ nghiên cứu thiên tai đơn lẻ, thiếu phân tích "hiệu ứng chuỗi" (n = 20).

- Xác lập danh mục phân tích: 75 công trình phù hợp nhất với các tiêu chí đề ra được đưa vào tổng hợp cuối cùng.

2.3. Tổng hợp và phân tích dữ liệu

Nghiên cứu áp dụng tiếp cận tích hợp định tính và định lượng:

- Phân tích định tính: Hệ thống hóa cơ chế phá hủy vật lý sườn dốc dựa trên nguyên lý Mohr-Coulomb (Mergili và cộng sự, 2014) thông qua việc đánh giá sự suy giảm hệ số an toàn (F_s), kết hợp diễn giải động lực học chuyển pha sang dòng lũ bùn đá.



Hình 1. Quy trình tuyển chọn tài liệu nghiên cứu theo hướng dẫn PRISMA 2020 (Page và cộng sự, 2021).

- Phân tích định lượng (Quantitative synthesis): Trích xuất các thông số hình thái thực chứng (thể tích, diện tích khối trượt) nhằm đánh giá quy mô tai biến. Đồng thời, nghiên cứu tiến hành phân tích, so sánh chéo các chỉ số hiệu suất thống kê (như Hệ số đường cong ROC - AUC, và Độ chính xác - Accuracy) đối chiếu năng lực dự báo của các mô hình Học máy và Học sâu (như RF, SVM, DNN, CNN) với phương pháp phân tích thứ bậc (AHP) (Costache et al, 2020). Quá trình phân tích tập trung vào khả năng tối ưu hóa chỉ số AUC (đạt từ 0,85 đến 0,95) và mức độ tích hợp Trí tuệ nhân tạo có khả năng giải thích (Explainable AI - XAI), minh bạch hóa các mô hình "hộp đen" trong dự báo không gian.

2.4. Độ tin cậy và hạn chế

Dù đã tuân thủ quy trình sàng lọc PRISMA với các nguồn tài liệu quốc tế và trong nước phù hợp với tiêu chí tuyển chọn, nghiên cứu vẫn tồn tại một số hạn chế về sự không đồng nhất độ phân giải dữ liệu đầu vào (DEM, mạng lưới trạm mưa) giữa các công trình. Tuy nhiên, với danh mục 75 tài liệu đã qua sàng lọc theo các tiêu chí xác định trước, bài báo đảm bảo cung cấp cơ sở tổng hợp bằng chứng phục vụ phân tích về tai biến trượt lở, lũ quét tại khu vực nghiên cứu.

3. THỰC TRẠNG CHUNG VỀ TRƯỢT LỞ ĐẤT VÀ LŨ QUÉT

3.1. Đặc điểm địa chất tiền đề và cơ chế kích hoạt tự nhiên

Khu vực Miền Trung bị xuyên cắt bởi các hệ thống đứt gãy kiến tạo đang hoạt động, tạo ra các đới đá dập vỡ và lớp vỏ phong hóa Ferrosialit dày, toi xốp, đóng vai trò là nền tảng vật chất nhạy cảm, tạo tiền đề cho quá trình phát sinh trượt lở đất (Đỗ Quang Thiên và cộng sự, 2021; Trịnh Xuân Hòa, 2017). Về cơ chế kích hoạt, dưới tác động của biến đổi khí hậu (Đỗ Quang Thiên, 2014), các hiện tượng thời tiết cực đoan và siêu bão mang theo lượng mưa vượt ngưỡng tích lũy với cường suất cao khiến đất đá nhanh chóng đạt trạng thái bão hòa (Đỗ Quang Thiên và Nguyễn Thị Thanh Nhân, 2025). Khi đó áp lực nước lỗ rỗng gia tăng đột ngột làm suy giảm sức kháng cắt của mái dốc theo tiêu chuẩn phá hủy Mohr-Coulomb, kéo theo sự sụt giảm hệ số an toàn ($F_s < 1$) dẫn đến hiện tượng mất ổn định và phá hủy sườn dốc trên diện rộng. Minh chứng là trong ba cơn bão lịch sử Ketsana (2009), Podul (2019) và Molave (2020) cho thấy khu vực Trung Trung Bộ đã ghi nhận khoảng tổng cộng 21.234 điểm trượt lở quy mô lớn gây tổn thất diện rộng đối với hệ thống hạ tầng và dân sinh tại các tỉnh Bình Định, Quảng Ngãi, Quảng Nam, Đà Nẵng và nhiều khu vực lân cận (Das và cộng sự, 2024).

Trượt lở đất và lũ quét tại khu vực này ít khi xảy ra đơn lẻ mà thường tồn tại dưới dạng "chuỗi đa thiên tai" (cascade effects). Các khối đất đá từ sườn dốc sau khi sạt lở xuống khe suối đóng vai trò cung cấp vật chất rắn nồng độ cao, tạo thành các đập chắn sạt lở tự nhiên (landslide dams) tạm thời; khi các đập này bị phá vỡ sẽ hình thành

các dòng lũ bùn đá (debris flow) với động năng lớn và lưu tốc cao (Nguyễn Quốc Khánh và cộng sự, 2025).

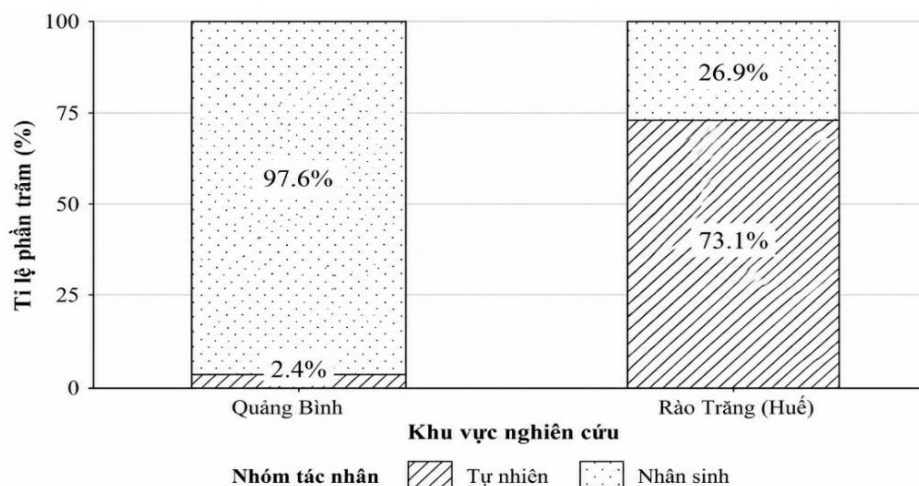
3.2. Sự dịch chuyển trạng thái cân bằng do tác động nhân sinh

Bên cạnh yếu tố tự nhiên, hoạt động nhân sinh đóng vai trò tác nhân trực tiếp phá vỡ trạng thái cân bằng ứng suất sườn dốc. Các nghiên cứu tổng hợp chỉ ra ba nhóm tác động chính:

- *Biến đổi thảm phủ sử dụng đất*: Sự suy giảm diện tích rừng do mở rộng hạ tầng làm triệt tiêu hiệu ứng gia cường cơ học của hệ rễ (root reinforcement), và gia tăng hệ số dòng chảy mặt (Enner Alcántara và cộng sự, 2025; Du et al, 2023). Quá trình này đã làm tăng xác suất xuất hiện lũ quét từ 4,01% đến 7,69% tại các vùng nhạy cảm (Hoang và Liou, 2024). Tại khu vực huyện Phước Sơn (Quảng Nam), sự cộng hưởng giữa tập quán canh tác nương rẫy và hoạt động xây dựng thủy điện bậc thang Đăk Mi đã làm suy giảm chức năng phòng hộ của thảm thực vật, khiến cấu trúc nền đất trở nên mất ổn định dưới tác động của các cực đoan lượng mưa (Trần Anh Tuấn và cộng sự, 2024).

- *Hạ tầng giao thông và cắt xẻ mái dốc*: Việc đào đắp tuyến đường miền núi (QL14, đường Hồ Chí Minh) tạo ra các mái dốc nhân tạo có góc nghiêng (50° đến $>70^\circ$) và chiều cao vượt quá giới hạn ổn định (Nguyễn Khắc Hoàng Giang và Cẩm Vũ Thị Hồng, 2019). Quá trình này gây mất chân mái dốc tự nhiên và phá vỡ trạng thái cân bằng ứng suất trọng lực hệ thống, đóng vai trò là yếu tố nhân sinh (human-induced slope instability) trực tiếp kích hoạt khối trượt.

- *Hạ tầng thủy điện và khai thác*: Đường công vụ thủy điện và các hoạt động xây dựng, khai thác làm thay đổi hình thái địa mạo và điều kiện ổn định cục bộ của sườn dốc, qua đó gia tăng nguy cơ trượt lở tại các khu vực miền núi có địa hình nhạy cảm (Trương Phước Minh và cộng sự, 2011).



Hình 2. Tỷ lệ các vị trí trượt lở liên quan đến hoạt động nhân sinh tại

Quảng Bình và Thừa Thiên Huế (Trần Anh Tuấn và cộng sự, 2024)

Sự chiếm ưu thế của yếu tố nhân sinh so với điều kiện tự nhiên trong việc kích hoạt tai biến được thể hiện rõ nét qua dữ liệu thực địa đối chiếu tại Quảng Bình và Thừa Thiên Huế (Hình 2); trong đó, hoạt động đào đắp hạ tầng giao thông tại Quảng Bình là tác nhân chính gây mất ổn định mái dốc (chiếm 97,6%) (Trịnh Xuân Hòa, 2017) và tác động từ đường công vụ thủy điện tại Rào Trăng chiếm tới 26,9%, đóng vai trò là yếu tố xúc tác trực tiếp kích hoạt trượt lở, lũ quét (Nguyễn Thị Thủy và cộng sự, 2024).

4. KẾT QUẢ TỔNG QUAN CÁC HƯỚNG NGHIÊN CỨU TAI BIẾN: TRƯỢT LỞ, LŨ QUÉT TẠI MIỀN TRUNG VIỆT NAM

4.1. Đặc điểm diện tích và quy mô trượt lở, lũ quét:

Sự biến động về quy mô và phạm vi ảnh hưởng của các khối trượt cũng như dòng lũ quét tại khu vực miền Trung Việt Nam có sự phân hóa rõ rệt. Quá trình dịch chuyển trọng lực đất đá diễn ra đa dạng, phân cấp từ những điểm sạt lở bề mặt với quy mô cục bộ cho đến các khối trượt sâu có khối lượng dịch chuyển lớn (Hungr và cộng sự, 2014). Đặc biệt, trong môi trường địa hình dốc, trượt lở ít khi tồn tại đơn lẻ mà thường là tiền đề kích hoạt các dòng lũ quét, lũ bùn đá (debris flow) (Kumar và Sarkar, 2023), từ đó hình thành các chuỗi đa thiên tai (cascade effects) gây biến đổi cấu trúc hình thái địa mạo của toàn bộ lưu vực (Nguyễn Quốc Khánh và cộng sự, 2025). Việc định lượng thông số hình học và phạm vi tác động là cơ sở để phân tích cơ chế phá hủy và tối ưu hóa hệ thống cảnh báo, với các dữ liệu đặc trưng được tổng hợp tại Bảng 1.

Bảng 1. Thống kê thông số định lượng quy mô trượt lở tại một số khu vực miền Trung

Tiêu chí định lượng	Khu vực/ Đối tượng nghiên cứu	Quy mô chi tiết	Đặc điểm nổi bật	Nguồn tài liệu
Thể tích khối trượt (m³)	15 tuyến giao thông (Quảng Nam)	298 khối trượt (73 lớn, 23 rất lớn, 5 cực lớn)	Phân cấp từ 1.000 đến >100.000 m³	(Nguyễn Khắc Hoàng Giang và Cẩm Vũ Thị Hồng, 2019)
	Huyện Vân Canh (Bình Định)	20.000–195.000m³	Trượt sâu trên sườn dốc 28 ⁰ –31 ⁰	(Đỗ Minh Đức, 2013)
	Toàn tỉnh Quảng Bình	15 khối quy mô lớn	>1.000 m³; liên quan lớp vỏ Ferosialit	(Viện Khoa học Địa chất và Khoáng sản, 2017)

Diện tích bao phủ (m ²)	Thủy điện A Lin Rào Trắng	43–98.524m ²	Mặt trượt dày 1-8m; xác định qua viễn thám	(Nguyễn Thị Thủy, 2024)
	Bán đảo Sơn Trà (Đà Nẵng)	Lên đến 15.000m ²	Sườn dốc >70°; đe dọa hạ tầng du lịch	(Trương Phước Minh và cộng sự, 2011)
Ngưỡng phân tích mô hình	Nghiên cứu Học máy	≥100; ≥1.000; ≥10.000m ²	Tối ưu hóa độ chính xác theo quy mô	(Das và cộng sự, 2024)

Dữ liệu tại Bảng 1 cho thấy sự không đồng nhất về quy mô khối trượt, phản ánh trực tiếp biến động sức kháng cắt của các đơn vị địa chất, điển hình là lớp vỏ phong hóa Ferrosialit tại Quảng Bình (Viện Khoa học Địa chất và Khoáng sản, 2017). Tại những khu vực địa hình dốc đứng như Sơn Trà (sườn dốc lớn hơn 50° đến 70°) và Rào Trắng, các khối trượt có xu hướng phân mảnh diện rộng, tác động trực tiếp đến hạ tầng giao thông và du lịch.

Khác với trượt lở đất, quy mô của lũ quét và lũ bùn đá được đánh giá qua cường độ suất, vận tốc dòng chảy và phạm vi vùi lấp dọc thung lũng sông suối (Viện Khoa học Địa chất và Khoáng sản, 2017). Với đặc điểm trên 70% diện tích đồi núi và mạng lưới sông ngòi chia cắt mạnh, lũ quét tại miền Trung có thời gian tập trung dòng chảy ngắn. Quá trình này gia tăng cường độ tác động khi vật liệu từ các khối trượt sườn dốc tạo thành đập nghẽn tạm thời trong lòng dẫn; khi đập vỡ, dòng lũ bùn đá hình thành với nồng độ thể tích hạt rắn vượt ngưỡng hóa lỏng ($C_{\text{hạt}} > 60\%$).

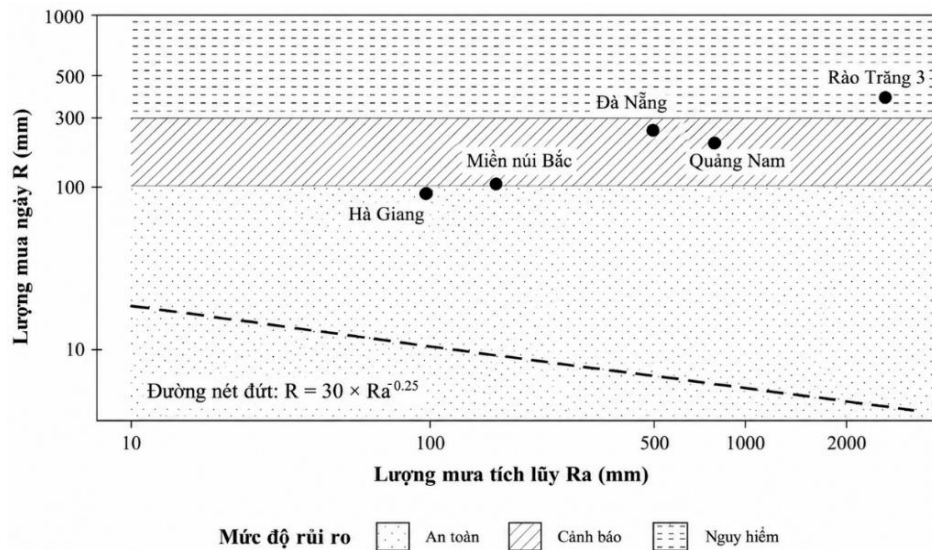
4.2. Đặc điểm cường độ và tần suất phát sinh tai biến

Cường độ và tần suất trượt lở đất, lũ quét tại miền Trung có xu hướng gia tăng theo các đợt mưa cực đoan (Đỗ Quang Thiên và Nguyễn Thị Thanh Nhân, 2025). Diễn biến này được kiểm soát bởi ba đặc trưng cơ bản:

- *Suy giảm sức kháng cắt*: Theo nguyên lý Mohr-Coulomb, áp lực nước lỗ rỗng gia tăng do mưa bão là cơ chế vật lý chính gây mất ổn định sườn dốc (Sun và cộng sự, 2024). Minh chứng tại tuyến QL24C cho thấy trong điều kiện mùa khô, hệ số an toàn sườn dốc (F_s) đã ở trạng thái kém ổn định với $F_{s1} = 0,87 (< 1,0)$; khi đất bão hòa nước do mưa bão, áp lực nước lỗ rỗng gia tăng đã khiến sức kháng cắt sụt giảm, đưa hệ số an toàn xuống mức mất ổn định $F_{s2} = 0,29$ (giảm tới 3 lần) (Nguyễn Khắc Hoàng Giang và Cẩm Vũ Thị Hồng, 2019).

- *Phân hóa ngưỡng mưa kích hoạt*: Lượng mưa là biến số động quyết định tần suất tai biến nhưng ngưỡng kích hoạt có sự phân hóa rõ giữa các vùng địa mạo (Hình 3). Cụ thể, ngưỡng mưa ngày > 100mm hoặc tích lũy đợt > 150mm được coi là điều kiện

đủ để kích hoạt trượt lở tại các điểm xung yếu. Tại Đà Nẵng, rủi ro đạt mức báo động khi mưa ngày $\geq 210\text{mm}$ hoặc tích lũy 6 ngày $\geq 480\text{mm}$ (Hoàng Ngọc Tuấn và cộng sự, 2025). Đặc biệt, kịch bản cực đoan tại khu vực A Lin - Rào Trăng (Thừa Thiên Huế) tháng 10/2020 với lượng mưa tích lũy $2.316,8\text{ mm}$ đã bão hòa phần lớn vỏ phong hóa, phá vỡ trạng thái cân bằng ứng suất và gây trượt lở diện rộng trên các sườn núi có độ dốc $> 25^\circ$ (Nguyễn Thị Thủy và cộng sự, 2024).



Hình 3. Ngưỡng mưa kích hoạt trượt lở đất tại miền Trung Việt Nam qua quan hệ giữa lượng mưa tích lũy (R_a) và mưa ngày (R) (Hoàng Ngọc Tuấn và cộng sự, 2025; Nguyễn Thị Thủy, 2024)

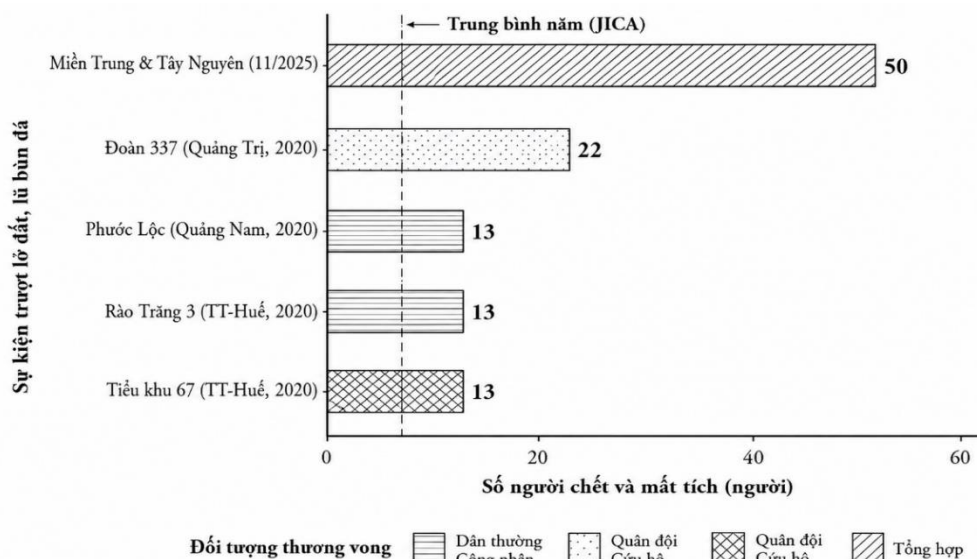
- *Động năng chuỗi tai biến liên hoàn:* Tại các lưu vực dốc (Wang và cộng sự, 2023), trượt lở hiếm khi tồn tại đơn lẻ mà thường tạo các đập chắn sạt lở tự nhiên (landslide dams). Khi vỡ đập, chúng kích hoạt dòng bùn đá với thời gian tập trung nước cực ngắn (Godara và cộng sự, 2023), lưu tốc đạt $5 - 20\text{ m/s}$ và nồng độ vật chất rắn vượt ngưỡng hóa lỏng ($C_{\text{hạt}} > 60\%$) (Đỗ Quang Thiên và Nguyễn Thị Thanh Nhân, 2025). Hỗn hợp lưu chất mật độ cao này cuốn trôi các tảng đá lớn, mở rộng phạm vi vùi lấp ở hạ du so với diện tích vết trượt ban đầu.

4.3. Đặc điểm và hệ quả thiệt hại chuỗi tai biến trượt lở, lũ quét

Chuỗi đa thiên tai trượt lở đất và lũ quét tại miền Trung gây ra tổn thất trên diện rộng. Dưới góc độ phân tích rủi ro, thiệt hại định lượng về vật chất phản ánh mức độ dễ bị tổn thương cao của hệ thống dân sinh và hạ tầng. Các hệ quả được tổng hợp theo ba phương diện chính:

- *Tổn thất nhân mạng và an sinh xã hội:* Miền núi Trung Bộ là khu vực ghi nhận mức độ thiệt hại đáng kể về thương vong do các tai biến địa chất. So với mức trung bình năm giai đoạn 2000-2017 của Tổ chức Hợp tác Quốc tế Nhật Bản (JICA, 2018), các sự kiện thiên

tai xảy ra trong những năm gần đây cho thấy tổn thất về người có xu hướng tăng mạnh (Hình 4). Tác động của loại hình thiên tai này được ghi nhận rõ qua đợt mưa lũ tháng 10/2020, khi các dòng lũ bùn đá phát sinh nhanh vượt khả năng ứng phó tức thời của cộng đồng tại Rào Trăng 3, Tiểu khu 67 (Thừa Thiên Huế) (Nguyễn Thị Thủy, 2024), Đoàn 337 (Quảng Trị) (Pham Van Tien et al., 2021) và Phước Lộc (Quảng Nam) (T. A. Tuan et al., 2024), gây thiệt hại lớn về người đối với cả dân cư địa phương và lực lượng cứu hộ. Trong đợt thiên tai tháng 11/2025 tại Nam Trung Bộ và Tây Nguyên tiếp tục cho thấy cường độ và quy mô tác động của tai biến đã vượt mức thiệt hại của cộng đồng dân cư miền núi (Ban Chấp hành Trung ương Đảng Cộng sản Việt Nam, 2025).



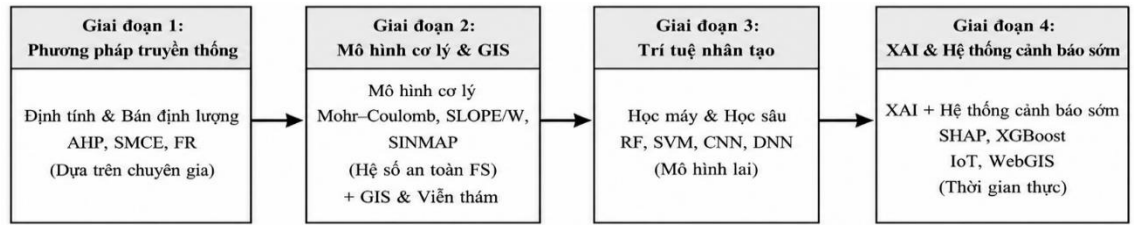
Hình 4. Thống kê tổn thất nhân mạng do các sự kiện trượt lở đất, lũ quét điển hình so với trung bình giai đoạn 2000-2017 (Nguồn: Tổng hợp từ dữ liệu thực địa và JICA, 2018).

- *Tác động đến hệ thống hạ tầng trọng yếu:* Khảo sát tại Quảng Nam (Nguyễn K. H. G. & Vũ, 2019) ghi nhận 298 khối trượt lở quy mô từ nhỏ đến cực lớn gián đoạn lưu thông lộ 40B, 14D, 14E, 24C và đường Hồ Chí Minh. Điển hình trong đợt mưa tháng 11/2017, sạt lở đồng loạt tại 42 vị trí quan trọng đã gây chia cắt vùng, cô lập các huyện vùng cao như Nam Trà My, Phước Sơn với khu vực đồng bằng (Hoàng Ngọc Tuấn & Võ Thị Tuyết, 2021). Tại lưu vực A Lin - Rào Trăng, sạt trượt quy mô lớn không chỉ phá hủy đường độc đạo mà còn gây bồi lắng lòng hồ và làm hư hại hệ thống phát điện (Nguyễn Thị Thủy và cộng sự, 2024).

- *Hệ quả kinh tế và sự thu hẹp không gian sinh kế:* Số liệu thống kê của JICA (2000-2017) cho thấy các tai biến trầm tích đã làm sập đổ 10.402 ngôi nhà, ảnh hưởng trực tiếp đến sinh kế của 116.501 hộ gia đình (Japan International Cooperation Agency (JICA) et al., 2018). Riêng đợt thiên tai năm 2020 tại Quảng Nam, thiệt hại hạ tầng và sản xuất ước tính khoảng

11.000 tỷ đồng (Hoàng Ngọc Tuấn & Võ Thị Tuyết, 2021). Ngoài ra, lũ bùn đá vùi lấp diện tích lớn đất canh tác, thu hẹp không gian sinh kế vùng núi.

4.4. Xu thế phát triển phương pháp luận nghiên cứu tai biến địa chất

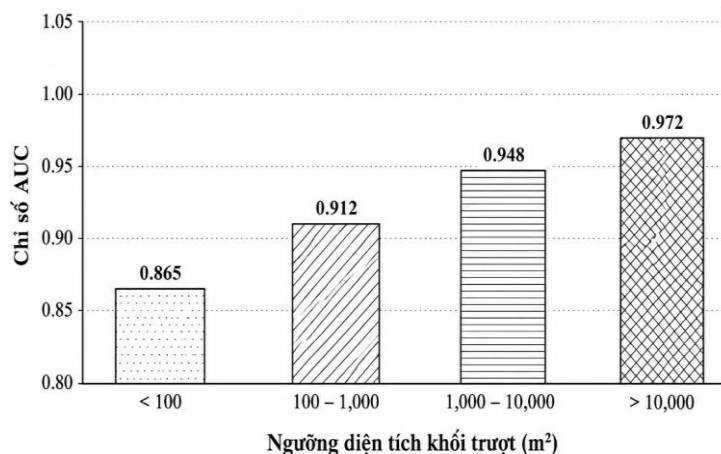


Hình 5. Sơ đồ hệ thống hóa sự tiến hóa các phương pháp nghiên cứu dự báo
trượt lở và lũ quét tại Việt Nam

Nghiên cứu dự báo trượt lở và lũ quét đã chuyển dịch từ các mô hình định tính, bán định lượng sang các hệ thống định lượng hiện đại dựa trên Dữ liệu lớn (Big Data) và Trí tuệ nhân tạo (AI). Tiến trình này được hệ thống hóa qua bốn giai đoạn phát triển chính (Hình 5)

- *Phương pháp thống kê và mô hình cơ lý truyền thống*: Giai đoạn đầu, việc đánh giá độ nhạy cảm trượt lở và lũ quét tại Việt Nam chủ yếu dựa vào kiến thức chuyên gia qua phương pháp Phân tích thứ bậc (Analytic Hierarchy Process - AHP) để gán trọng số cho các nhân tố kích hoạt (độ dốc, lượng mưa, thạch học, thảm phủ) (Costache et al., 2020; Huang et al, 2020; Reichenbach et al, 2018). Cách tiếp cận này đã được ứng dụng trong việc lập bản đồ nguy cơ tại A Lưới (Nguyen & Smedt, 2018) và các huyện miền núi tỉnh Quảng Nam (Nguyễn T. H. et al., 2023). Cùng với AHP, các mô hình thống kê hai biến như Tỷ số tần suất (FR) hay Đánh giá đa tiêu chí không gian (SMCE) cũng được áp dụng, tiêu biểu như phân vùng nhạy cảm trượt lở tại Đà Lạt (Dang et al., 2020) hay lũ quét tại Đà Nẵng (Nguyễn T. H. et al., 2023). Các phương pháp này phụ thuộc vào nhận định chuyên gia và hạn chế trong việc giải quyết các mối quan hệ phi tuyến tính phức tạp (Lv và cộng sự, 2024). Trong khi đó, các mô hình cơ lý (Mohr-Coulomb, SLOPE/W) diễn giải bản chất phá hủy qua sự suy giảm hệ số an toàn (F_s) (Nguyễn Khắc Hoàng Giang và Cẩm Vũ Thị Hồng, 2019). Việc tích hợp mô hình địa kỹ thuật và thủy văn (SINMAP, MIKE SHE) mô phỏng động năng dòng bùn đá giúp thể hiện cơ chế vật lý nhưng khó mở rộng quy mô vùng do yêu cầu chặt chẽ về dữ liệu đầu vào (Lyu và cộng sự, 2024).

- *Ứng dụng công nghệ không gian (GIS, Viễn thám và UAV)*: Việc tích hợp GIS và Viễn thám giúp xử lý hạn chế về dữ liệu không gian. Trích xuất các thông số hình thái từ DEM (Đỗ Quang Thiên và Nguyễn Thị Thanh Nhân, 2025) kết hợp chuỗi ảnh vệ tinh đa thời gian (Landsat, Sentinel) (Đỗ Quang Thiên và cộng sự, 2023) hỗ trợ tự động hóa việc nhận diện và theo dõi biến động trượt lở trên diện rộng. Công nghệ UAV và InSAR (Ghorbanzadeh và cộng sự, 2019) cho phép phát hiện sớm các biến dạng vi mô (Safonova & Ryo, 2024), hỗ trợ khoanh vùng nguy cơ lũ quét đến từng tiểu lưu vực miền núi (Đỗ Quang Thiên và Nguyễn Thị Thanh Nhân, 2025; Nguyễn Đức Mạnh và cộng sự, 2021). Trên nền tảng GIS, việc kết hợp phương pháp phân tích lưu vực với ngưỡng mưa ngày lớn nhất cũng đã cung cấp một phương pháp cơ sở nhằm khoanh vùng và cảnh báo nguy cơ lũ quét đến từng tiểu lưu vực miền núi (Nguyễn Thị Thu Hiền và cộng sự, 2022).



Hình 6. Phân tích sự phụ thuộc của độ chính xác dự báo (AUC) vào ngưỡng diện tích khối trượt (Tổng hợp từ

- *Ứng dụng Trí tuệ nhân tạo (Machine Learning & Deep*

Learning): Thay vì các thuật toán đơn lẻ như SVM hay RF (Hong và cộng sự, 2017), xu hướng hiện nay tập trung vào các mô hình học máy lai (Hybrid Ensemble Models) kết hợp kỹ thuật tối ưu như Bagging, Rotation Forest (Wang và cộng sự, 2026; Trinh et al, 2023). Các phân tích tại Việt Nam cho thấy việc tích hợp Rotation Forest với Cây chức năng (FT) đã cải thiện độ chính xác khi lập bản đồ trượt lở tại Kon Tum (Phạm Thái Bình và cộng sự, 2018); trong khi mô hình Random Forest được ứng dụng để dự báo hiệu quả biến động xác suất tai biến sau siêu bão tại Trung Bộ (Das và cộng sự, 2024; Linh et al, 2022) (Hình 6).

Đối với các mô hình phi tuyến quy mô lớn, các kiến trúc Học sâu (DL) như DNN và CNN (Zhao và cộng sự, 2024) đang cho thấy hiệu suất cao trong việc tự động nhận diện đặc trưng cấu trúc sườn dốc. Nghiên cứu tại Phước Sơn (Quảng Nam) xác nhận rằng mô hình DL cho độ chính xác (Accuracy) trên 80%, cao hơn các phương pháp SVM hay Naïve Bayes truyền thống (Trần Anh Tuấn và cộng sự, 2024). Nhằm khắc phục hạn chế "hộp đen" của ML/DL, hướng tiếp cận AI giải thích được (XAI), tiêu biểu là SHAP kết hợp XGBoost, được triển khai để minh bạch hóa mức độ đóng góp của các nhân tố môi trường (Danish et al., 2025). Đặc trưng hiệu suất và khả năng ứng dụng của các nhóm mô hình GIS, ML, DL và XAI tại miền Trung được tổng hợp chi tiết trong Bảng 2.

Bảng 2: So sánh đặc trưng và hiệu suất các mô hình GIS, Học máy (ML), Học sâu (DL) và Trí tuệ nhân tạo giải thích được (XAI) tại miền Trung Việt Nam

Nhóm mô hình	Thuật toán đại diện	Địa bàn áp dụng	Dữ liệu đầu vào & Quy mô mẫu	Chỉ số đánh giá	Ưu điểm chính	Hạn chế & Độ bất định	Nguồn tham khảo
Bán định lượng / Thống kê	AHP, FR, SMCE	A Lưới (Thừa Thiên Huế), Đà Nẵng, Quảng Nam	DEM 30m, lượng mưa trạm, 120 - 250 điểm trượt	AUC: 0,72 - 0,78	Dễ triển khai, không yêu cầu dữ liệu mẫu quá lớn	Phụ thuộc chủ quan chuyên gia; không giải quyết tốt quan hệ phi tuyến	Long & De Smedt, 2018; Nguyễn Thị Huyền và cộng sự, 2023
Học máy (Machine Learning)	RF, SVM, Rotation Forest + FT	Kon Tum, Quảng Bình, Nam Trung Bộ	DEM 10 - 30m, ảnh Sentinel, 300 - 1.200 điểm trượt	AUC: 0,85 - 0,92; Accuracy: 82 - 88%	Cải thiện độ chính xác; xử lý tốt dữ liệu đa biến phi tuyến	Khả năng chuyển giao không gian hạn chế; chưa minh bạch cơ chế tác động	Phạm Thái Bình và cộng sự, 2018; Phạm Việt Hoa và cộng sự, 2023; Das và cộng sự, 2024
Học sâu (Deep Learning)	DNN, CNN, GCN	Phước Sơn (Quảng Nam)	DEM 5 - 10m, ảnh UAV/Sentinel, >1.500 điểm mẫu	AUC: 0,91 - 0,96; Accuracy: >80%	Tự động trích xuất đặc trưng không gian phức tạp quy mô lớn	Yêu cầu dung lượng mẫu lớn; chi phí tính toán cao; bản chất "hộp đen"	Trần Anh Tuấn và cộng sự, 2024; Zhao và cộng sự, 2024
AI giải thích được (XAI)	SHAP + XGBoost	Mở rộng vùng đồi núi miền Trung	Dữ liệu tích hợp địa kỹ thuật, mưa bão,	AUC: 0,92 - 0,95; RMSE < 0,12	Minh bạch hóa trọng số tác động của từng	Cấu trúc toán học phức tạp; phụ thuộc độ chính xác của mô	Khan và cộng sự, 2025; Lv và cộng sự, 2024

			thảm phủ		nhân tố kích hoạt	hình học máy gốc	
--	--	--	-------------	--	----------------------	---------------------	--

- *Phát triển hệ thống cảnh báo sớm thời gian thực (Early Warning Systems - EWS)*: Để hiện thực hóa năng lực dự báo của các mô hình, việc thiết lập các Hệ thống cảnh báo sớm (EWS) phục vụ cộng đồng là yêu cầu thực tiễn (Khaula Alkaabi et al., 2025; Đặng Thị Như Tuyết và cộng sự, 2020). Dưới tác động của biến đổi khí hậu đến tần suất thiên tai cực đoan, việc chuyển dịch sang mô hình cảnh báo sớm đa thiên tai theo thời gian thực đang trở thành xu thế bắt buộc tại Việt Nam nhằm giảm thiểu thiệt hại chủ động (Kirschbaum & Stanley, 2021; Nguyễn Quốc Khánh và cộng sự, 2025; Ngô Thị Thanh Hương và cộng sự, 2020). Các ứng dụng thực tế bao gồm Cổng thông tin cảnh báo trượt lở dọc các tuyến giao thông trọng điểm tại Quảng Nam (quangnam.truotlo.com) hay hệ thống hỗ trợ cảnh báo lũ quét VNOFFG đã đưa các kết quả nghiên cứu vào ứng dụng quản trị rủi ro (Đặng Thị Thùy và cộng sự, 2020; Nguyễn Quốc Khánh và cộng sự, 2025; Đoàn Quang Trí và Phạm Thị Nga, 2022; Phuong et al, 2023; Đỗ Minh Đức, 2020).

- *Thảo luận và Định hướng nghiên cứu đa ngành*: Xu thế nghiên cứu hiện nay tập trung vào việc tích hợp Viễn thám, GIS và Trí tuệ nhân tạo (AI). Tuy nhiên, trước đặc thù địa mạo phân cắt sâu và khí hậu cực đoan tại miền Trung, các thuật toán AI độc lập chỉ giải quyết bài toán phân vùng nguy cơ tĩnh mà chưa mô phỏng được quá trình chuyển pha động lực từ trượt lở sườn dốc sang dòng lũ bùn đá. Do đó, hướng nghiên cứu là xây dựng khung tiếp cận đa ngành (multidisciplinary approach) (Yang và cộng sự, 2024). Khung tiếp cận này cho phép kết hợp các nguyên lý cơ học đất đá (mô hình F_s , ứng suất-biến dạng) với năng lực xử lý dữ liệu phi tuyến của AI/XAI, từ đó tối ưu hóa độ tin cậy dự báo thời gian thực và cung cấp cơ sở cho các kịch bản ứng phó đa thiên tai bền vững.

5. KẾT LUẬN

Trên cơ sở hệ thống hóa và phân tích chuyên sâu các công trình nghiên cứu về tai biến trượt lở đất, lũ quét tại khu vực miền Trung Việt Nam giai đoạn 2018-2025, bài báo rút ra những luận điểm trọng tâm sau đây:

- Miền Trung có độ nhạy cảm thiên tai cao, quy mô có xu hướng chuyển dịch từ điểm sạt lở bề mặt sang khối trượt sâu, hình thành chuỗi tai biến liên hoàn (cascade effects) gây biến đổi hình thái địa mạo lưu vực.

- Tác động nhân sinh (cắt xẻ mái dốc, xây dựng thủy điện, phá rừng) là tác nhân trực tiếp làm dịch chuyển trạng thái cân bằng ứng suất sườn dốc. Tỷ lệ trượt lở tại các khu vực có hoạt động đào đắp cao hơn so với sườn tự nhiên phản ánh rủi ro từ việc phát triển hạ tầng chưa tích hợp đầy đủ đánh giá an toàn địa kỹ thuật.

- Hệ quả của chuỗi đa thiên tai đặt ra áp lực lớn đối với năng lực thích ứng của cộng đồng địa phương, gây ảnh hưởng đến an sinh xã hội và cơ sở hạ tầng. Với 93 điểm

nguy cơ cao hiện hữu tại Quảng Nam, việc chuyển đổi từ chiến lược ứng phó thụ động sang quản trị rủi ro chủ động dựa trên nền tảng dữ liệu số.

- Xu thế nghiên cứu ghi nhận sự phát triển trong tích hợp đa nguồn dữ liệu (Viễn thám, GIS) cùng Machine Learning, Deep Learning và XAI (SHAP) phục vụ cảnh báo sớm. Dù vậy, khoảng trống nghiên cứu cần tiếp tục hoàn thiện trong tương lai là phát triển các mô hình AI có khả năng mô phỏng trực tiếp hiện tượng "chuyển pha" từ sạt lở sang lũ bùn đá, thay vì chỉ giới hạn ở đánh giá thiên tai đơn lẻ như hiện nay.

- Khung tiếp cận đa ngành (multidisciplinary approach), kết hợp giữa các nguyên lý cơ học đất đá với năng lực xử lý dữ liệu phi tuyến của AI/XAI là hướng đi quan trọng để thiết lập các kịch bản ứng phó chủ động, hướng tới mục tiêu quản trị rủi ro thiên tai và phát triển bền vững cho khu vực đồi núi miền Trung Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. AghaKouchak, A., Huning, L., Sadegh, M., Qin, Y., Markonis, Y., Vahedifard, F., Love, C., Mishra, A., Mehran, A., Obringer, R., Hjelmstad, A., Pallickara, S., Jiwa, S., Hanel, M., Zhao, Y., Pendergrass, A., Arabi, M., Davis, S., Ward, P., & Kreibich, H. (2023). Toward impact-based monitoring of drought and its cascading hazards. *Nature Reviews Earth & Environment*, 4, 467–479. <https://doi.org/10.1038/s43017-023-00457-2>
- [2]. Alcântara, E., Baião, C. F., Guimarães, Y. C., Mantovani, J. R., & Marengo, J. A. (2025). Machine learning approaches for mapping and predicting landslide-prone areas in São Sebastião (Southeast Brazil). *Natural Hazards Research*, 5(2), 247–261. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.12.005>
- [3]. Alkaabi, K., Sarfraz, U., & Al Darmaki, S. (2025). A deep learning framework for flash-flood-runoff prediction: Integrating CNN-RNN with neural ordinary differential equations (ODEs). *Water*, 17(9), 1283. <https://doi.org/10.3390/w17091283>
- [4]. Ban Chấp hành Trung ương Đảng Cộng sản Việt Nam. (2025). *Thông báo kết luận của Bộ Chính trị về khắc phục hậu quả do mưa, lũ ở khu vực Trung Bộ gây ra* (Số 99-TB/TW). Đảng Cộng sản Việt Nam. <https://cdn.thuvienphapluat.vn/uploads/tintuc/2025/11/25/thong-bao-99-tb-tw.pdf>
- [5]. Bien, T. X., Pham, T. T., Tran, V. P., Nguyen, D. D., Amiri, M., Costache, R., Duc, D. M., Le, H. V., Nguyen, H. B. T., Prakash, I., & Pham, B. T. (2022). Landslide susceptibility mapping at Sin Ho, Lai Chau province, Vietnam using ensemble models based on fuzzy unordered rules induction algorithm. *Geocarto International*, 37(27), 17777–17798. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2136253>
- [6]. Bui, D. T., Ho, T. C., Pradhan, B., Pham, B. T., Nhu, V. H., & Revhaug, I. (2016). GIS-based modeling of rainfall-induced landslides using data mining-based functional trees classifier with AdaBoost, Bagging, and MultiBoost ensemble frameworks. *Environmental Earth Sciences*, 75(14), 1101. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5919-4>
- [7]. Bui, D. T., Ngo, V. L., Pham, T. T., et al. (2020). Comparing the prediction performance of a Deep Learning Neural Network model with conventional machine learning models in

- landslide susceptibility assessment. *CATENA*, 188, 104426. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104426>
- [8]. Bui, D. T., Tsangaratos, P., Ngo, P. -T. T., Pham, T. D., & Pham, B. T. (2019). Flash flood susceptibility modeling using an optimized fuzzy rule-based feature selection technique and tree-based ensemble methods. *Science of The Total Environment*, 668, 1038–1054. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.422>
- [9]. Bui, Q. D., Ha, H., Khuc, D. T., Nguyen, D. Q., von Meding, J., Nguyen, L. P., & Luu, C. (2023). Landslide susceptibility prediction mapping with advanced ensemble models: Son La province, Vietnam. *Natural Hazards*, 116(2), 2283–2309. <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05764-3>
- [10]. Chen, W., Xie, X., Peng, J., Shahabi, H., Hong, H., Bui, D. T., Duan, Z., Li, S., & Zhu, A.-X. (2018). GIS-based landslide susceptibility evaluation using a novel hybrid integration approach of bivariate statistical based random forest method. *CATENA*, 164, 135–149. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.01.012>
- [11]. Costache, R., Pham, Q. B., Sharifi, E., Linh, N. T. T., Abba, S. I., Vojtek, M., Vojteková, J., Nhi, P. T. T., & Khoi, D. N. (2020). Flash-Flood Susceptibility Assessment Using Multi-Criteria Decision Making and Machine Learning Supported by Remote Sensing and GIS Techniques. *Remote Sensing*, 12(1), 106. <https://doi.org/10.3390/rs12010106>
- [12]. Crozier, M. J. (2010). Deciphering the effect of climate change on landslide activity: A review. *Geomorphology*, 124(3–4), 260–267. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.04.009>
- [13]. Dang, Q. T., Nguyen, D. H., Prakash, I., Jaafari, A., Nguyen, V. -T., Phong, T. V., & Pham, B. T. (2020). GIS-based frequency ratio method for landslide susceptibility mapping at Da Lat City, Lam Dong Province, Vietnam. *Vietnam Journal of Earth Sciences*, 42(1), 55–66. <https://doi.org/10.15625/0866-7187/42/1/15117>
- [14]. Đặng Thị Như Tuyết, Dương Thị Toan, & Đinh Thị Quỳnh. (2021). Nghiên cứu đánh giá hiện trạng và nguyên nhân trượt lở xung quanh hồ Vạn Hội, huyện Hoài Ân, tỉnh Bình Định. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng*, (4–2020). <https://tapchi.ibst.vn/chi-tiet/nguyen-cuu-danh-gia-hien-trang-va-nguyen-nhan-truot-lo-xung-quanh-ho-van-hoi-huyen-hoai-an-tinh-binh-dinh.html>
- [15]. Đặng Thị Thùy, Đỗ Minh Đức, & Dương Thị Toan. (2020). Xây dựng website cảnh báo sớm tại biến trượt lở dọc các tuyến giao thông trọng điểm miền núi tỉnh Quảng Nam. *Tạp chí Khoa học Xã hội và Nhân văn, Đại học Đà Nẵng*, 1(1), 60–66.
- [16]. Dao, D. V., Jaafari, A., Bayat, M., Mafi-Gholami, D., Qi, C., Moayedi, H., Phong, T. V., Ly, H. B., Le, T. T., Trinh, P. T., Luu, C., Nguyen, K. Q., Bui, N. T., & Pham, B. T. (2020). A spatially explicit deep learning neural network model for the prediction of landslide susceptibility. *CATENA*, 188, 104451. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104451>
- [17]. Do, M. D. (2013). Rainfall-triggered large landslides on 15 December 2005 in Van Canh District, Binh Dinh Province, Vietnam. *Landslides*, 10(2), 219–230. <https://doi.org/10.1007/s10346-012-0362-4>
- [18]. Do, Q. T., La, D. H., Ho, H. T., Nguyen, T. T. N., Tran, T. N., & Chinkulkijniwat, A. (2023). Simulate landslide activities during flood season 2020–2021 in Phong Nha-Ke Bang

- National Park. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1289(1), 012023. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1289/1/012023>
- [19]. Đoàn Quang Trí, & Phạm Thị Nga. (2022). Nghiên cứu xây dựng bộ công cụ tích hợp dự báo lũ, cảnh báo ngập lụt cho 03 lưu vực sông: Thạch Hãn, Vu Gia–Thu Bồn và Trà Khúc–Sông Vệ. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 736(4), 93–110. <https://vjol.info.vn/index.php/TCKHTV/article/view/66595>
- [20]. Đỗ Minh Đức. (2020). *Nghiên cứu dự báo nguy cơ tai biến trượt lở mái dốc dọc các tuyến giao thông trọng điểm miền núi tỉnh Quảng Nam và đề xuất giải pháp ứng phó* (Đề tài khoa học và công nghệ độc lập cấp Quốc gia, mã số ĐTĐL.CN-23/17). Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Đại học Quốc gia Hà Nội.
- [21]. Đỗ Quang Thiên. (2014). Tác động của biến đổi khí hậu đến sự phát sinh các tai biến địa chất ngoại sinh tại khu vực Bình Trị Thiên. *Tạp chí Địa chất*, (340), 24–31.
- [22]. Đỗ Quang Thiên, Bùi Tiến Diệu, & Lã Hùng Chiếu. (2021). Geo-hazard of slope in tropical monsoon climate zone for case study in central mountainous area of Vietnam. In *Proceedings of the International Conference on Geohazards* (pp. 141–147).
- [23]. Đỗ Quang Thiên, & Nguyễn Đức Lý. (2013). Nhận định về tai biến trượt lở đất đá dọc tuyến đường Hồ Chí Minh đoạn từ Quảng Bình đến Thừa Thiên Huế. *Tạp chí Các Khoa học về Trái Đất*, 35(3), 230–240.
- [24]. Đỗ Quang Thiên, & Nguyễn Thị Thanh Nhân. (2025). *Tai biến sườn dốc trong nghiên cứu môi trường và xây dựng*. NXB Đại học Huế.
- [25]. Đỗ Quang Thiên, Trần Hữu Tuyên, & Nguyễn Thanh. (2014). *Các phương pháp xác định tính chất địa chất công trình của đất đá nguyên khối*. Nhà xuất bản Đại học Huế.
- [26]. Du, Q. V. V., Nguyen, H. D., Pham, V. T., Nguyen, C. H., Nguyen, Q.-H., Bui, Q.-T., Doan, T. T., Tran, A. T., & Petrisor, A.-I. (2023). Deep learning to assess the effects of land use/land cover and climate change on landslide susceptibility in the Tra Khuc river basin of Vietnam. *Geocarto International*, 38(1), Article 2172218. <https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2172218>
- [27]. Ghorbanzadeh, O., Meena, S. R., Blaschke, T., & Aryal, J. (2019). UAV-based slope failure detection using deep-learning convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 11(17), 2046. <https://doi.org/10.3390/rs11172046>
- [28]. Gill, J. C., & Malamud, B. D. (2014). Reviewing and visualizing the interactions of natural hazards. *Reviews of Geophysics*, 52(4), 680–722. <https://doi.org/10.1002/2013RG000445>
- [29]. Godara, N., Bruland, O., & Alfredsen, K. (2023). Simulation of flash flood peaks in a small and steep catchment using rain-on-grid technique. *Journal of Flood Risk Management*, 16(3), e12898. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12898>
- [30]. Hoang, D. V., & Liou, Y. A. (2024). Assessing the influence of human activities on flash flood susceptibility in mountainous regions of Vietnam. *Ecological Indicators*, 158, 111417. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111417>
- [31]. Hoàng Ngọc Tuấn, Đặng Thị Nga, Nguyễn Ngọc Vinh, Đoàn Tiến Đạt, & Lê Thị Sương. (2025). *Nghiên cứu xác định nguyên nhân chính và phân vùng nguy cơ trượt lở đất cho khu vực miền núi thành phố Đà Nẵng* [Báo cáo chuyên đề]. Hội Quy hoạch Phát triển Đô thị Thành

- phố Đà Nẵng. <https://dothiquyhoach.vn/nguyen-cuu-xac-dinh-nguyen-nhan-chinh-va-phan-vung-nguy-co-truot-lo-dat-cho-khu-vuc-mien-nui-thanh-pho-da-nang/>
- [32]. Hoàng Ngọc Tuấn, & Võ Thị Tuyết. (2021). Nghiên cứu xây dựng bản đồ phân vùng nguy cơ sạt lở đất cho khu vực miền núi tỉnh Quảng Nam. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Thủy lợi*, (68), 45–56.
- [33]. Hong, H., Panahi, M., Shirzadi, A., Ma, T., Liu, J., Zhu, A. X., & Chen, W. (2017). Landslide susceptibility assessment at Anyuan County, China, using logistic regression, hybrid evolutionary algorithms, and random forests. *Environmental Earth Sciences*, 76(14), 499. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6840-6>
- [34]. Huang, F., Cao, Z., Guo, J., Jiang, S.-H., Li, S., & Guo, Z. (2020). Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping. *CATENA*, 191, Article 104580. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104580>
- [35]. Hungr, O., Leroueil, S., & Picarelli, L. (2014). The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides*, 11(2), 167–194. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0436-y>
- [36]. Japan International Cooperation Agency. (2018). *Báo cáo tổng kết khảo sát thu thập dữ liệu nhằm xây dựng chiến lược giảm nhẹ rủi ro đa thiên tai tại Việt Nam* [Final report]. Japan International Cooperation Agency.
- [37]. Khan, D., Akram, W., & Ullah, S. (2025). Enhancing landslide susceptibility predictions with XGBoost and SHAP: A data-driven explainable AI method. *Geocarto International*, 40(1), 2514725. <https://doi.org/10.1080/10106049.2025.2514725>
- [38]. Kirschbaum, D. B., & Stanley, T. (2021). A global landslide nowcasting system: Estimating hazard in near real-time. *Remote Sensing*, 13(2), 236. <https://doi.org/10.3390/rs13020236>
- [39]. Kumar, A., & Sarkar, R. (2023). Debris flow susceptibility evaluation—A review. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 47(3), 1277–1292. <https://doi.org/10.1007/s40996-022-01000-x>
- [40]. Linh, N. T. T., Pandey, M., Janizadeh, S., Bhunia, G. S., Norouzi, A., Ali, S., Pham, Q. B., Tran Anh, D., & Ahmadi, K. (2022). Flood susceptibility modeling based on new hybrid intelligence model: Optimization of XGBoost model using GA metaheuristic algorithm. *Advances in Space Research*, 69(9), 3301–3318. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2022.02.027>
- [41]. Lombardo, L., Tanyas, H., & Nicu, I. C. (2020). Spatial modeling of multi-hazard threat to cultural heritage sites. *Engineering Geology*, 277, 105776. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105776>
- [42]. Luu, C., Ha, H., Bui, Q. D., Luong, N.-D., Khuc, D. T., Vu, H. Q., & Nguyen, D. Q. (2023). Flash flood and landslide susceptibility analysis for a mountainous roadway in Vietnam using spatial modeling. *Quaternary Science Advances*, 11, 100083. <https://doi.org/10.1016/j.qsa.2023.100083>
- [43]. Lv, J., Zhang, R., Shama, A., Hong, R., He, X., Wu, R., Bao, X., & Liu, G. (2024). Exploring the spatial patterns of landslide susceptibility assessment using interpretable Shapley method: Mechanisms of landslide formation in the Sichuan-Tibet region. *Journal of Environmental Management*, 366, 121921. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.121921>

- [44]. Lyu, H. -M., Yin, Z. -Y., Hicher, P. -Y., & Laouafa, F. (2024). Incorporating mitigation strategies in machine learning for landslide susceptibility prediction. *Geoscience Frontiers*, 15(5), 101869. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2024.101869>
- [45]. Mergili, M., Marchesini, I., Alvioli, M., Metz, M., Schneider-Muntau, B., Rossi, M., & Guzzetti, F. (2014). A strategy for GIS-based 3-D slope stability modelling over large areas. *Geoscientific Model Development*, 7(6), 2969–2982. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-2969-2014>
- [46]. Ngo, H. T. T., Vu, B. T., & Nguyen, T.-K. (2020). Early warning systems for flash floods and debris flows in Vietnam: A review. In P. Duc Long & N. T. Dung (Eds.), *Geotechnics for Sustainable Infrastructure Development* (Lecture Notes in Civil Engineering, Vol. 62, pp. 1233–1240). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-2184-3_162
- [47]. Nguyen, C. C., Vo, P., Doan, V. L., Nguyen, Q. B., Nguyen, T. C., & Nguyen, Q. D. (2023). Assessment of the effects of rainfall frequency on landslide susceptibility mapping using AHP method: A case study for a mountainous region in Central Vietnam. In I. Alcántara-Ayala et al. (Eds.), *Progress in landslide research and technology* (pp. 87–98). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-18471-0_7
- [48]. Nguyen, M. D., Nguyen, V. T., Wakai, A., Sato, G., Karnjana, J., Hung, H. V., Ho, L. S., Prakash, I., Quang, H. T., & Pham, B. T. (2021). Identification, monitoring, and assessment of an active landslide in Tavan-Hauthao, Sapa, Laoai, Vietnam—A multidisciplinary approach. *Journal of Disaster Research*, 16(4), 501–511. <https://doi.org/10.20965/jdr.2021.p0501>
- [49]. Nguyễn Đức Hà và cộng sự. (2023). *Nghiên cứu thiết kế và xây dựng hệ thống dữ liệu lớn dùng chung thông nhất liên ngành phục vụ công tác cảnh báo sớm trượt, sạt lở đất đá...* (Đề tài KHCN cấp Bộ, mã số TNMT.2021.04.07). Viện Khoa học Địa chất và Khoáng sản.
- [50]. Nguyễn Khắc Hoàng Giang, & Cẩm Vũ Thị Hồng. (2019). Phân loại theo thể tích khối và nguyên nhân trượt lở các tuyến giao thông miền núi tỉnh Quảng Nam. *Tạp chí Khoa học Tài nguyên và Môi trường*, (27), 111–117.
- [51]. Nguyễn Quốc Khánh, Phạm Văn Sơn, Nguyễn Thị Huyền, Trần Văn Trọng, & Nguyễn Huy Dương. (2025). Cảnh báo sớm lũ quét, trượt lở đất ở Việt Nam: Thực trạng và giải pháp cho tương lai. *Tạp chí Địa chất*, (379), 15–24.
- [52]. Nguyen, T. L., & De Smedt, F. (2018). Analysis and mapping of rainfall-induced landslide susceptibility in A Luoi District, Thua Thien Hue Province, Vietnam. *Water*, 11(1), 51. <https://doi.org/10.3390/w11010051>
- [53]. Nguyễn Thị Huyền, Nguyễn Quốc Khánh, Nguyễn Huy Dương, Nguyễn Hoàng, & Nguyễn Đức Hà Ninh. (2023). Kết quả khoanh định các khu vực nhạy cảm về trượt lở, lũ quét khu vực Thành phố Đà Nẵng. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 745, 21–33.
- [54]. Nguyễn Thị Thu Hiền, Nguyễn Ngọc Thạch, & Nguyễn Thị Diễm My. (2022). Cảnh báo nguy cơ lũ quét theo lưu vực với ngưỡng mưa ngày lớn nhất tại các huyện miền núi tỉnh Quảng Nam. *Tạp chí Khoa học Đo đạc và Bản đồ*, (52), 36–46.
- [55]. Nguyễn Thị Thủy. (2024). *Báo cáo tóm tắt kết quả thực hiện đề tài: Khảo sát, đánh giá hiện trạng, nguyên nhân, độ rủi ro do sạt trượt đất đá ở khu vực thủy điện bậc thang A Lin—Rào Trăng, tuyến đường 71 và các giải pháp phòng tránh* [Báo cáo đề tài khoa học]. Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế.

- [56]. Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- [57]. Pham, B. T., Nguyen, V. T., Ngo, V. L., Trinh, P. T., Ngo, H. T. T., & Bui, D. T. (2018). A novel hybrid model of rotation forest based functional trees for landslide susceptibility mapping: A case study at Kon Tum Province, Vietnam. In D. T. Bui et al. (Eds.), *Advances and applications in geospatial technology and earth resources* (pp. 186–201). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-68240-2_12
- [58]. Pham, N. T. T., Nong, D., & Garschagen, M. (2021). Natural hazard's effect and farmers' perception: Perspectives from flash floods and landslides in remotely mountainous regions of Vietnam. *Science of The Total Environment*, 759, 142656. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142656>
- [59]. Pham, V. H., Tuan, N. Q., Hong, P. V., Thao, G. T. P., & Binh, N. A. (2023). GIS-based modeling of landslide susceptibility zonation by integrating the frequency ratio and objective-subjective weighting approach: A case study in a tropical monsoon climate region. *Frontiers in Environmental Science*, 11, 1175567. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1175567>
- [60]. Pham, V. T., Luong, L. H., Duc, M. M., Trinh, P. T., Quynh, D. T., Lan, N. C., Thuy, D. T., Phi, N. Q., Cuong, T. Q., Dang, K., & Loi, D. H. (2021). Rainfall-induced catastrophic landslide in Quang Tri Province: The deadliest single landslide event in Vietnam in 2020. *Landslides*, 18(6), 2323–2327. <https://doi.org/10.1007/s10346-021-01664-y>
- [61]. Phuong, T. T., Kien, N. T., Dung, L. H., & Linh, L. P. (2023). Building a real-time information and flash floods, landslides early warning system in mountainous and midland areas of Viet Nam. *Tạp chí Khoa học Biển đổi khí hậu*, (27). <https://jccs.vn/index.php/imhems/article/view/190>
- [62]. Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 180, 60–91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- [63]. Safonova, A., & Ryo, M. (2024). Deep learning improves point density in PS-InSAR data toward finer-scale land surface displacement detection. *IEEE Access*, 12, 132754–132762. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3459099>
- [64]. Sun, Y., Liu, T., Zhang, C., Xi, N., & Wang, H. (2024). Spatiotemporal prediction of landslide displacement using graph convolutional network-based models: A case study of the Tangjiao 1# landslide in Chongqing, China. *Applied Sciences*, 14(20), 9288. <https://doi.org/10.3390/app14209288>
- [65]. Trần Thanh Thủy. (2021). *Nghiên cứu, đánh giá rủi ro đa thiên tai đối với các tỉnh ven biển Trung Trung Bộ* (Luận án tiến sĩ). Viện Khoa học Khí tượng Thủy văn và Biến đổi khí hậu.
- [66]. Trinh, T., Luu, B. T., Le, T. H. T., Nguyen, D. H., Tran, T. V., Nguyen, T. H. V., Nguyen, K. Q., & Nguyen, L. T. (2023). A comparative analysis of weight-based machine learning methods for landslide susceptibility mapping in Ha Giang area. *Big Earth Data*, 7(4), 1005–1034. <https://doi.org/10.1080/20964471.2022.2043520>

- [67]. Trịnh Xuân Hòa. (2017). *Báo cáo kết quả điều tra và thành lập bản đồ hiện trạng trượt lở đất đá tỷ lệ 1:50.000 khu vực miền núi tỉnh Quảng Bình* [Báo cáo đề tài/đề án]. Viện Khoa học Địa chất và Khoáng sản, Bộ Tài nguyên và Môi trường.
- [68]. Trương Phước Minh, Nguyễn Thị Cẩm Vy, & Hoàng Văn Trung. (2011). Nghiên cứu hiện trạng trượt lở đất ở thành phố Đà Nẵng. *Tạp chí Khoa học Xã hội, Nhân văn và Giáo dục*, 1(1), 22–34. <https://jshe.vn/index.php/jshe/article/view/43>
- [69]. Tu, T. V., Duc, D. M., Tung, N. M., & Cong, V. D. (2016). Preliminary assessments of debris flow hazard in relation to geological environment changes in mountainous regions, North Vietnam. *Vietnam Journal of Earth Sciences*, 38(3), 277–286. <https://doi.org/10.15625/0866-7187/38/3/8712>
- [70]. Tuan, T. A., Hong, P. V., Tam, T. T., Nguyet, N. T. A., Dung, N. V., Huy, P. T., & Phong, T. V. (2024). Landslide susceptibility in Phước Sơn, Quảng Nam: A deep learning approach. *Vietnam Journal of Earth Sciences*, 47(1), 39–57. <https://doi.org/10.15625/2615-9783/19688>
- [71]. Wang, G., Cao, J., Sun, J., Wang, Y., Geng, H., & Ye, S. (2026). A multi-scale factor feature fusion modeling method for landslide susceptibility mapping. *AIMS Geosciences*, 12(2), 335–359. <https://doi.org/10.3934/geosci.2026013>
- [72]. Wang, X., Du, A., Hu, F., Liu, Z., Zhang, X., Wang, L., & Guo, H. (2023). Landslide susceptibility evaluation based on active deformation and graph convolutional network algorithm. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1132722. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1132722>
- [73]. Yang, Z. -Q., Qi, W. -W., Xu, C., & Shao, X. -Y. (2024). Exploring deep learning for landslide mapping: A comprehensive review. *China Geology*, 7(2), 330–350. <https://doi.org/10.31035/cg2024052>
- [74]. Zhang, L., Guo, Z., Qi, S., Zhao, T., Wu, B., & Li, P. (2024). Landslide susceptibility evaluation and determination of critical influencing factors in eastern Sichuan mountainous area, China. *Ecological Indicators*, 169, 112911. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112911>
- [75]. Zhao, Z., Chen, T., Dou, J., Liu, G., & Plaza, A. (2024). Landslide susceptibility mapping considering landslide local-global features based on CNN and transformer. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 7475–7489. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3379350>

**SYSTEMATIC REVIEW OF LANDSLIDES AND FLASH FLOODS
IN CENTRAL VIETNAM: OCCURRENCE MECHANISMS, CASCADE EFFECTS,
AND APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

Nguyen Thi Hong Nu

Dong A University

Email: nunth@donga.edu.vn

ABSTRACT

Central Vietnam is a region highly susceptible to geo-climatic hazards, where landslides and flash floods typically develop as multi-hazard cascades. This study conducts a systematic review in accordance with the PRISMA 2020 guidelines, integrating qualitative and quantitative analysis of 75 representative publications (2018-2025) from academic databases (Scopus, Web of Science, Google Scholar) and field data to elucidate the occurrence mechanisms, dynamic characteristics, and consequences of this hazard complex. The findings indicate that: (1) The occurrence mechanism is governed by non-linear interactions between geomorphological pre-conditions and extreme rainfall, causing a reduction in the slope factor of safety (F_s); (2) The intensity and frequency of hazards exhibit an increasing trend under the dual impacts of extreme climate events and anthropogenic activities; (3) The multi-hazard cascading effect (landslide materials forming natural dams that trigger debris flows) expands the scale of impact spatially and temporally; (4) Current research trends are shifting towards the integration of geospatial technologies (GIS, remote sensing) and artificial intelligence (achieving Area Under the Curve - AUC performance indices ranging from 0.85 to over 0.95), with a primary focus on Explainable Artificial Intelligence (XAI) to enhance predictive reliability. These findings provide a crucial empirical scientific foundation for establishing dynamic rainfall thresholds, developing early warning systems, and orienting disaster risk management planning.

Keywords: Landslides, flash floods - debris flows, multi-hazards, Central Vietnam, PRISMA 2020, predictive modeling (AI/XAI).