

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc lập - Tự do- Hạnh phúc

THUYẾT MINH ĐỀ TÀI TIỀM NĂNG
NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ CẤP BỘ

I. THÔNG TIN CHUNG VỀ ĐỀ TÀI

1	Tên đề tài: Nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng lũ quét quy mô cấp huyện.	1a	Mã số (được cấp khi Hồ sơ trúng tuyển)
2	Thời gian thực hiện: 30 tháng (Từ tháng 01/2023 đến tháng 06/2025)	3	Cấp quản lý Quốc gia <input type="checkbox"/> Bộ <input checked="" type="checkbox"/> Tỉnh <input type="checkbox"/> Cơ sở <input type="checkbox"/>
4	Tổng kinh phí thực hiện: 500 triệu đồng, trong đó:		
	Nguồn	Kinh phí (triệu đồng)	
	- Từ Ngân sách sự nghiệp khoa học	500	
	- Từ nguồn tự có của tổ chức		
	- Từ nguồn khác		
5	Phương thức khoán chi:		
	<input type="checkbox"/> Khoán đến sản phẩm cuối cùng	<input checked="" type="checkbox"/> Khoán từng phần, trong đó:	
		- Kinh phí khoán: 500 triệu đồng	
		- Kinh phí không khoán: 0 triệu đồng	
6	<input type="checkbox"/> Thuộc Chương trình (Ghi rõ tên chương trình, nếu có), Mã số:		
	<input type="checkbox"/> Thuộc dự án KH&CN.		
	<input checked="" type="checkbox"/> Độc lập		
	<input type="checkbox"/> Khác		
7	Lĩnh vực khoa học		
	<input type="checkbox"/> Tự nhiên; <input type="checkbox"/> Nông, lâm, ngư nghiệp;		

<input checked="" type="checkbox"/> Kỹ thuật và công nghệ; <input type="checkbox"/> Y dược.	
8	Chủ nhiệm đề tài Họ và tên: Bùi Xuân Việt Ngày, tháng, năm sinh: 18/8/1988 Nam/ Nữ: Nam Học hàm, học vị/ Trình độ chuyên môn: Thạc sĩ Xây dựng – Công trình biển và đường thủy. Chức danh khoa học: Nghiên cứu viên Chức vụ: Nhân viên Mobile: 033.690.2489 E-mail: vietbx188@gmail.com Địa chỉ nhà riêng: P1001-Golden Park, 02 Phạm Văn Bạch, P. Yên Hòa, Q. Cầu Giấy, Hà Nội Tên tổ chức đang công tác: Viện Thủy Công – Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam. Điện thoại Tổ chức: 0243 563 2821 Fax: 0243 563 7750 Địa chỉ tổ chức: Số 3, ngõ 95, phố Chùa Bộc, P.Trung Liệt, Q.Đống Đa, TP Hà Nội.
9	Thư ký đề tài Họ và tên: Phan Cao Dương Ngày, tháng, năm sinh: 26/03/1987 Nam/ Nữ: Nam Học hàm, học vị/ Trình độ chuyên môn: Tiến sĩ Khoa học Môi trường. Chức danh khoa học: Nghiên cứu viên Chức vụ: Nhân viên Mobile: 097.556.6554 E-mail: pcduong8088@gmail.com Địa chỉ nhà riêng: P316, Nơ 23, Đô thị Pháp Vân, P. Hoàng Liệt, Q. Hoàng Mai, TP Hà Nội. Tên tổ chức đang công tác: Viện Thủy Công – Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam. Điện thoại Tổ chức: 0243 563 2821 Fax: 0243 563 7750 Địa chỉ tổ chức: Số 3, ngõ 95, phố Chùa Bộc, P.Trung Liệt, Q.Đống Đa, TP Hà Nội.
10	Tổ chức chủ trì đề tài Tên tổ chức chủ trì đề tài: Viện Thủy Công - Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam Điện thoại: 0243 563 2821 Fax: (0243) 563 7750 Website: http://www.thuycong.ac.vn Địa chỉ: Số 3, ngõ 95, phố Chùa Bộc, P.Trung Liệt, Q.Đống Đa, TP Hà Nội Họ và tên thủ trưởng tổ chức: PGS.TS Nguyễn Thành Công Số tài khoản: 3713 0 1084150 Kho bạc: Kho bạc Nhà nước Đống Đa, Hà Nội Tên cơ quan chủ quản đề tài: Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn.

11	<p>Các tổ chức phối hợp chính thực hiện đề tài <i>(không có)</i></p> <p>1. Tổ chức 1 :</p> <p>Tên cơ quan chủ quản</p> <p>Điện thoại: Fax:</p> <p>Địa chỉ:</p> <p>Họ và tên thủ trưởng tổ chức:</p> <p>Số tài khoản:</p> <p>Ngân hàng:</p> <p>2. Tổ chức 2 :</p> <p>Tên cơ quan chủ quản</p> <p>Điện thoại: Fax:</p> <p>Địa chỉ:</p> <p>Họ và tên thủ trưởng tổ chức:</p> <p>Số tài khoản:</p> <p>Ngân hàng:</p>																																												
12	<p>Các cán bộ thực hiện đề tài</p> <p><i>(Ghi những người có đóng góp khoa học và chủ trì thực hiện những nội dung chính thuộc tổ chức chủ trì và tổ chức phối hợp tham gia thực hiện đề tài, không quá 10 người kể cả chủ nhiệm đề tài. Những thành viên tham gia khác lập danh sách theo mẫu này và gửi kèm theo hồ sơ khi đăng ký)</i></p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 5%;">TT</th> <th style="width: 30%;">Họ và tên, học hàm, học vị</th> <th style="width: 25%;">Chức danh thực hiện đề tài</th> <th style="width: 40%;">Tổ chức công tác</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: center;">1</td> <td>ThS. Bùi Xuân Việt</td> <td>Chủ nhiệm</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">2</td> <td>TS. Phan Cao Dương</td> <td>Thư ký</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">3</td> <td>TS. Vũ Bá Thao</td> <td>Thành viên chính</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">4</td> <td>ThS. Trần Văn Quang</td> <td>Thành viên chính</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">5</td> <td>KS. Nguyễn Thị Thu Hương</td> <td>Thành viên chính</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">6</td> <td>ThS. Vũ Đình Dẫn</td> <td>Thành viên chính</td> <td>Công ty Tư vấn Địa kỹ thuật – Tổng công ty Tư vấn xây dựng thủy lợi VN</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">7</td> <td>KS. Nguyễn Văn Quỳnh</td> <td>Thành viên</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">8</td> <td>KS. Nguyễn Huy Trường</td> <td>Thành viên</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">9</td> <td>KS. Dương Quốc Thành</td> <td>Thành viên</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">10</td> <td>CN. Nguyễn Thùy Dung</td> <td>Thành viên</td> <td>Viện Thủy công</td> </tr> </tbody> </table>	TT	Họ và tên, học hàm, học vị	Chức danh thực hiện đề tài	Tổ chức công tác	1	ThS. Bùi Xuân Việt	Chủ nhiệm	Viện Thủy công	2	TS. Phan Cao Dương	Thư ký	Viện Thủy công	3	TS. Vũ Bá Thao	Thành viên chính	Viện Thủy công	4	ThS. Trần Văn Quang	Thành viên chính	Viện Thủy công	5	KS. Nguyễn Thị Thu Hương	Thành viên chính	Viện Thủy công	6	ThS. Vũ Đình Dẫn	Thành viên chính	Công ty Tư vấn Địa kỹ thuật – Tổng công ty Tư vấn xây dựng thủy lợi VN	7	KS. Nguyễn Văn Quỳnh	Thành viên	Viện Thủy công	8	KS. Nguyễn Huy Trường	Thành viên	Viện Thủy công	9	KS. Dương Quốc Thành	Thành viên	Viện Thủy công	10	CN. Nguyễn Thùy Dung	Thành viên	Viện Thủy công
TT	Họ và tên, học hàm, học vị	Chức danh thực hiện đề tài	Tổ chức công tác																																										
1	ThS. Bùi Xuân Việt	Chủ nhiệm	Viện Thủy công																																										
2	TS. Phan Cao Dương	Thư ký	Viện Thủy công																																										
3	TS. Vũ Bá Thao	Thành viên chính	Viện Thủy công																																										
4	ThS. Trần Văn Quang	Thành viên chính	Viện Thủy công																																										
5	KS. Nguyễn Thị Thu Hương	Thành viên chính	Viện Thủy công																																										
6	ThS. Vũ Đình Dẫn	Thành viên chính	Công ty Tư vấn Địa kỹ thuật – Tổng công ty Tư vấn xây dựng thủy lợi VN																																										
7	KS. Nguyễn Văn Quỳnh	Thành viên	Viện Thủy công																																										
8	KS. Nguyễn Huy Trường	Thành viên	Viện Thủy công																																										
9	KS. Dương Quốc Thành	Thành viên	Viện Thủy công																																										
10	CN. Nguyễn Thùy Dung	Thành viên	Viện Thủy công																																										

II. MỤC TIÊU, NỘI DUNG KH&CN VÀ PHƯƠNG ÁN TỔ CHỨC THỰC HIỆN ĐỀ TÀI

13	Mục tiêu của đề tài (<i>Bám sát và cụ thể hoá định hướng mục tiêu theo đặt hàng</i>)
Mục tiêu: Đánh giá khả năng ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để nâng cao độ tin cậy trong phân vùng lũ quét quy mô cấp huyện.	
14	Tình trạng đề tài <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <input checked="" type="checkbox"/> Mới <input type="checkbox"/> Kế tiếp hướng nghiên cứu của chính nhóm tác giả </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <input type="checkbox"/> Kế tiếp nghiên cứu của người khác </div>
15	Tổng quan tình hình nghiên cứu, luận giải về mục tiêu và những nội dung nghiên cứu của đề tài
15.1 Tổng quan tình hình nghiên cứu thuộc lĩnh vực của đề tài Trong nước <i>Khái quát chung về lũ quét</i> <p>Lũ quét là một dạng đặc biệt của lũ (Thục & Hà, 2012). Lũ có thể được hiểu đơn giản là sự chảy tràn của một lượng nước lớn vượt quá trạng thái bình thường và có thể làm ngập những vùng đất, đặc biệt là các vùng đất khô (Tur, 2012). Tuy nhiên, lũ thường được nhìn nhận dưới nhiều góc độ khác nhau vì sự ngập lụt do lũ từ vài cm tới ngập sâu hàng chục mét đều được hiểu là lũ. Để hiểu rõ hơn về lũ, chúng ta có thể phân lũ ra nhiều loại cụ thể hơn như lũ sông, lũ ở vùng duyên hải ven biển, lũ triều cường tại các cửa sông, và lũ xảy ra ở sâu trong đất liền. Lũ quét là một dạng lũ xảy ra ở sâu trong đất liền, đặc biệt các vùng có độ dốc địa hình lớn kèm theo nhiều sông suối nhỏ hẹp hoặc vùng lân cận. Lũ quét thường xảy ra trong khoảng thời gian ngắn (từ 3 đến 6 giờ). Khác với các dạng lũ khác, lũ quét thường có sức tàn phá rất lớn (Thao & Kiên, 2021). Do xảy ra trên vùng có địa hình dốc và đột ngột, dẫn tới năng lượng lũ rất lớn cuốn trôi nhiều vật chất trên đường đi của lũ như bùn đá, cây cối, nhà cửa, cầu cống, v.v. Chính đặc tính này, lũ quét thường có một sức tàn phá lớn và gây thiệt hại rất nặng về con người và tiền của (Cutter et al., 2018).</p> <i>Nguyên nhân và ảnh hưởng do lũ quét</i> <p>Có nhiều nguyên nhân gây ra lũ quét (Thao & Kiên, 2021). Nguyên nhân chính là các nhân tố về mưa, gồm lượng mưa, thời gian mưa (cường độ mưa), và phân bố không gian mưa (Thục & Hà, 2012). Cường độ mưa (mm.h-1) là tỉ lệ giữa tổng lượng mưa (đo theo độ sâu) và</p>	

thời gian mưa tương ứng. Thời gian mưa là khoảng thời gian mưa kéo dài liên tục được xác định từ khi bắt đầu cho tới khi kết thúc đo lường cường độ mưa. Dù cơ chế mưa là yếu tố chính gây ra lũ, nó còn phụ thuộc vào các đặc tính lưu vực như mật độ và cấu trúc sông suối trên lưu vực, độ dốc lưu vực, địa chất và thạch học, loại đất, độ ẩm của đất, thảm phủ, v.v. Nhiều nghiên cứu đã xây dựng mối liên quan mật thiết giữa cơ chế mưa và đặc tính lưu vực ảnh hưởng như thế nào tới sự hình thành và quy mô lũ quét (Breinl et al., 2021; Tabari, 2020). Ví dụ, lòng sông nhỏ và dốc, địa chất yếu, ít thảm phủ thực vật kết hợp mưa to trong thời gian ngắn sẽ tạo ra lũ quét có sức tàn phá rất nghiêm trọng. Ngoài yếu tố mưa, lũ quét có thể được hình thành từ nhiều nguyên nhân khác như vỡ đê đập hoặc sự sạt trượt và tan chảy đột ngột của những khối băng tuyết lớn.

Vì có năng lượng tàn phá lớn, lũ quét thường để lại hậu quả nghiêm trọng tới con người và môi trường (Hà, 2018; Hiệu, 2014). Đặc tính của lũ quét là xảy ra rất nhanh và rất khó để dự báo (Mai, 2008). Nó thường xảy ra mà không có dấu hiệu cảnh báo nào từ trước cho chúng ta, vì vậy mức độ thương vong và thiệt hại về vật chất, môi trường thường rất lớn. Nguy hiểm hơn, nhiều trận lũ quét xảy ra vào nửa đêm khi mọi người đang chìm trong giấc ngủ. Nhiều số liệu thống kê cho thấy lũ quét là một trong những thảm họa nghiêm trọng nhất trên thế giới. Sức mạnh của lũ quét có thể tàn phá bất cứ thứ gì trên đường chúng đi qua, như nhà cửa, xe cộ, cầu cống, v.v. Ngoài ra, lũ quét còn để lại hậu quả lâu dài như sự bồi lắng của trầm tích trên các sông suối làm mất khả năng vận chuyển hoặc tắc nghẽn sông suối. Trầm tích cũng có thể bồi lấp các khu nuôi trồng của người dân. Để xử lý trầm tích từ lũ quét thường rất tốn kém và mất thời gian vì vậy những vùng đất bị lấp vùi với trầm tích của lũ quét thường bị bỏ hoang và người dân phải chấp nhận sự mất mát này.

Thiệt hại do lũ quét

Các thảm họa liên quan đến lũ quét có thể xảy ra không như mong đợi bất cứ khi nào và nơi đâu. Những vùng có khí hậu nhiệt đới gió mùa thường là nơi có nhiều rủi ro hơn với lũ quét. Đặc biệt hơn là các vùng đồng bằng ven biển, nơi hứng chịu nhiều trận bão quanh năm. Hơn nữa, các vùng miền núi, nơi có nhiều sông suối hẹp và địa hình lưu vực dốc, cũng là những vùng có nguy cơ cao bị ảnh hưởng bởi lũ quét khi có các trận mưa to bất chợt. Những thảm họa này thường gây tổn thất nặng nề về kinh tế và con người (Yin et al., 2016). Kết quả nghiên cứu gần đây cho thấy, khoảng một phần ba diện tích bề mặt trái đất, là nơi cư trú của hơn 70% dân số toàn cầu, thường chịu ảnh hưởng của lũ (Aksoy et al., 2016). Từ kết quả nghiên cứu của Trung tâm hợp tác nghiên cứu Châu Âu cũng cho rằng, tần suất xuất hiện và tổn thất do lũ quét có thể

tăng mạnh trong những thập kỉ tới ở Châu Âu (Alfieri et al., 2015). Cụ thể, từ năm 2015 đến 2080, số người bị ảnh hưởng do lũ có thể tăng từ khoảng 200,000 tới 1,000,000, trong khi đó tổn thất về kinh tế do lũ có thể tăng từ 5 tới 100 tỷ EURO. Ở Mỹ, lũ quét được cho là kẻ giết người số một từ các thiên tai liên quan đến thời tiết, theo số liệu thống kê từ Dịch vụ thời tiết quốc gia Mỹ. Ở Châu Á, hơn 90% tài sản bị thiệt hại, đặc biệt là các phương tiện mưu sinh, là do lũ lụt gây ra (Smith, 2013).

Nằm trong vùng khí hậu nhiệt đới gió mùa lại có đường bờ biển kéo dài, Việt Nam được xem là một trong những quốc gia chịu ảnh hưởng nặng nề bởi các loại thiên tai liên quan đến thời tiết khí hậu. Theo số liệu thống kê của Tổng cục phòng chống thiên tai, Việt Nam đối mặt với khoảng 15 trận bão hàng năm. Các trận bão này thường phân bố nhiều trong khoảng thời gian từ tháng 5 tới tháng 10 và chủ yếu vào khu vực miền Trung. Tuy nhiên, nó thường mang theo lượng mưa lớn và có phạm vi ảnh hưởng rộng kéo dài dọc theo cả nước lên tận các vùng núi phía Bắc. Hậu quả những cơn bão này thường là các trận lũ quét và sạt lở đất, chủ yếu xảy ra ở các khu vực miền núi Bắc Bộ, Trung Bộ và Tây Nguyên (Đặng et al. 2018, Lê et al. 2017). Các thiên tai này cũng là nguyên nhân dẫn tới cái chết hoặc mất tích của khoảng 500 người, bị thương hàng nghìn người và thiệt hại khoảng 1.5% GDP hàng năm, theo số liệu thống kê của Tổng cục phòng chống thiên tai năm 2015 (TC PCTT). Cụ thể, từ năm 1950 đến 2015 trên toàn quốc đã có khoảng 500 trận lũ quét với các quy mô khác nhau. Hơn một nửa số trận lũ này xảy ra vào thời gian từ năm 2000 đến năm 2015, hậu quả là khoảng 800 người chết và mất tích 779 người, khoảng 430 người bị thương, hơn 9,000 căn nhà bị phá hủy, hàng trăm nghìn căn nhà bị ngập, hư hỏng nặng, khoảng 75,000 ha màu bị thiệt hại do ngập, v.v. Riêng hai trận lũ năm 2017 có hơn 120 người chết và thiệt hại về kinh tế khoảng 5,000 tỷ VND (hơn 200 triệu USD). Không may mắn, thiệt hại do lũ năm 2018 bằng khoảng hai lần thiệt hại năm 2017.

Đặc biệt trong khoảng thời gian cuối tháng 7 đến giữa tháng 8 năm 2016, do ảnh hưởng của mưa lớn kéo dài (hoàn lưu các cơn bão số 1, 2, 3) nên đã gây ra lũ, lũ quét, sạt lở đất ở nhiều tỉnh miền núi phía Bắc như Hòa Bình, Sơn La, Hà Giang, Yên Bái, Lào Cai. Năm 2016, lũ quét, lũ bùn đá, sạt lở đất đã làm 60 người chết, mất tích, nhiều công trình hạ tầng bị sạt lở, hư hỏng, ước kinh phí thiệt hại khoảng 9.032 tỷ đồng.

Sạt lở đất, lũ quét tại 04 tỉnh Sơn La, Yên Bái, Điện Biên, Lai Châu trong hai ngày 02-03/8/2017 làm 42 người chết và mất tích, 398 hộ phải di dời, 236 nhà bị sập đổ, cuốn trôi; thiệt hại ước tính 1.400 tỷ VNĐ (62 triệu USD). Ngay sau đó, từ ngày 10 đến 12/10/2017, sạt lở đất,

lũ quét tiếp tục xảy ra hết sức nghiêm trọng tại 03 tỉnh Hoà Bình, Yên Bái, Sơn La làm 70 người chết và mất tích, 4.138 hộ phải di dời, 239 nhà bị sập đổ, cuốn trôi; thiệt hại ước tính 4.450 tỷ VNĐ (196 triệu USD).

Cuối tháng 6/2018, tuy chưa vào cao điểm mùa mưa lũ, nhưng mưa lớn bất thường tại Lai Châu, Hà Giang đã gây lũ quét, sạt lở đất hết sức nghiêm trọng. Lũ quét, sạt lở đất đã làm 33 người chết và mất tích; 176 nhà bị đổ, cuốn trôi; 1270 nhà bị hỏng và di dời khẩn cấp; hơn 1000ha lúa bị thiệt hại; nhiều tuyến đường tỉnh lộ, quốc lộ bị sạt lở nghiêm trọng, tổng thiệt hại ước tính lên đến 535 tỷ đồng. Ngay sau đó, do ảnh hưởng của áp thấp nhiệt đới, mưa lớn đã gây lũ quét tại Thanh Hoá, Yên Bái (từ 19-21/7/2018) làm 32 người chết và mất tích, 17 người bị thương, 5549 nhà phải di dời khẩn cấp. Có thể thấy, mật độ của các trận lũ quét có xu hướng ngày càng dày và cường độ ngày càng lớn.

Để giảm thiểu thiệt hại do lũ gây ra, chính phủ Việt Nam đã có nhiều nỗ lực bằng cách cải cách các chính sách và xây dựng mới các luật, nghị định trong cảnh báo sớm và phòng chống thiên tai như Luật 33/2013 / QH13 về phòng chống thiên tai, 2013; Chỉ thị số 19 / CT-TTg của Thủ tướng Chính phủ ngày 13/7/2018: Công tác phòng chống lũ quét và sạt lở đất năm 2018; Nghị quyết 76 / NQ-CP: Công tác phòng chống thiên tai., 2018. Tuy vậy, việc phòng chống và giảm thiểu thiệt hại do loại hình thiên tai này gây ra vẫn gặp rất nhiều khó khăn trong bối cảnh hiện tại. Các nghiên cứu gần đây cho thấy các sự kiện mưa cực đoan xảy ra với tần suất thường xuyên hơn (Nam et al., 2018, 2019), điều này có thể tăng lên nguy cơ lũ quét. Bên cạnh đó, sự phát triển nhanh và thiếu quy hoạch sử dụng đất bền vững cũng là nguyên nhân làm tăng khả năng xảy ra các trận lũ quét có quy mô và sức tàn phá lớn. Cụ thể là đô thị hóa quá nhanh ở một số thành phố, sự mở rộng diện tích nông nghiệp lấn sân sang các khu rừng nguyên sinh dẫn tới mất rừng và gia tăng các vùng đất đồi trọc (Duong et al., 2018; Truong et al., 2019). Đây là những vùng đất rất dễ tổn thương bởi lũ do chúng dễ bị xói mòn và rửa trôi. Trong bối cảnh hiện tại, để đối phó và thích ứng với các loại hình thiên tai lũ quét này, một phương pháp hiệu quả về giá cả và kỹ thuật trong dự báo và phân vùng lũ là cần thiết cho các nhà quy hoạch cũng như hoạch định chính sách hướng tới phát triển bền vững xã hội. Đây cũng là một trong những mục tiêu cấp thiết nhất trong chiến lược phát triển bền vững toàn cầu tầm nhìn đến năm 2030 (Gigliotti et al., 2018).

Giải pháp phòng ngừa và giảm thiểu thiệt hại do lũ quét

Rất khó để kiểm soát hoàn toàn lũ quét, tuy nhiên có nhiều giải pháp để giảm thiểu rủi ro

và thiệt hại do lũ quét gây ra (Thao & Kiên, 2021). Về cơ bản, các giải pháp này có thể được chia làm hai nhóm: giải pháp công trình và giải pháp phi công trình. Giải pháp công trình là giải pháp sử dụng các hệ thống công trình để can thiệp vào cơ chế phát sinh cũng như vận động của lũ quét nhằm giảm thiểu các rủi ro do lũ quét gây ra. Giải pháp công trình có thể được phân ra nhiều loại khác nhau, như công trình điều tiết dòng chảy, hồ chứa lũ, kè chống sạt lở đất đá mái dốc hoặc lòng sông suối, đập chắn lũ, v.v. Giải pháp công trình thường mang lại hiệu quả cao trong phòng chống và giảm thiểu rủi ro do thiên tai lũ quét. Tuy nhiên, nó cũng có một số hạn chế như các công trình thường đắt đỏ, thi công kéo dài. Giải pháp này thường không khả thi đối với những vùng hẻo lánh hoặc có địa hình hiểm trở vì rất khó để vận chuyển vật liệu, đưa nhân công và máy móc tới các khu vực như thế này. Đối với những vùng này, giải pháp phi công trình dường như mang lại nhiều hiệu quả hơn. Giải pháp công trình có thể thực hiện gồm phân vùng mức độ nguy hiểm của lũ, lắp đặt hệ thống quan trắc và cảnh báo sớm, quy hoạch dân cư phù hợp, trồng rừng phòng hộ đầu nguồn, các văn bản hướng dẫn, hệ thống pháp luật về phòng chống và giảm thiểu thiên tai do lũ quét, v.v.

Nhìn chung, giải pháp kết hợp giữa phi công trình và công trình thường mang lại hiệu quả cao hơn các giải pháp đơn lẻ (Tư, 2012). Dù áp dụng giải pháp nào, một trong những nhân tố quan trọng nhất phục vụ triển khai hiệu quả các giải pháp là phân vùng dự báo lũ quét. Dữ liệu phân vùng lũ quét cung cấp cơ sở khoa học cho các nhà quy hoạch, thi công, cũng như nhà hoạch định chính sách có cái nhìn sâu sắc hơn về lũ quét từ đó đưa ra các quyết định phù hợp nhất cho từng giải pháp được lựa chọn (Yêm, 2006). Hiện nay, một trong những phương pháp phân vùng lũ quét tốt và hiệu quả nhất về kinh tế là sử dụng trí tuệ nhân tạo, cụ thể là học máy, kết hợp dữ liệu địa không gian (Costache et al., 2022).

Ngoài nước

Khát quát chung về ứng dụng trí tuệ nhân tạo và viễn thám trong giảm thiểu rủi ro do thiên tai

Dữ liệu địa không gian, cụ thể là ảnh viễn thám, đã ngày một được nâng cấp về cả chất lượng và số lượng. Các ảnh viễn thám hiện nay cung cấp cho chúng ta các thông tin chi tiết hơn về cả mặt không gian và thời gian. Ví dụ, vào những năm 1990, chúng ta có ảnh viễn thám Landsat có độ phân giải (mức độ chi tiết) không gian 30m và độ phân giải về thời gian 16 ngày (cứ sau 16 ngày sẽ có 1 ảnh được chụp tại cùng 1 vị trí). Hiện nay, chúng ta đã có thêm ảnh viễn thám Sentinel với độ phân giải về không gian 10m và độ phân giải thời gian 5 ngày. Đây là các dữ liệu được xuất bản và sử dụng miễn phí cho cộng đồng. Ngoài ra, chúng ta có các nguồn dữ

liệu thương mại với độ phân giải chi tiết đến siêu chi tiết (dưới 1m). Cùng với đó, nhiều loại ảnh viễn thám sử dụng các công nghệ khác nhau đã được xây dựng như ảnh viễn thám quang học (đa phổ và siêu phổ), ảnh viễn thám radar tổng hợp (SAR: Synthetic-aperture radar), ảnh viễn thám LiDAR (Light Detection and Ranging), ảnh viễn thám chụp từ máy bay không người lái UAV (Unmanned Aerial Vehicle), v.v.

Để duy trì giám sát liên tục bề mặt trái đất, công nghệ viễn thám đã được sử dụng như một nguồn dữ liệu tin cậy trong nhận diện lũ. Cụ thể, ảnh viễn thám thu thập được từ hệ thống vệ tinh bị động và chủ động đã được ứng dụng rộng rãi trong giám sát lũ thời gian gần đây (Elmahdy et al., 2020; Gerard et al., 2021; Lamovec et al., 2013). Ảnh viễn thám được vận hành trên các tần số và bước sóng khác nhau cung cấp nhiều thông tin hữu ích trong giám sát lũ. Sự đa dạng trong bước sóng và dải quang phổ giúp nhận diện được các vật thể khác nhau trên bề mặt trái đất. Ví dụ, dải quang phổ màu lục có thể xuyên thấu nước trong khi dải màu đỏ thì bị hấp thụ một phần còn dải hồng ngoại thì bị hấp thụ hoàn toàn bởi nước. Vì vậy, bằng cách xác định một ngưỡng thông số cụ thể, khối nước bao gồm lũ có thể được nhận diện nhờ vào các cảm biến quang học với độ chính xác lên tới trên 90% (Musa et al., 2015). Tuy nhiên, ảnh quang học thường gặp khó khăn trong môi trường nhiều mây hoặc thiếu ánh sáng. Ảnh quang học sử dụng kỹ thuật bị động, tức cảm biến chỉ nhận diện ánh sáng từ môi trường xung quanh chứ không phát ra nguồn năng lượng của riêng nó. Vì thế, cảm biến bị động quang học không thể làm việc hiệu quả trong môi trường thiếu ánh sáng, ánh sáng quá yếu, hoặc không có ánh sáng. Loại cảm biến này dùng các phổ từ màu xanh lục tới hồng ngoại có bước sóng nhỏ (khoảng từ 0.45 – 12.51 micrometers) nên không thể nhìn xuyên thấu qua các đám mây, nơi có nhiều hạt nước nhỏ tập trung dày đặc (Pekel et al., 2016).

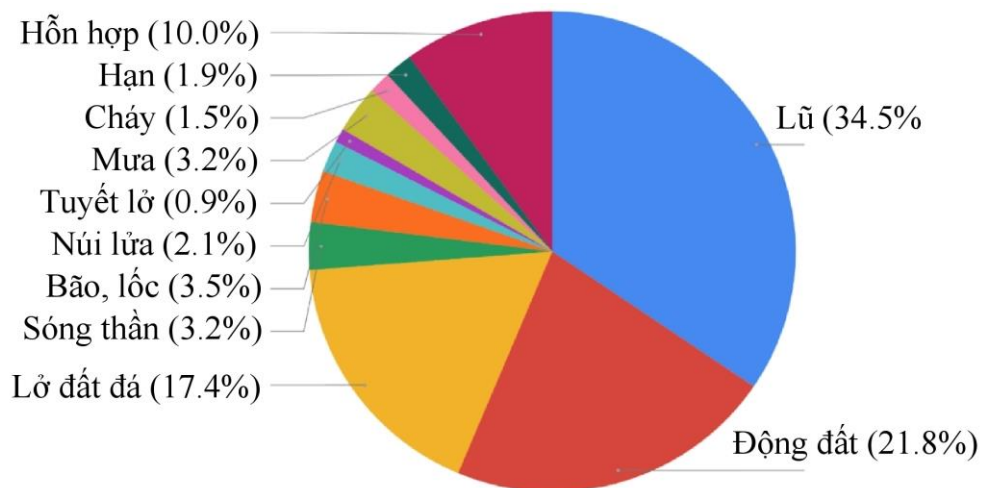
Để giải quyết các hạn chế của cảm biến quang học, một số loại cảm biến khác đã được sử dụng trong công nghệ viễn thám. Đó là các cảm biến chủ động tự phát ra các tia sáng tới các vật thể mục tiêu và thu lại các tia sáng sau khi phản xạ từ vật thể mục tiêu. Một trong các loại cảm biến dạng này đang được sử dụng phổ biến trong viễn thám là radar tổng hợp (SAR: synthetic aperture radar). Loại cảm biến sử dụng ánh sáng trong dải vi sóng với độ dài bước sóng từ 0.2 tới 100.0 cm. Với bước sóng này, cảm biến SAR có thể nhìn xuyên thấu qua một số vật liệu hoặc môi trường như mây, tuyết, tán cây, v.v. Hơn nữa, loại cảm biến này tự phát ra một nguồn năng lượng tới vật thể mục tiêu, sau khi gặp vật thể, nguồn năng lượng này phản xạ lại cảm biến. Cảm biến sau đó sẽ đo lường lượng năng lượng được phản xạ lại để nhận diện các vật thể mục tiêu

khác nhau. Vì nó là dạng cảm biến chủ động nên không phụ thuộc vào môi trường ánh sáng xung quanh và có thể làm việc hiệu quả cả trong thời gian ngày và đêm. Ảnh viễn thám SAR đã được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực như nhận diện rừng tràm, rừng trồng (Truong et al., 2019), phân biệt các loại thảm phủ khác nhau trên bề mặt trái đất (Duong et al., 2018; Phan et al., 2021), .v.v. Gần đây ảnh SAR được sử dụng nhiều trong công tác dự báo lũ đặc biệt là lũ quét (Ngo et al., 2018).

Bên cạnh đó, sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI), cụ thể là học máy, đã và đang đóng một vai trò quan trọng trong giảm thiểu các rủi ro do thiên tai gây ra, bao gồm lũ quét. Trí tuệ nhân tạo có thể giúp dự báo các sự kiện cực đoan và phát triển bản đồ rủi ro cho tới nhận ra các sự kiện rủi ro theo thời gian thực. Nó cung cấp các nhận thức về tình hình thiên tai và hỗ trợ đưa ra các quyết định và hơn thế nữa. Điều này có thể đưa ra cho chúng ta những câu hỏi về tính ứng dụng của trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực giảm thiểu thiên tai: Cơ hội nào cho AI hiện tại? Có những thách thức nào? Bằng cách nào chúng ta có thể giải quyết các thách thức và lợi thế của AI? Và, bằng cách nào chúng ta có thể sử dụng AI để cung cấp các thông tin quan trọng cho các nhà hoạch định chính sách, các bên liên quan, và cộng đồng để giảm thiểu các rủi ro thiên tai? Nhằm nhận ra sự tiềm tàng của AI trong giảm thiểu rủi ro thiên tai và làm rõ AI trong chiến lược giảm thiểu rủi ro thiên tai, chúng ta cần đi trả lời rõ các câu hỏi trên và thúc đẩy sự phát triển có định hướng của AI trong giảm thiểu rủi ro thiên tai.

AI được hiểu là các công nghệ bất chước hoặc thậm chí có thể làm tốt hơn con người khi thực thi một nhiệm vụ cụ thể nào đó. Học máy, là một phần của AI sử dụng công nghệ giám sát (ví dụ: rừng ngẫu nhiên hoặc cây quyết định), không giám sát (ví dụ: K-means hoặc học tăng cường) có thể xử lý giản hóa các dữ liệu để đưa ra các phân loại và dự báo. Các phương pháp AI cung cấp cho chúng ta nhiều ứng dụng ví dụ như tiền xử lý dữ liệu quan sát cũng như mô hình dự báo hậu xử lý dữ liệu. Tính hữu dụng của AI ngày càng được khẳng định khi mà khoa học tính toán được phát triển vượt bậc với sự ra đời của các siêu máy tính có thể xử lý một lượng dữ liệu lớn trong thời gian ngắn với sự hỗ trợ của lỗi xử lý song song.

Nhìn chung, hiệu suất của học máy cho một nhiệm vụ cụ thể phụ thuộc vào sự sẵn có của dữ liệu có chất lượng và lựa chọn cấu trúc mô hình phù hợp. Nhờ sự phát triển của viễn thám (ví dụ: từ vệ tinh và máy bay không người lái), mạng lưới quan trắc (ví dụ: các trạm khí tượng thủy văn), và nguồn cung ứng dữ liệu cộng đồng, cơ sở dữ liệu cho học máy đang được phát triển rất mạnh. Thêm vào đó, cấu trúc các mô hình toán ngày một được hoàn thiện hơn.



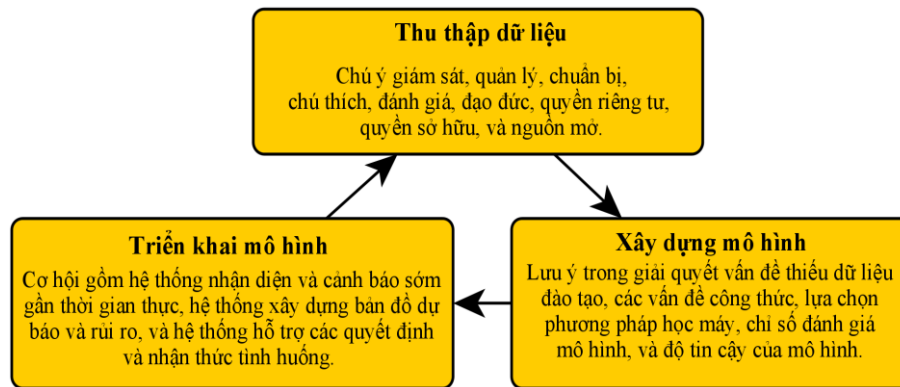
Hình 1: Ứng dụng học máy trong nhận diện và dự báo các thảm họa từ các nghiên cứu được xuất bản từ 2018 tới 2021.

Vì vậy, chúng ta có thể kì vọng rằng học máy có thể sẽ phát triển mạnh mẽ hơn trong lĩnh vực giảm thiểu rủi ro thiên tai. Ví dụ, kết quả nghiên cứu gần đây (2018 – 2021) cho thấy ngày càng nhiều phương pháp học máy được ứng dụng để cải thiện hệ thống cảnh báo sớm, và tạo ra bản đồ rủi ro đối với các loại hình thiên tai khác nhau (Hình 1).

Một số quốc gia hiện nay đã phát triển hệ thống cảnh báo sớm ở cấp độ quốc gia cho nhiều loại hình thiên tai khác nhau. Tuy nhiên, hệ thống này thường gặp nhiều khó khăn vì thiếu dữ liệu hiện trường tin cậy ở quy mô quốc gia. Trong khi đó, học máy có thể hỗ trợ dự báo lũ quét trong điều kiện dữ liệu hạn chế. Cụ thể, mô hình học máy có thể được đào tạo từ dữ liệu dồi dào của vùng thí điểm để nhận diện lũ quét. Kết quả từ mô hình học máy sau đó được so sánh với các mô hình thủy văn, thủy lực để tính toán các chỉ số hiệu quả như độ chính xác dự báo của mô hình. Sau khi mô hình được áp dụng thành công ở khu vực thí điểm, các mô hình tương tự được nhân rộng ra tại các khu vực khác. Hình thức này đã được áp dụng thành công ở nhiều nơi trên thế giới như Colima và Guadalajara (Mendoza-Cano et al., 2021).

Ứng dụng AI trong giảm thiểu rủi ro thiên tai có thể phát triển qua các bước như hình 2. Tuy vậy, để xây dựng được mô hình này có thể gặp khó khăn ở bất kỳ bước nào. Trong quá trình thu thập dữ liệu cần xem trọng các vấn đề: sai lệch của dữ liệu đào tạo và kiểm định mô hình, sự phù hợp của dữ liệu đối với mô hình mới trong tương lai và vấn đề về đạo đức nghiên cứu. Liên quan đến các sai lệch của dữ liệu đào tạo và kiểm định, cần đảm bảo dữ liệu được thu thập đúng phương pháp và đủ đại diện cho bài toán đặt ra. Nếu dữ liệu không đúng, kết quả mô hình có thể bị sai lệch.

Giản hóa sự phát triển của AI
trong giảm thiểu rủi ro thiên tai



Hình 2: Các bước chính trong xây dựng mô hình học máy AI trong giảm thiểu rủi ro thiên tai.

Một khi dữ liệu đã được thu thập không có sai lệch, chúng ta cần quyết định bằng cách nào kết hợp công nghệ mới AI với dữ liệu đã thu thập. Cấu trúc dữ liệu thu thập từ vệ tinh không gian thường phức tạp và quá trình phân tích, tính toán thường chiếm dung lượng lớn, có thể lên tới hàng petabytes. Bởi vì AI thường dựa trên sự truyền dữ liệu và tính toán của các thuật toán phức tạp, quản lý và xử lý dữ liệu trung tâm có thể gặp nhiều khó khăn. Trong khi đó, áp dụng cho rủi ro thiên tai trong thời gian thực yêu cầu quan hệ hợp tác mạnh mẽ và chia sẻ dữ liệu giữa các quốc gia. Bên cạnh đó, các thuật toán được vận hành theo một cấu trúc kết nối chặt chẽ, yêu cầu các dữ liệu dùng cho đào tạo phải được tích hợp tập trung tới dữ liệu máy chủ. Phương pháp tập trung dữ liệu này có thể có những khó khăn nhất định, như rủi ro về quyền riêng tư đối với dữ liệu cá nhân và dữ liệu quốc gia cụ thể. Hơn nữa, quản lý và xử lý dữ liệu tập trung có thể hạn chế sự minh bạch, dẫn tới sự thiếu tin tưởng từ người sử dụng cuối cùng cũng như những khó khăn trong việc tuân thủ các luật lệ.

Một thách thức khác của học máy là phát triển mô hình như thế nào cho hiệu quả, đặc biệt yêu cầu về khả năng tính toán và sự rõ ràng. Các mô hình AI thường có cấu trúc phức tạp dẫn tới chi phí cho đào tạo rất đắt đỏ. Ví dụ, mô hình VGG16 (Simonyan & Zisserman, 2015), sử dụng để phân loại ảnh, có khoảng 140 triệu thông số có thể được đào tạo. Kích cỡ mô hình đào tạo này cần một máy tính có khả năng tính toán lớn và rất đắt đỏ, thường thì khó có thể sắm được. Bên cạnh đó, mô hình AI cần xuất ra kết quả mà con người có thể hiểu và chấp nhận. Tuy nhiên đây là một thách thức với AI vì các mô hình AI hiện tại thường được ví như là một hộp đen đối với những người không chuyên về AI. Không dễ dàng cho họ để hiểu được bằng cách nào một quyết định đã được thực hiện bởi mô hình AI. Việc hiểu rõ mô hình AI cho phép chúng ta có sự lựa

chọn phù hợp phương pháp kiểm định mô hình. Để cải thiện và tạo điều kiện cho việc hiểu các kết quả từ mô hình AI, chúng ta cần có nhiều nghiên cứu hơn về chuyển dịch và hiển thị trực quan hơn đáp ứng yêu cầu của những người sử dụng kết quả từ mô hình AI. Vì thế, những người có liên quan, từ cộng đồng địa phương, cho tới những nhà quản lý tình trạng khẩn cấp, tổ chức phi chính phủ, nên cùng tham gia vào trong quá trình xây dựng và kiểm định cho tới nâng cấp những công cụ trao đổi của mô hình AI.

Để giải quyết những thách thức nêu trên, chúng ta cần cung cấp các công cụ để hỗ trợ quá trình phát triển của AI, nâng cao khả năng giải thích mô hình, cung cấp các ứng dụng mới cho các phương pháp dựa trên AI và đóng góp và sự phát triển các tiêu chuẩn. Liên quan đến các vấn đề về dữ liệu, một nguồn dữ liệu mở là cần thiết cho phép các nhóm nghiên cứu có thể tiếp cận và sử dụng dữ liệu để cải thiện các mô hình hiện tại, như đào tạo và kiểm định mô hình. Để đạt được điều này, các dữ liệu được cung cấp phải rõ ràng, có các tài liệu hướng dẫn cụ thể về các thông tin chứa đựng, đặc biệt là dễ dàng được tiếp cận trực tuyến. Nhiều nhóm nghiên cứu đã chia sẻ các dự án của họ với các hướng dẫn rất chi tiết nhưng lại không được mọi người sử dụng nhiều vì thiếu rõ ràng hoặc không dễ dàng trong tiếp cận dữ liệu.

Bên cạnh có nguồn dữ liệu mở, các nhà phát triển AI cần xây dựng các công cụ hỗ trợ cho người sử dụng từ nhiều khía cạnh: thu thập dữ liệu, phát triển mô hình, triển khai mô hình, tính kế thừa của mô hình. Trong mỗi khía cạnh, có cả những công cụ cần quyền truy cập riêng từ và công cụ mở cho các nhà phát triển AI. Khi mô hình đã được xây dựng, các nhà phát triển AI cần làm rõ sự hiệu quả của mô hình AI, độ tin cậy và rõ ràng trong ứng dụng cho người sử dụng sau cùng. Để làm được điều này, các chuẩn mực nên được xây dựng; tức là, đưa ra các hướng dẫn được cộng đồng quốc tế chấp thuận.

Tóm lại, mặc dù còn nhiều thách thức, AI có thể hỗ trợ các phương pháp và chiến lược hiện tại trong giảm thiểu rủi ro thiên tai. May mắn thay, những thách thức này là động lực cho các nhà nghiên cứu tìm kiếm các giải pháp và cũng thúc đẩy quá trình hợp tác giữa họ. Sự hợp tác này sẽ là chìa khóa mở ra một kỷ nguyên mới cho ứng dụng AI vào chiến lược giảm thiểu rủi ro thiên tai trong tương lai, đặc biệt là lũ quét, một hình thức thiên tai có ảnh hưởng lớn đến con người và xã hội.

15.2 Luận giải về việc đặt ra mục tiêu và những nội dung cần nghiên cứu của đề tài

(Trên cơ sở đánh giá tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước, phân tích những công trình nghiên cứu có liên quan, những kết quả mới nhất trong lĩnh vực nghiên cứu đề tài, đánh giá những khác biệt về trình độ KH&CN trong nước và thế giới, những vấn đề đã được giải quyết, cần nêu rõ những vấn đề còn tồn tại, chỉ ra những hạn chế cụ thể, từ đó nêu được hướng giải quyết mới - luận giải và cụ thể hoá mục tiêu đặt ra của đề tài và những nội dung cần thực hiện trong đề tài để đạt được mục tiêu)

Rủi ro do lũ quét được hiểu là khả năng xảy ra lũ ở một khu vực dưới một điều kiện cụ thể của các yếu tố liên quan gồm điều kiện địa hình, thủy văn, và khí tượng của lưu vực đó. Sự phân vùng lũ quét cho biết mức độ mà một khu vực có thể bị ảnh hưởng tiềm tàng bởi lũ quét sẽ khác nhau. Việc đánh giá rủi ro do lũ có thể được thực hiện một cách định tính hoặc định lượng dựa vào sự phân bố không gian hơn là thời gian. Vì vậy, gần đây nhiều nghiên cứu đã nhận ra vai trò quan trọng của các phương pháp định lượng (ví dụ, trí tuệ nhân tạo), phương pháp bán định lượng (ví dụ, thuật toán quyết định dựa trên nhiều tiêu chuẩn), hoặc mô hình số như (ví dụ, mô hình thủy, văn thủy lực và mô hình thủy động học). Trong các phương pháp này kỹ thuật học máy đã đạt nhiều thành tựu trong những thập kỷ gần đây, và đã có rất nhiều thuật toán được phát triển cho phân vùng rủi ro lũ quét (Bảng 1).

Bảng 1: Tóm tắt các phương pháp học máy được ứng dụng trong phân vùng lũ quét.

Nguồn	Vùng	Nước	Diện tích (km ²)	Chủ đề	Phương pháp học máy	Kỹ thuật tối ưu	Phương pháp tối ưu
(Tehrany et al., 2015)	Kelantan basin	Malaysia	923	Lũ	SVM, DT	N/A	SVM-FR
(Khosravi et al., 2018)	Haraz Watershed	Iran	4014	Lũ quét	LMT, REPTree, NBT, ADT	N/A	ADT
(Ahmadlou et al., 2019)	Golestan Province	Iran	12050	Lũ	ANFIS	BBO, BA	ANFIS-BBO
(Costache & Tien Bui, 2019)	Putna River Catchment	Romania	2509	Lũ quét	MLP, ROF, CART	N/A	ROF-WOE
(Costache & Tien Bui, 2019)	Bac Ha and Bao Yen Districts	Việt Nam	1510	Lũ quét	MARS, BPNN, SVM, CART	PSO	MARS-PSO
(Zhao et al., 2019)	The Metropolitan Areas of Beijing	China	2266	Lũ	SVM, LR, ANN	N/A	SVM
(Costache et al., 2020)	Bâsca Chiojdului Basin	Romania	340	Lũ quét	LR, CART, MLP, RF, SVM, DT	N/A	MLP-SI
(Dodangeh et al., 2020)	Ardabil Province	Iran	17953	Lũ	GAM, BRT MARS	N/A	BT-GAM

(Nhu et al., 2020)	Van Ban District	Việt Nam	1435	Lũ quét	RSTree, SVM, RF, C4.5 DT, LMT	HFPS	HFPS-RSTree
(Talukdar et al., 2020)	Teesta River Basin	Bangladesh	2284	Lũ quét	REPTree, RF, M5P, RT	N/A	M5P
(Tien Bui et al., 2020)	Lao Cai Province	Việt Nam	1465	Lũ quét	DLNN, MLP, SVM	Adam	DLNN
(Arora et al., 2021)	Middle Ganga Plain	India	10138	Flood	ANFIS	GA, DE, PSO	ANFIS-GA
(Darabi et al., 2021)	Sari city	Iran	42	Flood	ANN, RF, LMT, CART, J48DT	GWO	ANN-SGW
(El-Haddad et al., 2021)	Wadi Qena Basin	Egypt	14558	Flood	BRT, FDA, GLM, MDA	N/A	MDA
(Shahabi et al., 2021)	Haraz Watershed	Iran	4014	Lũ quét	DBN, LR, LMT, BLR, ADT, NBT, REPTree, ANFIS	GA, BA, CA, IWO, ICA, FA	DBN-GA
(Fang et al., 2021)	Shangyou County	China	1543	Flood	LSTM, DNN, CNN	DA, BN	LSTM-DA
(Panahi et al., 2021)	Golestan Province	Iran	12000	Lũ quét	CNN, RNN	N/A	CNN
(Saber et al., 2021)	Hurghada city	Egypt	44	Lũ quét	LightGBM, CatBoost	N/A	LightGBM
(Chakraborty et al., 2021)	Kangsabati River	India	3625	Lũ quét	PSO, ANN, DLNN	N/A	PSO
(Singh & Pandey, 2021)	Mandakini Basin	India	1646	Lũ quét	FR, FMV, WOE, SI, VI, IOE	N/A	SI-IOE
(Abedi et al., 2021)	Bâsca Chiojdului Basin	Romania	340	Lũ quét	CART, RF, BRT, XGBoost	N/A	RF
(Rezaie-Balf et al., 2022)	Golestan province	Iran	20370	Lũ quét	MARS	CSO, WCA	MARS-WCA
(Rezaie-Balf et al., 2022)	Ghoweiba basin	Egypt	3258	Lũ quét	NB, HI	N/A	NB-HI
(Saleh et al., 2022)	Sungai Pinang basin	Malaysia	57	Lũ quét	LR, KNN, RF, XGBoost, SI	N/A	SI-RF
(Costache et al., 2022)	Suha River Basin	Romania	356	Lũ quét	LR, SVM, k-NN, CART, NB	N/A	LSkCN

Chú thích: Adam: Adaptive moment estimation, ADT: Alternating Decision Trees, ANFIS: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, ANN: Artificial Neural Network, BA: Bat Algorithm, BBO: Biogeography-Based Optimization, BLR: Boosted Logistic Regression, BN: Batch Normalization, BPNN: Back Propagation Neural Networks, BRT: Boosted Regression Tree, BT: Bootstrapping, C4.5 DT: C4.5 Decision Trees CA: Cultural Algorithm, CART: Classification and Regression Tree, CNN: Convolutional Neural Network, DA: Data Augmentation, DBN: Deep Belief Network, DE: Differential Evolution, DLNN: Deep Learning Neural Networks, DNN: Deep Neural Network, DT: Decision Trees, FA: Firefly

Algorithm, FDA: Functional Data Analysis, FR: Frequency Ratio, GA: Genetic Algorithm, GAM: Generalized Additive Model, GLM: Generalized Linear Model, GWO: Grey Wolf Optimization, HFPS: Hybrid Firefly-Particle Swarm Optimization, ICA: Imperialistic Competitive Algorithm, IWO: Invasive Weed Optimization, J48DT: J48 Decision Trees, LMT: Logistic Model Tree, LR: Logistic Regression, LSTM: Long short-term Memory Neural Network, M5P: M5 Model Tree, MARS: Multivariate Adaptive Regression Splines, MDA: Multivariate Discriminant Analysis, MLP: Multi-Layer Perceptron, NBT: Naïve Bayes Trees, PSO: Particle Swarm Optimization, REPTree: Reduced Error Pruning Trees, RF: Random Forest, RNN: Recurrent Neural Network, ROF: Rotation Forests, RSTree: Random Subspace Decision Tree, RT: Random Tree, SGW: Swarm Intelligence-Grey Wolf Algorithm, SI: Statistical Index, SVM: Support Vector Machines, LightGBM: Light Gradient Boosting Machine, CatBoost: Categorical Boosting, HI: Hydrologic Indices, SI: Statistical Index, FMV: Fuzzy Membership Value, WOE: Weights of Evidence, IV: Information Value, IOE: Index of Entropy, CSO: Cat Swarm Optimization, WCA: Water Cycle Algorithm.

Ngoài ra, ở Việt Nam cũng đã có một số nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng lũ quét. Điển hình là “Nghiên cứu xây dựng mô hình cảnh báo và phân vùng nguy cơ lũ quét trên cơ sở tích hợp trí tuệ nhân tạo, dữ liệu và công nghệ địa tin học, áp dụng thử nghiệm cho khu vực tỉnh Lào Cai” và “Ứng dụng phương pháp Random Forest dự báo vị trí có nguy cơ xảy ra lũ quét cho khu vực tỉnh Lào Cai” do Ngô Thị Phương Thảo chủ nhiệm (Ngo, 2019); “Nghiên cứu xây dựng mô hình cảnh báo và phân vùng lũ quét cho tỉnh Phú Thọ thích ứng với biến đổi khí hậu” do Trường Đại học Mở - Địa chất chủ trì năm 2020; “Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo đa lớp trong thành lập mô hình lũ quét khu vực miền núi Tây Bắc, thực nghiệm tại tỉnh Yên Bái” được thực hiện bởi Nguyễn Viết Nghĩa (Nguyen & Nguyen, 2020). Các nghiên cứu này sử dụng các mô hình học máy như ANN và RF. Đây là các mô hình học máy được sử dụng khá phổ biến hiện nay. Về dữ liệu địa không gian, bao gồm dữ liệu viễn thám như Landsat với độ phân giải về thời gian là 16 ngày và độ phân giải về không gian là 30 m. Hiện nay, một số loại ảnh có độ phân giải tốt hơn đã được cung cấp miễn phí như ảnh Sentinel-2 với độ phân giải không gian và thời gian là 10 m và 5 ngày. Vì vậy, cập nhật với dữ liệu mới và mô hình học máy tiên tiến hiện nay là cấp thiết ở Việt Nam.

Nhìn chung, nhiều thuật toán khác nhau đã được phát triển, từ học nông cho tới học sâu (Panahi et al., 2021). Đầu tiên chúng ta phải kể đến các mô hình tuyến tính truyền thống như LR, ANN, và SVM. Các mô hình cây kết hợp cũng được phát triển khá phổ biến như RF và CART vào những năm sau đó. Bên cạnh các phương pháp truyền thống và mô hình cây, nhiều nghiên cứu đa ngành đã chỉ ra sự hiệu quả của kỹ thuật học sâu trong nhận diện tính nhạy cảm của lũ quét. Các mô hình học sâu điển hình có thể kể đến như DNN, BDN, và LSTM. Thêm vào đó, nhiều kỹ thuật tối ưu đã được phát triển để tối ưu hóa các thông số của mô hình như GA, PSO, và GWO. Tuy nhiên, chúng ta có thể nhận thấy một số hạn chế của các phương pháp hiện tại. Thứ nhất, mặc dù có nhiều mô hình đã được ứng dụng, rất khó để kết luận mô hình nào sẽ

tối ưu trong phân vùng lũ quét. Các mô hình này không được chia sẻ rộng rãi ra cộng đồng để các nhóm nghiên cứu có thể ứng dụng và kiểm định tính hiệu quả của chúng. Các mô hình phân lớn vẫn là một mô hình hộp đen, dẫn tới những thách thức cho việc hiểu được cấu trúc mô hình rõ ràng.

Để chọn được phương pháp tối ưu, việc phân tích ưu nhược điểm của từng phương pháp là cần thiết. Tuy nhiên, hiện tại có rất nhiều phương pháp đã được phát triển, chúng tôi chỉ lựa chọn một số phương pháp được cho hiệu quả để phân tích. Một trong các phương pháp được sử dụng rộng rãi và cho kết quả phân loại tốt là SVM (support Vector Machine). Phương pháp này thường hiệu quả với bài toán đa biến, có thể phân loại với cả biến tuyến tính và phi tuyến tính. Ngoài ra phương pháp này ít bị ảnh hưởng bởi các mẫu ngoại lai (outliers) và rất hiệu quả cho bài toán phân loại nhị phân (được sử dụng phổ biến trong mô hình phân lũ). Tuy nhiên, SVM cũng có các hạn chế như thường cần nhiều thời gian cho các bước tính toán, kém hiệu quả khi phân loại cho các biến bị trùng lặp nhiều, khó khăn trong việc lựa chọn một thông số tối ưu cho hàm chức năng (kernel function). Rừng ngẫu nhiên (RF: Random Forest) là một phương pháp khác cho kết quả phân vùng lũ quét rất tốt. Ưu điểm của phương pháp này là có thể phân loại hiệu quả với các biến số đầu vào có độ tương đồng cao. Thực tế, trong phân vùng lũ quét, các biến số đầu vào thường có độ tương đồng cao như số liệu địa hình, độ cong, và độ dốc. Ngoài ra, RF rất hiệu quả trong việc xử lý với dữ liệu lớn, dữ liệu không cân xứng, và ít bị ảnh hưởng với các mẫu ngoại lai. RF còn cho phép chiết xuất mức độ quan trọng của các nhân tố đầu vào khác nhau. Tuy nhiên, RF là một thuật toán phức tạp với các thông số khác nhau cần được thiết lập phù hợp dẫn tới rất khó để hiểu rõ và chi tiết RF tính toán như thế nào. Nhìn chung, việc lựa chọn một phương pháp tối ưu cần được phân tích kỹ trên nhiều khía cạnh của từng mô hình.

Nhiều kết quả nghiên cứu sử dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng lũ quét cho độ chính xác khá cao (trên 85 %). Tuy nhiên, mức độ tin cậy của độ chính xác này có thể còn các hạn chế. Thứ nhất, một trong các yếu tố quan trọng để đánh giá tính ưu việt của phương pháp phân lũ (hoặc mô hình phân lũ) là kỹ thuật kiểm định mô hình. Hiện nay có rất nhiều kỹ thuật kiểm định khác nhau như kiểm định chéo (K-fold cross-validation), LOOCV (Leave One Out Cross-Validation), lấy mẫu con ngẫu nhiên (Random subsampling), v.v. Ví dụ, phương pháp kiểm định chéo là phương pháp chia số lượng mẫu thu thập thành k (1, 2, ..., k) phần bằng nhau. Với kiểm định lần hai, phần mẫu thứ nhất sẽ được dùng để kiểm định, các phần còn lại dùng để đào tạo mô hình. Tương tự, với kiểm định lần hai, phần mẫu thứ hai sẽ được dùng kiểm định và các phần còn lại được dùng đào tạo mô hình. Quá trình kiểm định được thực hiện liên tục k lần. Chi tiết các phương pháp khác đã được trình bày rõ ở tài liệu (Appen, 2022). Những kỹ thuật này đã được dùng để kiểm định cho các mô hình phân lũ khác nhau. Vì sử dụng các kỹ thuật kiểm định

khác nhau, chúng ta khó có thể so sánh mức độ ưu việt của các mô hình phân lũ này. Vì vậy, sử dụng cùng phương pháp kiểm định và số liệu để đánh giá các mô hình phân lũ khác nhau là cần thiết. Hơn nữa, nhiều nghiên cứu sử dụng số liệu được thu thập từ ảnh vệ tinh hoặc các nguồn thứ cấp, thay vì số liệu thực địa, dùng để kiểm định mô hình. Các số liệu được thu thập theo cách này thường có các sai số nhất định so với số liệu thực tế (được thu thập từ thực địa). Vì vậy, dùng các số liệu thực địa để nâng cao độ tin cậy của kết quả mô hình phân lũ là cấp thiết hiện nay.

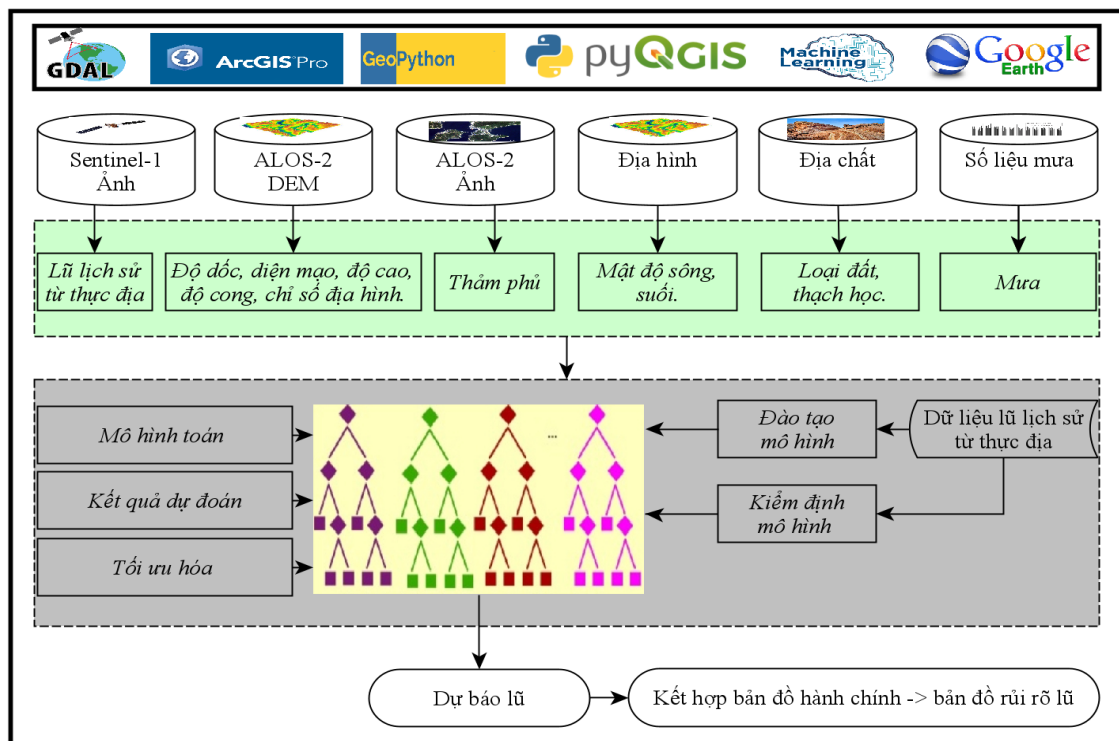
Bên cạnh đó, nhiều loại dữ liệu viễn thám đã được sử dụng cho các mô hình nhận diện tính nhạy cảm của lũ quét (Bảng 2). Tuy nhiên, có thể thấy phần lớn các dữ liệu được sử dụng có độ phân giải về thời gian hoặc không gian rất thô. Rất ít nghiên cứu sử dụng dữ liệu viễn thám có độ phân giải cao. Theo kết quả tổng hợp của chúng tôi, chỉ có vài nghiên cứu sử dụng ảnh viễn thám có độ phân giải nhỏ hơn 10 m.

Bảng 2: Tổng hợp các kết quả nghiên cứu sử dụng dữ liệu viễn thám trong lĩnh vực giảm thiểu rủi ro thiên tai lũ quét.

Mức độ	Cảm biến	Phân giải không gian (m)	Phân giải tần số (bands)	Phân giải thời gian (days)	Vị trí nghiên cứu	Mục đích sử dụng	Bắt đầu sử dụng
Độ phân giải cao	SPOT 5	2.5/10	5 (Vnir/Swir)	26	Selska Sora, Slovenia	Nhận diện lũ	(Costache et al., 2022)
	LiDAR	1	1 (NIR)	None	Toronto, Canada	DEM	(Costache et al., 2022)
Độ phân giải trung bình	Sentinel-1	10	1 (C-band)	5	Lao Cai, Vietnam	Nhận diện lũ	(Ngo et al., 2018)
	Landsat 8	30	4 (VNIR)	16	Amol city, Iran	NDVI	(Khosravi et al., 2018)
	ALOS PALSAR	12.5/30	4 (L-band)	46	Markazi, Iran	DEM	(Janizadeh et al., 2019)
	SRTM	30	2 (C/X-band)	35	Cadastra, Romania	DEM	(Costache et al., 2020)
	ASTER	30	4 (VNIR)	46	Guangdong, China	DEM	(Lin et al., 2020)
	Sentinel-2	10	2 (GSwir)	5	Gorganroud, Iran	MNDWI	(Hosseini et al., 2020)
Độ phân giải thô	GMS-5	5,000-7,000	4 (VNIR)	0.01	Klang, Malaysia	Dữ liệu mưa	(Wardah et al., 2008)
	TRMM	27500	5 (Microwave)	0.06	Rio Grande, US	Dữ liệu mưa	(Kuligowski et al., 2013)

NOAA	8000	5 (Radio)	0.02	Istanbul, Turkey	Dữ liệu mưa	(Ismail Ycel, 2015)
PERSIANN-CCS	4000	4 (VNIR)	0.04			
GNSS-R	25,000-37,000	1 (L-band)	1-3	Texas, US	Nhận diện lũ	(Chew et al., 2018)
MODIS	250	4 (VNIR)	16	Yunnan, China	Thảm thực vật	(Ma et al., 2021)
IMERG-E/L	10000	1 (Microwave)	0.02	Amazon Basin	Dữ liệu mưa	(Janizadeh et al., 2019)

Trong nghiên cứu này, chúng tôi hướng tới đánh giá khả năng ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để nâng cao độ tin cậy trong phân vùng lũ quét (quy mô cấp huyện ở Việt Nam). Sơ đồ nội dung nghiên cứu được trình bày ở Hình 3.



Hình 3: Sơ đồ tổng hợp các nội dung nghiên cứu.

Như đã đề cập ở phần đầu trong mục này, việc xây dựng dữ liệu phân vùng rủi ro lũ quét thường rất phức tạp vì lũ quét thường xảy ra do nhiều nhân tố khác nhau. Do vậy, trước tiên, chúng ta cần xác định và đánh giá được các nhân tố chính góp phần hình thành lũ quét. Dù đã xác định được các nhân tố chính, xây dựng được dữ liệu phù hợp cho các nhân tố này cũng gặp rất nhiều khó khăn. Vì phần lớn các dữ liệu thường ở dạng giấy, chưa được số hóa hoặc dữ liệu ở dạng phân mảnh, hay khuyết thiếu về mặt không gian hoặc thời gian. Ví dụ dữ liệu có độ phân giải thấp về mặt không gian hay dữ liệu không được thu thập liên tục về mặt thời gian do thiếu chi phí hay thiết bị. Bên cạnh đó, hiện nay mặc dù đã có rất nhiều mô hình trí tuệ nhân tạo được sử dụng để phân vùng rủi ro lũ quét, chúng ta chưa có một đánh giá tổng thể về mô hình tối ưu

cho những khu vực cụ thể như ở Việt Nam. Cuối cùng để hiện thực hóa các mô hình này và đưa vào áp dụng được ở Việt Nam, chúng ta cần có một quy trình chi tiết và rõ ràng.

Để lấp đầy các khoảng trống kiến thức nêu trên, chúng tôi sẽ đi giải quyết các bài toán nhỏ sau:

- Đánh giá tình hình và xác định các nhân tố chính ảnh hưởng đến lũ quét tại khu vực nghiên cứu;
- Thu thập và xây dựng bộ dữ liệu các nhân tố chính gây lũ quét: ứng dụng công nghệ viễn thám, dữ liệu địa không gian, dữ liệu thực địa hiện trường và các nguồn sẵn có khác;
- Tổng hợp, phân tích, và đánh giá các phương pháp tiềm năng sử dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian trong phân vùng lũ quét;
- Lập quy trình xây dựng mô hình tối ưu phân vùng lũ quét ứng dụng trí tuệ nhân tạo, dữ liệu viễn thám và thực địa hiện trường ở quy mô cấp huyện.

16	<i>Liệt kê danh mục các công trình nghiên cứu, tài liệu có liên quan đến đề tài đã trích dẫn khi đánh giá tổng quan</i>
-----------	--

(Tên công trình, tác giả, nơi và năm công bố, chỉ nêu những danh mục đã được trích dẫn để luận giải cho sự cần thiết nghiên cứu đề tài).

1. Abedi, R., Costache, R., Shafizadeh-Moghadam, H., & Pham, Q. B. (2021). Flash-flood susceptibility mapping based on XGBoost, random forest and boosted regression trees. *Geocarto International*. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1920636>
2. Ahmadlou, M., Karimi, M., Alizadeh, S., Shirzadi, A., Parvinnejhad, D., Shahabi, H., & Panahi, M. (2019). Flood susceptibility assessment using integration of adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) and biogeography-based optimization (BBO) and BAT algorithms (BA). *Geocarto International*, 34(11), 1252–1272. <https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1474276>
3. Aksoy, H., Ozgur Kirca, V. S., Burgan, H. I., & Kellecioglu, D. (2016). Hydrological and hydraulic models for determination of flood-prone and flood inundation areas. *IAHS-AISH Proceedings and Reports*, 373, 137–141. <https://doi.org/10.5194/piahs-373-137-2016>
4. Alfieri, L., Feyen, L., Dottori, F., & Bianchi, A. (2015). Ensemble flood risk assessment in Europe under high end climate scenarios. *Global Environmental Change*, 35, 199–212. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2015.09.004>
5. Appen. (2022). *The Importance of Model Validation*. Trusted Partner in Data for the AI Lifecycle. <https://appen.com/blog/machine-learning-model-validation/>
6. Arora, A., Arabameri, A., Pandey, M., Siddiqui, M. A., Shukla, U. K., Bui, D. T., Mishra, V. N., & Bhardwaj, A. (2021). Optimization of state-of-the-art fuzzy-metaheuristic ANFIS-based machine learning models for flood susceptibility prediction mapping in the Middle

- Ganga Plain, India. *Science of the Total Environment*, 750. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.141565>
7. Breinl, K., Lun, D., Müller-Thomy, H., & Blöschl, G. (2021). Understanding the relationship between rainfall and flood probabilities through combined intensity-duration-frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 602. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126759>
 8. Chakraborty, R., Chandra Pal, S., Rezaie, F., Arabameri, A., Lee, S., Roy, P., Saha, A., Chowdhuri, I., & Moayed, H. (2021). Flash-flood hazard susceptibility mapping in Kangsabati River Basin, India. *Geocarto International*. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1953618>
 9. Costache, R., Hong, H., & Pham, Q. B. (2020). Comparative assessment of the flash-flood potential within small mountain catchments using bivariate statistics and their novel hybrid integration with machine learning models. *Science of the Total Environment*, 711. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134514>
 10. Costache, R., & Tien Bui, D. (2019). Spatial prediction of flood potential using new ensembles of bivariate statistics and artificial intelligence: A case study at the Putna river catchment of Romania. *Science of the Total Environment*, 691, 1098–1118. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.07.197>
 11. Costache, R., Tin, T. T., Arabameri, A., Crăciun, A., Costache, I., Islam, A. R. M. T., Sahana, M., & Pham, B. T. (2022). Stacking state-of-the-art ensemble for flash-flood potential assessment. *Geocarto International*, 1–24. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2082558>
 12. Cutter, S. L., Emrich, C. T., Gall, M., & Reeves, R. (2018). Flash Flood Risk and the Paradox of Urban Development. *Natural Hazards Review*, 19(1), 05017005. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)nh.1527-6996.0000268](https://doi.org/10.1061/(asce)nh.1527-6996.0000268)
 13. Darabi, H., Torabi Haghighi, A., Rahmati, O., Jalali Shahrood, A., Rouzbeh, S., Pradhan, B., & Tien Bui, D. (2021). A hybridized model based on neural network and swarm intelligence-grey wolf algorithm for spatial prediction of urban flood-inundation. *Journal of Hydrology*, 603. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126854>
 14. Dodangeh, E., Choubin, B., Eigdir, A. N., Nabipour, N., Panahi, M., Shamshirband, S., & Mosavi, A. (2020). Integrated machine learning methods with resampling algorithms for flood susceptibility prediction. *Science of the Total Environment*, 705. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135983>
 15. Duong, P. C., Trung, T. H., Nasahara, K. N., & Tadono, T. (2018). JAXA high-resolution land use/land cover map for Central Vietnam in 2007 and 2017. *Remote Sensing*, 10(9). <https://doi.org/10.3390/rs10091406>
 16. El-Haddad, B. A., Youssef, A. M., Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., El-Shater, A. H., & El-Khashab, M. H. (2021). Flood susceptibility prediction using four machine learning techniques and comparison of their performance at Wadi Qena Basin, Egypt. *Natural*

- Hazards*, 105(1), 83–114. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04296-y>
17. Elmahdy, S., Ali, T., & Mohamed, M. (2020). Flash flood susceptibility modeling and magnitude index using machine learning and geohydrological models: A modified hybrid approach. *Remote Sensing*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/RS12172695>
 18. Fang, Z., Wang, Y., Peng, L., & Hong, H. (2021). Predicting flood susceptibility using LSTM neural networks. *Journal of Hydrology*, 594. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125734>
 19. Gerard, A., Martinaitis, S. M., Gourley, J. J., Howard, K. W., & Zhang, J. (2021). An overview of the performance and operational applications of the MRMS and FLASH systems in recent significant urban flash flood events. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 102(11), E2165–E2176. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-19-0273.1>
 20. Gigliotti, M., Schmidt-Traub, G., & Bastianoni, S. (2018). The sustainable development goals. In *Encyclopedia of Ecology* (pp. 426–431). <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.10986-8>
 21. Hà, L. T. (2018). *Những điều cần biết về lũ quét*. Nhà xuất bản Thăng Long.
 22. Hiệu, N. H. V. (2014). *Nghiên cứu đánh giá nguy cơ tại biến lũ ống, lũ quét huyện Bắc Yên, Tỉnh Sơn La với sự hỗ trợ của công nghệ viễn thám và GIS*. Đại học quốc gia Hà Nội.
 23. Janizadeh, S., Avand, M., Jaafari, A., Van Phong, T., Bayat, M., Ahmadisharaf, E., Prakash, I., Pham, B. T., & Lee, S. (2019). Prediction success of machine learning methods for flash flood susceptibility mapping in the Tafresh watershed, Iran. *Sustainability (Switzerland)*, 11(19). <https://doi.org/10.3390/su11195426>
 24. Khosravi, K., Pham, B. T., Chapi, K., Shirzadi, A., Shahabi, H., Revhaug, I., Prakash, I., & Tien Bui, D. (2018). A comparative assessment of decision trees algorithms for flash flood susceptibility modeling at Haraz watershed, northern Iran. *Science of the Total Environment*, 627, 744–755. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.01.266>
 25. Lamovec, P., Veljanovski, T., Mikoš, M., & Oštir, K. (2013). Detecting flooded areas with machine learning techniques: case study of the Selška Sora river flash flood in September 2007. *Journal of Applied Remote Sensing*, 7(1), 073564. <https://doi.org/10.1117/1.jrs.7.073564>
 26. Mai, Đ. T. (2008, July 28). Bất cập trong công tác dự báo lũ quét và sạt lở đất. *Báo Nhân Dân*.
 27. Mendoza-Cano, O., Aquino-Santos, R., López-De la Cruz, J., Edwards, R. M., Khouakhi, A., Pattison, I., Rangel-Licea, V., Castellanos-Berjan, E., Martinez-Preciado, M. A., Rincón-Avalos, P., Lepper, P., Gutiérrez-Gómez, A., Uribe-Ramos, J. M., Ibarreche, J., & Perez, I. (2021). Experiments of an IoT-based wireless sensor network for flood monitoring in Colima, Mexico. *Journal of Hydroinformatics*, 23(3), 385–401. <https://doi.org/10.2166/HYDRO.2021.126>

28. Musa, Z. N., Popescu, I., & Mynett, A. (2015). A review of applications of satellite SAR, optical, altimetry and DEM data for surface water modelling, mapping and parameter estimation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(9), 3755–3769. <https://doi.org/10.5194/hess-19-3755-2015>.
29. Nam, D. H., Duong, P. C., Thuan, D. H., Mai, D. T., & Dung, N. Q. (2018). Assessment of near-term runoff response at a river basin scale in central Vietnam using direct CMIP5 high-resolution model outputs. *Water (Switzerland)*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/w10040477>
30. Nam, D. H., Hoa, T. D., Duong, P. C., Thuan, D. H., & Mai, D. T. (2019). Assessment of flood extremes using downscaled CMIP5 high-resolution ensemble projections of near-term climate for the upper Thu Bon catchment in Vietnam. *Water (Switzerland)*, 11(4). <https://doi.org/10.3390/w11040634>
31. Ngo, T. P. T. (2019). *Nghiên cứu xây dựng mô hình cảnh báo và phân vùng nguy cơ lũ quét trên cơ sở tích hợp trí tuệ nhân tạo, dữ liệu và công nghệ địa tin học, áp dụng thử nghiệm cho khu vực tỉnh Lào Cai*. <http://humg.edu.vn/nguyen-cuu/de-tai-nckh/Pages/cap-bo.aspx?ItemID=6602>
32. Ngo, P. T. T., Hoang, N. D., Pradhan, B., Nguyen, Q. K., Tran, X. T., Nguyen, Q. M., Nguyen, V. N., Samui, P., & Bui, D. T. (2018). A novel hybrid swarm optimized multilayer neural network for spatial prediction of flash floods in tropical areas using sentinel-1 SAR imagery and geospatial data. *Sensors (Switzerland)*, 18(11). <https://doi.org/10.3390/s18113704>
33. Nguyen, V. N., & Nguyen, C. C. (2020). Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo đa lớp trong thành lập mô hình lũ quét khu vực miền núi Tây Bắc, thực nghiệm tại tỉnh Yên Bái. *Tạp Chí Khoa Học Do Dac va Ban Do So*, 44(6), 1–9. <https://moitruong.net.vn/ung-dung-tri-tue-nhan-cao-hoi-lon-cho-nganh-du-bao-thoi-tiet-43389.html>
34. Nhu, V. H., Ngo, P. T. T., Pham, T. D., Dou, J., Song, X., Hoang, N. D., Tran, D. A., Cao, D. P., Aydin, I. B., Amiri, M., Costache, R., Hoa, P. V., & Bui, D. T. (2020). A new hybrid firefly-pso optimized random subspace tree intelligence for torrential rainfall-induced flash flood susceptible mapping. *Remote Sensing*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/RS12172688>
35. Panahi, M., Jaafari, A., Shirzadi, A., Shahabi, H., Rahmati, O., Omidvar, E., Lee, S., & Bui, D. T. (2021). Deep learning neural networks for spatially explicit prediction of flash flood probability. *Geoscience Frontiers*, 12(3). <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.09.007>
36. Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633), 418–422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>
37. Phan, D. C., Trung, T. H., Truong, V. T., Sasagawa, T., Vu, T. P. T., Bui, D. T., Hayashi, M., Tadono, T., & Nasahara, K. N. (2021). First comprehensive quantification of annual land use/cover from 1990 to 2020 across mainland Vietnam. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-89034-5>

38. Rezaie-Balf, M., Ghaemi, A., Jun, C., S. Band, S., & Bateni, S. M. (2022). Towards an integrative, spatially-explicit modeling for flash floods susceptibility mapping based on remote sensing and flood inventory data in Southern Caspian Sea Littoral, Iran. *Geocarto International*, 1–31. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2071470>
39. Saber, M., Boulmaiz, T., Guermoui, M., Abdrado, K. I., Kantoush, S. A., Sumi, T., Boutaghane, H., Nohara, D., & Mabrouk, E. (2021). Examining LightGBM and CatBoost models for wadi flash flood susceptibility prediction. *Geocarto International*. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1974959>
40. Saleh, A., Yuzir, A., Sabtu, N., Abujayyab, S. K. M., Bunmi, M. R., & Pham, Q. B. (2022). Flash flood susceptibility mapping in urban area using genetic algorithm and ensemble method. *Geocarto International*. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2032394>
41. Shahabi, H., Shirzadi, A., Ronoud, S., Asadi, S., Pham, B. T., Mansouripour, F., Geertsema, M., Clague, J. J., & Bui, D. T. (2021). Flash flood susceptibility mapping using a novel deep learning model based on deep belief network, back propagation and genetic algorithm. *Geoscience Frontiers*, 12(3). <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.10.007>
42. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*.
43. Singh, G., & Pandey, A. (2021). Hybrid ensemble modeling for flash flood potential assessment and susceptibility analysis of a Himalayan river catchment. *Geocarto International*. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.2017007>
44. Smith, K. (2013). Environmental hazards: Assessing risk and reducing disaster. In *Environmental Hazards: Assessing Risk and Reducing Disaster*. <https://doi.org/10.4324/9780203805305>
45. Tabari, H. (2020). Climate change impact on flood and extreme precipitation increases with water availability. *Scientific Reports*, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-70816-2>
46. Talukdar, S., Ghose, B., Shahfahad, Salam, R., Mahato, S., Pham, Q. B., Linh, N. T. T., Costache, R., & Avand, M. (2020). Flood susceptibility modeling in Teesta River basin, Bangladesh using novel ensembles of bagging algorithms. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 34(12), 2277–2300. <https://doi.org/10.1007/s00477-020-01862-5>
47. Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2015). Flood susceptibility analysis and its verification using a novel ensemble support vector machine and frequency ratio method. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1021-9>
48. Thao, V. B., & Kiên, N. T. (2021). *Hồ sơ Dự án Áp dụng thử thí điểm giải pháp công trình và phi công trình giảm nhẹ rủi ro thiên tai lũ quét, sạt lở đất tại một số điểm có nguy cơ cao*.

49. Thục, T., & Hà, L. T. (2012). *Lũ quét – Khái niệm và phương pháp nghiên cứu*. NXB Khoa học Tự nhiên và Công nghệ.
50. Tien Bui, D., Hoang, N. D., Martínez-Álvarez, F., Ngo, P. T. T., Hoa, P. V., Pham, T. D., Samui, P., & Costache, R. (2020). A novel deep learning neural network approach for predicting flash flood susceptibility: A case study at a high frequency tropical storm area. *Science of the Total Environment*, 701. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134413>
51. Truong, V. T., Hoang, T. T., Cao, D. P., Hayashi, M., Tadono, T., & Nasahara, K. N. (2019). JAXA annual forest cover maps for Vietnam during 2015-2018 Using ALOS-2/PALSAR-2 and auxiliary data. *Remote Sensing*, 11(20). <https://doi.org/10.3390/rs11202412>
52. Tư, T. V. (2012). Cơ sở khoa học và phương pháp lập bản đồ lũ quét. *Tạp Chí Các Khoa Học về Trái Đất*, 34(3), 217–222.
53. Yêm, N. T. (2006). *Nghiên cứu xây dựng bản đồ phân vùng tai biến môi trường tự nhiên lãnh thổ Việt Nam*.
54. Yin, J., Yu, D., Yin, Z., Liu, M., & He, Q. (2016). Evaluating the impact and risk of pluvial flash flood on intra-urban road network: A case study in the city center of Shanghai, China. *Journal of Hydrology*, 537, 138–145. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.03.037>
55. Zhao, G., Pang, B., Xu, Z., Peng, D., & Xu, L. (2019). Assessment of urban flood susceptibility using semi-supervised machine learning model. *Science of the Total Environment*, 659, 940–949. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.12.217>

17	Nội dung nghiên cứu khoa học và triển khai thực nghiệm của đề tài và phương án thực hiện
-----------	---

❖ **Nội dung 1: Thu thập, điều tra, và đánh giá tình hình thiên tai lũ quét tại khu vực nghiên cứu (huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái).**

Một trong những vấn đề tiên quyết của xây dựng mô hình phân lũ là kiểm định mô hình. Để kiểm định được mô hình phân lũ tốt, chúng ta cần có số liệu thực tế tại lưu vực nghiên cứu. Nhiều nghiên cứu sử dụng số liệu được thu thập đơn thuần từ ảnh vệ tinh hoặc ảnh độ phân giải cao như Google Map. Tuy nhiên, số liệu được thu thập từ nguồn thứ cấp này thường chứa đựng các sai số nhất định. Vì vậy số liệu thực địa là phải có trong kiểm định mô hình phân lũ. Thu thập số liệu thực địa thường rất mất thời gian và tốn kém, đặc biệt với khu vực nghiên cứu có quy mô lớn. Với đặc trưng của lũ quét thường xảy ra trong lưu vực nhỏ (khoảng 5 km²), chúng tôi nhận thấy quy mô cấp huyện là phù hợp với kinh phí của đề tài. Nếu chọn quy mô cấp tỉnh hoặc lớn hơn, kinh phí thu thập dữ liệu thực địa có thể rất tốn kém. Trong khi đó, nếu chọn quy mô nhỏ hơn (ví dụ cấp xã) thì có thể không bao quát hết được một trận lũ vì trận lũ có thể xảy ra ở khu vực ranh giới giữa các xã gần nhau. Vì thế trong Nội dung này, chúng tôi thực hiện cho quy mô cấp huyện, cụ thể là huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái.

Nội dung này tiến hành điều tra thực địa để thu thập các thông tin cụ thể về lũ quét tại khu vực huyện nghiên cứu. Dữ liệu này giúp chúng ta hiểu rõ hơn về đặc trưng lũ quét ở lưu vực và

ngoài ra dùng để đào tạo và kiểm định mô hình phân lũ và các mô hình xây dựng dữ liệu đầu vào như thảm phủ và mục đích sử dụng đất. Dữ liệu gồm các trận lũ quét trong lịch sử, vị trí và thời gian phát sinh, quy mô, phạm vi, mức độ ảnh hưởng, nguyên nhân, sự thay đổi thảm phủ, các hoạt động sản xuất ảnh hưởng đến phát sinh lũ quét, các giải pháp phòng tránh của địa phương, v.v... Sử dụng phương pháp thống kê, so sánh và tổng hợp để viết báo cáo điều tra thực địa.

Sản phẩm chính của Nội dung này là: Báo cáo tổng hợp tình hình lũ quét, đánh giá tác động, thiệt hại và nguyên nhân gây lũ quét trong những năm gần đây tại khu vực nghiên cứu.

Công việc 1.1: Phân tích, lựa chọn và đánh giá hiện trạng khu vực nghiên cứu.

Khu vực nghiên cứu, điều tra khảo sát là một huyện miền núi phía bắc: huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái. Lựa chọn huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái với các lý do sau:

- Yên Bái có địa hình đồi núi cao, độ dốc lớn, chia cắt mạnh, kết cấu đất yếu, thường có mưa lớn, được xếp vào địa phương có nguy cơ cao xảy ra sạt lở đất và lũ quét. Đặc biệt, Mù Cang Chải có địa hình rất dốc, chia cắt mạnh, địa chất rời rạc, có nhiều đới đứt gãy và các khối trượt, sạt. Hàng năm đều có mưa lớn tập trung, xảy ra nhiều trận sạt lở, trượt lở và lũ quét. Có đặc trưng điển hình của một huyện miền núi chịu ảnh hưởng và thiệt hại bởi lũ quét, sạt lở đất, Mù Cang Chải là một trong những huyện có tần suất xảy ra lũ quét, sạt lở đất nhiều nhất tỉnh Yên Bái. Tại đây, lũ quét xảy ra bất thường về cường độ và phạm vi, gây tổn thất rất lớn về con người, tài sản, trở thành nỗi ám ảnh đối với người dân sống ở khu vực miền núi. Địa bàn Huyện Mù Cang Chải chưa có nghiên cứu nào về sử dụng trí tuệ nhân tạo và viễn thám để phân vùng lũ quét.

- Để chuyến đi thực địa được tiến hành tốt và thu thập dữ liệu đạt kết quả như yêu cầu, việc tìm hiểu kỹ về khu vực nghiên cứu trước khi tiến hành thực địa là rất cần thiết. Thứ nhất, tìm hiểu về địa hình địa mạo giúp cho quá trình di chuyển và vận chuyển máy móc thiết bị (máy ảnh GPS, máy bay không người lái UAV) dùng để thu thập dữ liệu tới khu vực dễ dàng hơn. Thêm nữa, thiết kế phương pháp lấy mẫu cũng cần được thực hiện trước khi đi thực địa. Ví dụ, để xây dựng bản đồ thảm phủ và sử dụng đất, chúng ta cần lấy mẫu các loại thảm phủ khác nhau ở hiện trường. Việc chọn mẫu cần theo các phương pháp tiêu chuẩn với các yêu cầu như mẫu cần được lấy ngẫu nhiên, lượng mẫu phải đủ lớn và có tính đại diện, v.v. Ngoài ra, chúng ta có thể tiết kiệm chi phí và thời gian thực địa bằng cách phác thảo bản đồ lũ quét và thảm phủ trước. Bản đồ phác thảo sẽ giúp chúng ta nhận diện một số vị trí lũ quét và loại thảm phủ dễ dàng dựa vào bản đồ địa hình tỷ lệ lớn và ảnh độ phân giải cao ở Google Map. Vậy, chúng ta có thể giảm bớt được số điểm cần lấy mẫu ngoài thực địa.

- Phương pháp xây dựng bản đồ phác thảo dựa trên các kỹ thuật và dữ liệu có sẵn như ảnh viễn thám, bản đồ địa hình và kỹ thuật hệ thống địa thông tin (GIS).

Công việc 1.2: Điều tra thực địa kết hợp số liệu lịch sử để xây dựng bộ cơ sở dữ liệu phục vụ xây dựng mô hình phân vùng rủi ro lũ quét.

- Điều tra thực địa tại huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái. Tổ điều tra gồm 5 người thực hiện trong vòng 10 ngày.

- Cơ sở dữ liệu kiểm kê lũ: tập hợp các vùng lũ được thu thập. Mỗi vùng lũ sẽ chứa đựng các thông tin chi tiết, gồm vị trí (kinh độ/vĩ độ), thời gian lũ xảy ra, và ước lượng quy mô không

gian gây lũ.

- *Cơ sở dữ liệu thảm phủ: tập hợp các vùng thảm phủ khác nhau. Vùng thảm phủ chứa đựng các thông chi tiết bao gồm vị trí (kinh độ/vĩ độ), thời gian thu thập mẫu, ước lượng quy mô không gian, và loại thảm phủ.*

- *Sử dụng các công cụ như máy ảnh GPS hoặc máy bay không người lái (UAV) để chụp ảnh lấy dữ liệu tham khảo và chiết xuất các mẫu cho đào tạo và kiểm định mô hình phân loại thảm phủ và phân lũ.*

Công việc 1.3: Lập báo cáo và đánh giá kết quả điều tra thực địa tại khu vực nghiên cứu.

❖ **Nội dung 2: Nghiên cứu và xây dựng bộ dữ liệu phục vụ mô hình phân vùng rủi ro lũ quét từ dữ liệu địa không gian.**

Trong nội dung này, chúng tôi sẽ tổng hợp tất cả nghiên cứu sử dụng dữ liệu viễn thám trong phân vùng lũ quét trong nước và trên thế giới. Từ đây, tổng hợp các loại dữ liệu viễn thám đã được sử dụng trong phân vùng lũ quét. Phân tích ưu nhược điểm của từ loại dữ liệu cụ thể. Ngoài ra, tổng hợp các dữ liệu viễn thám mới được cung cấp gần đây và đánh giá khả năng ứng dụng các loại dữ liệu này trong mô hình phân vùng lũ quét. Chúng tôi sẽ tập trung vào các nguồn ảnh viễn thám được chia sẻ từ các trung tâm vũ trụ hàng không hàng đầu của thế giới gồm Trung tâm vũ trụ hàng không Mỹ (NASA), Trung tâm vũ trụ hàng không Châu Âu (ESA), Trung tâm vũ trụ hàng không Nhật Bản (JAXA), và cơ sở dữ liệu Google Earth Engine (GEE). Hiện nhóm chúng tôi đang có thành viên làm việc trực tiếp cho JAXA, vì vậy có thể tận dụng mối quan hệ này để có thể sử dụng một số loại ảnh chất lượng cao ở JAXA như ảnh ALOS hoặc AVNIR với độ phân giải không gian 10 m. Ngoài ra, chúng tôi có thêm UAV có thể dùng để chụp ảnh các vùng mục tiêu với độ phân giải không gian cao. Đây sẽ là dữ liệu quan trọng cho việc đánh giá chất lượng các ảnh viễn thám có độ phân giải không gian thô hơn.

Sản phẩm chính của Nội dung này là: Bộ dữ liệu phục vụ phân vùng lũ quét từ dữ liệu địa không gian, bao gồm ảnh viễn thám và các dữ liệu thu thập thêm như lượng mưa, thạch học, v.v.

Công việc 2.1: Nghiên cứu về cấu trúc các loại dữ liệu viễn thám được sử dụng trong mô hình phân vùng rủi ro vùng lũ quét.

- *Ảnh viễn thám đa phổ;*
- *Ảnh viễn thám siêu phổ;*
- *Ảnh viễn thám sử dụng công nghệ Radar khẩu độ tổng hợp (SAR);*
- *Ảnh viễn thám sử dụng công nghệ tia (LiDAR).*

Công việc 2.2: Nghiên cứu xây dựng dữ liệu thảm phủ, ứng dụng trí tuệ nhân tạo, dữ liệu viễn thám, và số liệu thực địa.

Công việc 2.3: Nghiên cứu, thu thập và phân tích để xây dựng các bộ dữ liệu khác phục vụ xây dựng mô hình phân vùng rủi ro lũ quét.

- *Dữ liệu về độ dốc*
- *Dữ liệu về diện mạo*
- *Dữ liệu về độ cong địa hình*
- *Dữ liệu về cao độ số địa hình*
- *Các dữ liệu địa hình khác: chỉ số độ ẩm, chỉ số vị trí địa hình, v.v.*

- Dữ liệu mưa
- Dữ liệu về mật độ sông suối, v.v.

❖ **Nội dung 3: Đánh giá các phương pháp tiềm năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét.**

Hiện nay có rất nhiều phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét. Tuy nhiên, theo hiểu biết của chúng tôi, chưa có nghiên cứu nào phân tích tổng hợp để lựa chọn được phương pháp tối ưu cho từng khu vực cụ thể. Vì vậy việc đánh giá để lựa chọn phương pháp tiềm năng ứng dụng cho Việt Nam là cấp thiết.

Sản phẩm chính của Nội dung này là: Báo cáo đánh giá các phương pháp tiềm năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng lũ quét.

Công việc 3.1: Phân tích tổng hợp các phương pháp tiên tiến ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét.

Công việc 3.2: Nghiên cứu và đánh giá nhằm đề xuất phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo cho phân vùng rủi ro lũ quét ở khu vực nghiên cứu.

Một số phương pháp tiên tiến có thể là:

- Phương pháp không gian con ngẫu nhiên (Random subspace)
- Phương pháp cây tin cậy (Credal decision tree)
- Phương pháp tối ưu nhóm lượng tử (Quantum-particle swarm optimization (QPSO) algorithm), v.v.

❖ **Nội dung 4: Đề xuất quy trình xây dựng phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu.**

Trên cơ sở kết quả nội dung trên, sử dụng phương pháp mô hình hóa và phương pháp tham vấn chuyên gia, hội thảo, để nghiên cứu xây dựng quy trình cho phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng lũ quét cho quy mô cấp huyện.

Sản phẩm chính của Nội dung này là: Quy trình xây dựng phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng lũ quét cho một huyện ở vùng nghiên cứu.

Công việc 4.1: Đánh giá tính hiệu quả của phương pháp lựa chọn ứng dụng phân vùng rủi ro lũ quét cho vùng nghiên cứu.

Công việc 4.2: Xây dựng phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu viễn thám để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu.

Công việc 4.3: Nghiên cứu phương pháp tích hợp kết quả bản đồ phân vùng rủi ro lũ quét và bản đồ hành chính.

❖ **Nội dung 5: Báo cáo tổng kết, đánh giá nghiệm thu kết quả thực hiện đề tài**

❖ Trên cơ sở xây dựng Nội dung nghiên cứu khoa học và triển khai thực nghiệm của đề tài và phương án thực hiện, đề tài cần sự tham gia của 10 thành viên với phân bổ số ngày công như

bảng tổng hợp dưới đây (Chi tiết về số ngày công lao động xin xem Phụ lục Giải trình các khoản chi.):

TT	Chức danh	Tổng số người	Tổng số ngày công quy đổi
1	Chủ nhiệm	1	152
2	Thành viên thực hiện chính, thư ký khoa học	5	371
3	Thành viên	4	268
4	Kỹ thuật viên, nhân viên hỗ trợ	0	-
	Tổng công	10	791

18 Cách tiếp cận, phương pháp nghiên cứu, kỹ thuật sử dụng

(Luận cứ rõ cách tiếp cận vấn đề nghiên cứu, thiết kế nghiên cứu, phương pháp nghiên cứu, kỹ thuật sẽ sử dụng gắn với từng nội dung chính của đề tài; so sánh với các phương pháp giải quyết tương tự khác và phân tích để làm rõ được tính mới, tính độc đáo, tính sáng tạo của đề tài)

Thiên tai lũ quét thường liên quan đến nhiều yếu tố như yếu tố tự nhiên (ví dụ: địa hình, địa chất, thủy văn, và khí tượng) và hoạt động kinh tế xã hội của con người (ví dụ: sự thay đổi mục đích sử dụng đất). Để nghiên cứu và đề xuất được các giải pháp giảm thiểu rủi ro do lũ quét cần có cách tiếp cận đa chiều với nhiều phương pháp khác nhau.

Cách tiếp cận:

1) *Tiếp cận dữ liệu lịch sử*: dữ liệu lịch sử luôn là cơ sở quan trọng để tìm ra quy luật và dự báo các hiện tượng trong tương lai. Từ số liệu thống kê thiên tai lũ quét trong quá khứ, như: thời gian, địa điểm, loại hình, điều kiện kích phát, ngưỡng phát sinh, thay đổi thảm phủ, và mức độ thiệt hại, cho phép nhận dạng sự xuất hiện và diễn biến tai biến thiên nhiên này.

2) *Ứng dụng công nghệ hiện đại*: sự phát sinh của lũ quét là kết quả của nhiều yếu tố khác nhau cấu thành. Để giải các bài toán nhiều đa biến và không tuyến tính cần phải dựa vào các kỹ thuật, công nghệ hiện đại. Kỹ thuật, công nghệ hiện đại dùng trong đề tài này gồm: kỹ thuật máy học (Machine Learning), tối ưu hóa (Optimization), giải đoán ảnh viễn thám, giải đoán thảm phủ đa thời gian, v.v.

3) *Sự kế thừa*: từ kết quả tổng hợp và phân tích các nghiên cứu trong lĩnh vực giảm thiểu rủi ro do lũ quét gây ra cho thấy, chúng ta đã có bước tiến dài trong lĩnh vực này. Nhiều nghiên cứu đã đưa ra được các giải pháp hiệu quả, mặc dù một vài hạn chế nhỏ có thể nhận thấy. Vì vậy, kế thừa các kết quả nghiên cứu trước, cải thiện và nâng cấp với các giải pháp mới là cần thiết. Tuy nhiên, cần nhận ra được sự phù hợp nhất định của các phương pháp đã có đối với từng khu vực nghiên cứu cụ thể. Vì mỗi khu vực có thể có những yếu tố đặc trưng riêng biệt.

4) *Phương pháp mô hình hóa*: để giải các bài toán phức tạp với nhiều biến số khác nhau và tương quan giữa chúng là phi tuyến, các thuật toán trí tuệ nhân tạo, kỹ thuật tối ưu hóa phục vụ xây dựng các mô hình dự báo và phân vùng lũ quét là yếu tố tiên quyết. Các mô hình này chưa được ứng dụng hiệu quả và phổ biến tại Việt Nam.

5) *Lấy ý kiến chuyên gia nước ngoài*: nhiều thành viên trong nhóm nghiên cứu đã và đang học tập ở các nước phát triển (ví dụ: Nhật) trong lĩnh vực ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo và dữ liệu viễn thám. Một trong số các cơ quan đó là Đại học Tsukuba (Nhật Bản), Trung tâm vũ trụ hàng không Nhật Bản, Viện quản lý đất đai và cơ sở hạ tầng quốc gia Nhật Bản, và Đại học Trung ương Đài Loan. Đây sẽ là cơ hội tốt để thảo luận và lấy ý kiến chuyên sâu từ các chuyên gia có nhiều kinh nghiệm trong lĩnh vực giảm thiểu rủi ro thiên tai lũ quét.

Phương pháp nghiên cứu và kỹ thuật sử dụng cụ thể:

• **Nội dung 1:** Thu thập, điều tra, và đánh giá tình hình thiên tai lũ quét tại khu vực nghiên cứu (huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái).

1) Phân tích tổng hợp và thống kê: các dữ liệu thống kê hàng năm về tình hình lũ quét bùng phát từ các ngành và địa phương là cơ sở để phân tích xác lập quy mô, tần suất xuất hiện và mức độ phát triển tiếp theo. Dữ liệu này cung cấp cho chúng ta một cái nhìn sâu về lũ quét như cơ chế phát sinh, nguyên nhân, quá trình vận động của lũ, v.v. Điều này giúp ích rất lớn trong quá trình xây dựng mô hình, ví dụ như xác định trọng số cho từng yếu tố ảnh hưởng tới sự phát sinh lũ quét.

2) Khảo sát thực địa: Cùng với dữ liệu lịch sử, các kết quả điều tra hiện trạng lũ quét đóng vai trò cực kỳ quan trọng. Sự kết hợp hai loại dữ liệu này cho phép tổng hợp và đánh giá được quy luật phát sinh, phát triển, nguy cơ xảy ra theo không gian và thời gian. Đó là cơ sở bảo đảm cho việc xây dựng bản đồ quản lý dữ liệu, bản đồ phân vùng nguy cơ, phân tích nguyên nhân, để từ đó đề xuất được các giải pháp phòng ngừa phù hợp. Trong quá trình xây dựng mô hình, số liệu khảo sát thực địa giúp kiểm định tính hiệu quả của mô hình trong dự báo và phân vùng lũ quét. Mô hình sẽ thiếu tin cậy nếu không được kiểm định bằng dữ liệu thực tế được thu thập từ hiện trường.

• **Nội dung 2:** Nghiên cứu và xây dựng bộ dữ liệu phục vụ mô hình phân vùng rủi ro lũ quét từ dữ liệu địa không gian.

Hình 3 cho thấy dữ liệu đầu vào của mô hình lũ quét được trích xuất từ các nguồn chính sau: lũ lịch sử, địa hình, thảm phủ, địa chất và mưa.

1) Số liệu lũ lịch sử: đây là số liệu dùng để đào tạo và kiểm định mô hình phân vùng rủi ro lũ quét. Số liệu sẽ bao gồm vị trí, thời gian và quy mô về không gian xảy ra lũ trên vùng nghiên cứu. Dữ liệu này sẽ được thu thập từ số liệu lịch sử và khảo sát hiện trường ở nội dung trước.

2) Dữ liệu địa hình là các dữ liệu được trích xuất từ đặc trưng địa hình gồm, độ dốc, diện mạo, độ cao, độ cong, chỉ số địa hình, và mật độ sông suối. Để xây dựng dữ liệu này chúng tôi sử dụng các công cụ và kỹ thuật hệ thống địa lý không gian (GIS) như GRASS GIS, QGIS, và phát triển phương pháp tính toán trên nền tảng ngôn ngữ như Python. Ví dụ, tính toán chỉ số ẩm địa hình (TWI: Topographic wetness index) như sau:

$$TWI = \ln(A^s / \tan \beta)$$

trong đó A^s diện tích khu vực thượng lưu của vùng tính cụ thể và β là góc dốc tại vị trí tính toán.

3) Dữ liệu thảm phủ: để xây dựng dữ liệu thảm phủ, chúng tôi sử dụng ảnh viễn thám có

sẵn và phương pháp trí tuệ nhân tạo để giải đoán. Cụ thể, chúng tôi dự kiến sẽ sử dụng các thuật toán tiên tiến và hiệu quả như rừng ngẫu nhiên (Random Forest) hoặc học máy sâu như mạng nơ-ron phức hợp (CNN: Convolutional neural network).

• **Nội dung 3 và 4:** Đánh giá các phương pháp tiềm năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét. Đề xuất quy trình xây dựng phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu.

Để đánh giá được phương pháp tiềm năng chúng tôi sử dụng phương tổng hợp và phân tích các phương pháp ứng dụng trí tuệ nhân tạo đang được sử dụng trong phân vùng rủi ro lũ quét. Chúng tôi sẽ sử dụng các công cụ tìm kiếm nâng cao như “Google Scholar” và “Web of Science”. Với các công cụ này và các từ khóa, các phương pháp mục đích sẽ dễ dàng được tổng hợp. Sau khi tổng hợp được các phương pháp, chúng tôi sẽ phân tích để lựa chọn một số phương pháp tiềm năng dựa trên các khuyến nghị của các bài báo đã được xuất bản và giải thích về các phương pháp đó. Cuối cùng, với các phương pháp được lọc ra, chúng tôi dự kiến đánh giá kiểm định hiệu quả của các phương pháp với dữ liệu được thu thập tại khu vực nghiên cứu. Một số phương pháp tiềm năng dự kiến được lựa chọn cho nghiên cứu này:

1) Phương pháp Random Subspace

Không gian con ngẫu nhiên hoặc Random Subspace (RS) là một thuật toán tập hợp được đề xuất bởi (Ho, 1998) để tách tập dữ liệu huấn luyện thành một số tập con và sau đó, mỗi tập con được sử dụng để tạo ra một bộ phân loại. Kết quả cuối cùng thu được bằng cách tổng hợp tất cả các bộ phân loại và lựa chọn bộ phân loại tối ưu nhất.

Xem tập dữ liệu lũ bùn đá D với N mẫu, $D = (X_i, y_i) \mid X_i \in RM, y_i \in \{1, 0\}$, và $i = 1 \dots N$. X là một ma trận bao gồm M chỉ số lũ quét, trong khi y là cấp đầu ra với “1” là cấp lũ và “0” là cấp không có lũ. RS sẽ tạo ra L tập con từ D , và L được gọi là không gian con của D . Ở đây, mỗi tập con có m chỉ số (mM) và được gọi là kích thước không gian con. Sau đó, mỗi L sẽ được sử dụng để xây dựng bộ phân loại bằng cách sử dụng thuật toán học máy cơ sở thông qua một quá trình đào tạo. Các bộ phận này tạo nên một mẫu hình cây (CDTree) với các nhánh phân loại khác nhau. Ở đây, chúng tôi coi CDTree là thuật toán cơ sở để xây dựng phương pháp dự báo lũ quét. Mô hình tập hợp cuối cùng được tạo ra bằng cách tập hợp tất cả bộ phân loại CDTree.

Hiệu suất của phương pháp phụ thuộc vào cả hai tham số L và m . Bên cạnh đó, vì thuật toán CDTree được sử dụng, do đó, tham số về độ sâu tối đa của cây ($mdTree$) là bắt buộc. Do đó, cần xác định tổng cộng ba tham số (m , L và $mdTree$) và chúng được tối ưu hóa bởi thuật toán Quantum-PSO, được mô tả trong phần tiếp theo.

2) Phương pháp Credal Decision Tree

Cây quyết định hay Credal Decision Tree (CDTree) được phát triển dựa trên lý thuyết quyết định, đã được chứng minh là các thuật toán học máy hữu hiệu trong khoa học dữ liệu không gian địa lý, chẳng hạn như lũ quét, sạt lở đất, và những lĩnh vực khác (Band et al., 2020; Bui et al., 2019) cho cả các vấn đề phân loại và hồi quy. Trong số các cây quyết định, cây phân loại và cây hồi quy (CART: Classification and Regression Trees), và rừng ngẫu nhiên (RF: Random Forest) được coi là máy học phổ biến nhất. Tuy nhiên, nguồn dữ liệu không gian địa lý không chính xác và không chắc chắn là những vấn đề gây ra tác động tiêu cực đến hiệu suất của

mô hình.

Cây quyết định tín nhiệm được đề xuất bởi Abellán và Moral năm 2003. Sự khác biệt chính của thuật toán này so với các thuật toán cây quyết định khác là tiêu chí được sử dụng để lựa chọn các tính năng (tức là các chỉ báo lũ quét, lũ bùn đá) để phân tách tại các nút của mô hình cây. Ở đây, tiêu chí dựa trên xác suất không chính xác và độ không chắc chắn của các bộ chỉ số; do đó, thuật toán có khả năng xử lý dữ liệu nhiễu.

Sử dụng tập dữ liệu lũ bùn đá D , tập xác định tín nhiệm (K^D) là tập con của D được xác định như sau:

$$K^D = \left\{ pk | pk(FL) \in \left[\frac{n(FL)}{N+s}, \frac{n(FL)+s}{N+s} \right] \right\} \quad (1)$$

trong đó N là cỡ mẫu, FL là chỉ số lũ quét, $n(FL)$ là giá trị tuần suất, và s là một tham số. K^D được sử dụng để xây dựng CDTree bằng cách sử dụng hàm entropy tối đa như sau:

$$H^*(K^D) = \max \{ H(pk) | pk \in K^D \} \quad (2)$$

trong đó H là hàm entropy Shannon (Shannon, 1948) và H^* là tổng của giá trị không chắc chắn/đảm bảo.

Giải thích chi tiết hơn về CDTree được trình bày ở (Mantas và Abellán, 2014).

3) Phương pháp Quantum-particle Swarm Optimization (QPSO)

Thuật toán QPSO được đề xuất bởi Coelho (2010) là một phiên bản mới hơn của thuật toán PSO (Kennedy và Eberhart, 1995). QPSO là sự tích hợp của Động lực lượng tử (Schweizer, 2001) và PSO để tạo thành một giải pháp mới nhằm tối ưu hóa máy học, đã chứng minh tính hợp lý của việc tối ưu hóa các tham số cho nhiều bài toán khác nhau (Coelho, 2010, Ding và cộng sự, 2018, Li và cộng sự, 2015). Tuy nhiên, QPSO chưa được ứng dụng phổ biến trong xây dựng phương pháp dự báo lũ quét, lũ bùn đá. Các tính năng nổi bật của QPSO (Coelho, 2010) được trình bày dưới đây:

Bước 1: Thiết lập không gian tìm kiếm cho ba tham số (m , L và $mdTree$) và tạo tập hợp mẫu ($nPop$) của bầy. Sau đó, đặt ngẫu nhiên tập hợp mẫu vào không gian. Ba tham số trở thành ba tọa độ của mỗi hạt/phần tử.

Bước 2: Đánh giá mức độ phù hợp của từng hạt ($pbest$) bằng cách sử dụng một hàm mục tiêu xác định. Sau đó, so sánh $pbest$ của tất cả các hạt trong nhóm để lấy ra loại tốt nhất toàn trong tập hợp mẫu ($gbest$).

Bước 3: Cập nhật vị trí (x) và vận tốc (v) của mỗi hạt trong nhóm bằng cách sử dụng các phương trình sau:

$$v_i(it+1) = w \cdot v_i(it) + C_1 \cdot Rd1 \cdot [p_i(it) - x_i(it)] + C_2 \cdot Rd2 \cdot [p_g(it) - x_i(it)] \quad (3)$$

$$x_i(it+1) = p + \beta \cdot |MeanBest_i - x_i(it)| \cdot \ln(1/G), \text{ if } k \geq 5 \quad (4)$$

trong đó w là trọng số được sử dụng để cập nhật vận tốc, $C1$ và $C2$ là hệ số học máy, g là chỉ số của hạt tốt nhất trong nhóm, $Rd1$ và $Rd2$ là các giá trị $\in [0,1]$, pi là vị trí tốt nhất của lần thực hành thứ ith trong mỗi lần lặp, MeanBest là điểm toàn cục được tính bằng công thức (5), và G và k là các giá trị $\in [0,1]$

$$\text{MeanBest} = \frac{1}{nPop} \sum_{d=1}^{nPop} P_{g,d}(it) \quad (5)$$

trong đó $it = 1, 2, \dots, i_{tMax}$ biểu thị sự lặp lại huấn luyện và là chỉ số của hạt tốt nhất trong nhóm.

Bước 4: Chạy vòng lặp cho đến khi đạt đến mức tối đa của vòng lặp để tìm hạt có giá trị gbest. Sau đó, vị trí của hạt này với ba tọa độ (m , L và $mdTree$) được trích xuất như là giải pháp tối ưu hóa của phương pháp dự báo lũ bùn đá cuối cùng.

Tính mới, tính sáng tạo:

- ✓ Xây dựng bộ dữ liệu các nhân tố chính gây lũ quét: ứng dụng công nghệ viễn thám, dữ liệu địa không gian, dữ liệu thực địa hiện trường và các nguồn sẵn có khác. Các dữ liệu có thể xây dựng từ dữ liệu viễn thám gồm các nhân tố về địa hình như: dữ liệu về độ dốc, dữ liệu về diện mạo, dữ liệu về độ cong địa hình, và dữ liệu về cao độ số địa hình. Đây là các dữ liệu số hóa phục vụ quá trình xây dựng mô hình phân vùng độ nhạy cảm của lũ quét.
- ✓ Định lượng trọng số cho từng nhân tố ảnh hưởng sự phát sinh lũ quét. Đây là cơ sở để cải thiện và nâng cao mức độ tin cậy, độ chính xác mô hình phân vùng rủi ro lũ quét. Nó cũng là cơ sở cho các nhà quản lý chú trọng và nhận ra được đâu là nguyên nhân chính gây ra lũ quét, từ đó có chiến lược quy hoạch và phát triển phù hợp cho từng vùng cụ thể để giảm thiểu rủi ro thiên tai lũ quét.
- ✓ Báo cáo tổng hợp các phương pháp tiềm năng sử dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian trong phân vùng lũ quét; là cơ sở trong lựa chọn mô hình phù hợp cho phân vùng mức độ rủi ro do thiên tai lũ quét gây ra.
- ✓ Lập quy trình xây dựng mô hình tối ưu phân vùng lũ quét ứng dụng trí tuệ nhân tạo, dữ liệu viễn thám và thực địa hiện trường ở quy mô cấp huyện. Đề tài có thể xem xét xây dựng hệ thống app-webs để cập nhật kết quả trực tuyến cho phép những người liên quan có thể tiếp cận dữ liệu phân vùng rủi ro do lũ quét dễ dàng hơn.

19 Phương án phối hợp với các tổ chức nghiên cứu và cơ sở sản xuất trong nước

(Trình bày rõ phương án phối hợp: tên các tổ chức phối hợp chính tham gia thực hiện đề tài và nội dung công việc tham gia trong đề tài, kể cả các cơ sở sản xuất hoặc những người sử dụng kết quả nghiên cứu; khả năng đóng góp về nhân lực, tài chính, cơ sở hạ tầng-nếu có).

20	Phương án hợp tác quốc tế (nếu có) <i>(Trình bày rõ phương án phối hợp: tên đối tác nước ngoài; nội dung đã hợp tác- đối với đối tác đã có hợp tác từ trước; nội dung cần hợp tác trong khuôn khổ đề tài; hình thức thực hiện. Phân tích rõ lý do cần hợp tác và dự kiến kết quả hợp tác, tác động của hợp tác đối với kết quả của đề tài)</i> Không có.				
21	Phương án thuê chuyên gia (nếu có) 1. Thuê chuyên gia trong nước Không có. 2. Thuê chuyên gia nước ngoài Không có.				
22	Tiến độ thực hiện				
	Các nội dung, công việc chủ yếu cần được thực hiện; các mốc đánh giá chủ yếu	Kết quả phải đạt	Thời gian (bắt đầu, kết thúc)	Cá nhân, tổ chức thực hiện*	Dự kiến kinh phí (1.000đ)
1	Nội dung 1: Thu thập, điều tra, và đánh giá tình hình thiên tai lũ quét tại khu vực nghiên cứu (huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái).				65.858
1.1	Công việc 1.1: Phân tích, lựa chọn và đánh giá hiện trạng khu vực nghiên cứu.	Các tiêu chí để lựa chọn được vùng nghiên cứu.	1-3/2023	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	20.562
1.2	Công việc 1.2: Điều tra thực địa kết hợp số liệu lịch sử để xây dựng bộ cơ sở dữ liệu phục vụ xây dựng mô hình phân vùng rủi ro lũ quét. (Tổ điều tra gồm 5 người thực hiện trong vòng 10 ngày).	Dữ liệu lũ và thảm phủ dùng để đào tạo và kiểm định mô hình trí tuệ nhân tạo.	3-5/2023	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	24.734
1.3	Công việc 1.3: Lập báo cáo và đánh giá kết quả	Báo cáo kết quả điều	5-6/2023	Bùi Xuân	20.562

	điều tra thực địa tại khu vực nghiên cứu.	tra thực địa tại khu vực nghiên cứu.		Việt và các thành viên Viện Thủy công	
2	Nghiên cứu và xây dựng bộ dữ liệu phục vụ mô hình phân vùng rủi ro lũ quét từ dữ liệu địa không gian.				77.495
2.1	Công việc 2.1: Nghiên cứu về cấu trúc các loại dữ liệu viễn thám được sử dụng trong mô hình phân rủi ro vùng lũ quét.	Báo cáo tổng hợp các loại dữ liệu viễn thám được sử dụng trong mô hình phân rủi ro vùng lũ quét.	6-8/2023	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	22.963
2.2	Công việc 2.2: Nghiên cứu xây dựng dữ liệu tham phủ, ứng dụng trí tuệ nhân tạo, dữ liệu viễn thám, và số liệu thực địa.	Dữ liệu tham phủ dùng để xây dựng mô hình dự báo phân vùng rủi ro lũ quét.	8-10/2023	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	31.141
2.3	Công việc 2.3: Nghiên cứu, thu thập và phân tích để xây dựng các bộ dữ liệu khác phục vụ xây dựng mô hình phân vùng rủi ro lũ quét.	Bộ dữ liệu phục vụ xây dựng mô hình trí tuệ nhân tạo phân vùng rủi ro lũ quét.	10-12/2023	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	23.661
3	Nội dung 3: Đánh giá các phương pháp tiềm năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét.				79.357
3.1	Công việc 3.1: Phân tích tổng hợp các phương pháp tiên tiến ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét.	Báo cáo tổng hợp các phương pháp tiên tiến ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng rủi ro lũ quét.	1-3/2024	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	39.902
3.2	Công việc 3.2: Nghiên cứu và đánh giá nhằm đề xuất phương pháp tối ưu ứng	Báo cáo đề xuất phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân	4-6/2024	Bùi Xuân Việt và các	39.455

	dụng trí tuệ nhân tạo cho phân vùng rủi ro lũ quét ở khu vực nghiên cứu.	tạo cho phân vùng rủi ro lũ quét ở khu vực nghiên cứu.		thành viên Viện Thủy công	
4	Nội dung 4: Đề xuất quy trình xây dựng phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu (huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái).				130.807
4.1	Công việc 4.1: Đánh giá tính hiệu quả của phương pháp lựa chọn ứng dụng phân vùng rủi ro lũ quét cho vùng nghiên cứu.	Báo cáo đánh giá tính hiệu quả của phương pháp lựa chọn ứng dụng phân vùng rủi ro lũ quét cho vùng nghiên cứu.	7-9/2024	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	30.769
4.2	Công việc 4.2: Xây dựng phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu viễn thám để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu.	Báo cáo kết quả phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu viễn thám để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu.	10-12/2024	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	61.746
4.3	Công việc 4.3: Nghiên cứu phương pháp tích hợp kết quả bản đồ phân vùng rủi ro lũ quét và bản đồ hành chính.	Báo cáo phương pháp tích hợp kết quả bản đồ phân vùng rủi ro lũ quét và bản đồ hành chính.	1-3/2025	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	38.293
5	Nội dung 5: Báo cáo tổng kết, đánh giá nghiệm thu kết quả thực hiện đề tài	Báo cáo tổng kết, đánh giá nghiệm thu kết quả thực hiện đề tài theo đúng quy định	4-6/2025	Bùi Xuân Việt và các thành viên Viện Thủy công	46.625

* Chỉ ghi những cá nhân có tên tại Mục 12

III. SẢN PHẨM KH&CN CỦA ĐỀ TÀI

23	Sản phẩm KH&CN chính của đề tài và yêu cầu chất lượng cần đạt (<i>Liệt kê theo dạng sản phẩm</i>)						
Dạng I: Mẫu (<i>model, maket</i>); Sản phẩm (<i>là hàng hoá, có thể được tiêu thụ trên thị trường</i>); Vật liệu; Thiết bị, máy móc; Dây chuyền công nghệ; Giống cây trồng; Giống vật nuôi và các loại khác;							
Số TT	Tên sản phẩm cụ thể và chỉ tiêu chất lượng chủ yếu của sản phẩm	Đơn vị đo	Mức chất lượng			Dự kiến số lượng/ quy mô sản phẩm tạo ra	
			Cần đạt	Mẫu tương tự (theo các tiêu chuẩn mới nhất)			
				Trong nước	Thế giới		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	
23.1 Mức chất lượng các sản phẩm (Dạng I) so với các sản phẩm tương tự trong nước và nước ngoài (<i>Làm rõ cơ sở khoa học và thực tiễn để xác định các chỉ tiêu về chất lượng cần đạt của các sản phẩm của đề tài</i>)							
Dạng II: Nguyên lý ứng dụng; Phương pháp; Tiêu chuẩn; Quy phạm; Phần mềm máy tính; Bản vẽ thiết kế; Quy trình công nghệ; Sơ đồ, bản đồ; Số liệu, Cơ sở dữ liệu; Báo cáo phân tích; Tài liệu dự báo (<i>phương pháp, quy trình, mô hình,...</i>); Đề án, qui hoạch; Luận chứng kinh tế-kỹ thuật, Báo cáo nghiên cứu khả thi và các sản phẩm khác							
TT	Tên sản phẩm	Yêu cầu khoa học cần đạt				Ghi chú	
(1)	(2)	(3)				(4)	
1	Báo cáo tổng hợp tình hình, đánh giá tác động, thiệt hại và xác định được các nhân tố chính gây lũ quét làm thiệt hại tại khu vực nghiên cứu (dự kiến là 1 huyện vùng núi Việt Nam)	- Đánh giá tình hình thiên tai lũ quét tại khu vực nghiên cứu trong những năm gần đây. - Phân tích, đánh giá các nguyên nhân gây lũ quét tại khu vực nghiên cứu.					
2	Xây dựng bộ dữ liệu phục vụ phân vùng lũ quét từ dữ	- Tổng quan về các loại dữ liệu địa không gian, bao gồm ảnh viễn thám được sử dụng trong phương					

	liệu địa không gian	pháp phân vùng rủi ro lũ quét. - Phương pháp xây dựng dữ liệu đầu vào cho phương pháp phân vùng rủi ro lũ quét, ví dụ như thảm phủ và mục đích sử dụng đất.	
3	Báo cáo đánh giá các phương pháp tiềm năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng lũ quét	- Tổng hợp phương pháp ứng dụng trí tuệ nhân tạo tiềm năng trong phân vùng rủi ro lũ quét đã được sử dụng trong và ngoài nước. - Phân tích ưu, nhược điểm, và đề xuất phương pháp tiềm năng cho phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu .	
4	Quy trình ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian để phân vùng lũ quét cho một huyện ở vùng núi phía Bắc	- Xây dựng quy trình cho phương pháp tối ưu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và viễn thám để phân vùng rủi ro lũ quét cho khu vực nghiên cứu.	

Dạng III: Bài báo; Sách chuyên khảo; và các sản phẩm khác

Số TT	Tên sản phẩm	Yêu cầu khoa học cần đạt	Dự kiến nơi công bố (Tạp chí, Nhà xuất bản)	Ghi chú
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1	01 Bài báo khoa học trên tạp chí chuyên ngành	Phù hợp nội dung nghiên cứu Hàm lượng khoa học đạt yêu cầu và được đăng	Tạp chí chuyên ngành	Đăng bài

23.2 Trình độ khoa học của sản phẩm (Dạng II & III) so với các sản phẩm tương tự hiện có (Làm rõ cơ sở khoa học và thực tiễn để xác định các yêu cầu khoa học cần đạt của các sản phẩm của đề tài)

- Các báo cáo tình hình thiên tai, đánh giá nguyên nhân hình thành lũ quét phải căn cứ vào số liệu thu thập và điều tra thực tế để đảm bảo tính xác thực. Dữ liệu điều tra phải được chuẩn hóa theo các phương pháp thu thập dữ liệu cụ thể. Phân tích các nguyên nhân gây lũ phải theo hướng lượng hóa theo dạng trọng số cho từng nguyên nhân chính.

- Mô hình được đề xuất về phân vùng rủi ro thiên tai lũ quét khu vực miền núi dựa trên các tiêu chuẩn, hướng dẫn nước ngoài, điều chỉnh cho phù hợp với Việt Nam và thích hợp với đặc tính lũ quét bùn đá miền núi.

- Đề xuất ứng dụng kết quả nghiên cứu của đề tài nhằm hướng tới áp dụng thí điểm để

thuận tiện cho việc áp dụng mở rộng sau này.

23.3 Kết quả tham gia đào tạo sau đại học

TT	Cấp đào tạo	Số lượng	Chuyên ngành đào tạo	Ghi chú
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

Kết quả nghiên cứu của đề tài có thể cung cấp số liệu tham khảo cho sinh viên, cán bộ nghiên cứu trong lĩnh vực giảm thiểu rủi ro thiên tai và khoa học môi trường. Do thời gian thực hiện ngắn nên đề tài không đăng ký cụ thể kết quả tham gia đào tạo sau đại học.

23.4 Sản phẩm dự kiến đăng ký bảo hộ quyền sở hữu công nghiệp, quyền đối với giống cây trồng:

24 Khả năng ứng dụng và phương thức chuyển giao kết quả nghiên cứu

24.1 Khả năng về thị trường *(Nhu cầu thị trường trong và ngoài nước, nêu tên và nhu cầu khách hàng cụ thể nếu có; điều kiện cần thiết để có thể đưa sản phẩm ra thị trường?)*

Hiện tại ở Việt Nam, xây dựng dữ liệu phân vùng rủi ro thiên tai do lũ quét, ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu số địa không gian bao gồm ảnh viễn thám vẫn còn rất sơ khai. Nếu mô hình trong đề xuất này thành công, đây sẽ là có sở khoa học giá trị cho nhiều bộ, ngành và địa phương trong hỗ trợ quy hoạch hợp lý để giảm thiểu thiệt hại do lũ quét gây ra. Mô hình có thể được nhân rộng và xây dựng bản đồ rủi ro thiên tai do lũ quét trên quy mô cả nước.

24.2 Khả năng về ứng dụng các kết quả nghiên cứu vào sản xuất kinh doanh *(Khả năng cạnh tranh về giá thành và chất lượng sản phẩm)*

Kết quả nghiên cứu nếu được ứng dụng vào thực tiễn, sẽ tăng năng lực phòng chống và giảm thiểu thiệt hại do lũ quét cho khu vực dân cư, công trình cơ sở hạ tầng khu vực miền núi, từ đó thúc đẩy phát triển kinh tế, xã hội.

24.3 Khả năng liên doanh liên kết với các doanh nghiệp trong quá trình nghiên cứu

Chỉ phối hợp với một số đơn vị nghiên cứu, không liên doanh với doanh nghiệp trong quá trình nghiên cứu.

24.4 Mô tả phương thức chuyển giao

Kết quả nghiên cứu của đề tài có thể được công bố thông qua: hội thảo khoa học, bài báo, báo cáo, và quy trình xây dựng mô hình phân vùng rủi ro thiên tai lũ quét, ứng dụng trí tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian... Qua đó, các cá nhân, đơn vị, tổ chức có nhu cầu tham khảo, áp dụng kết quả của nghiên cứu này có thể dễ dàng tiếp cận.

25	Phạm vi và địa chỉ (dự kiến) ứng dụng các kết quả của đề tài
Ứng dụng kết quả nghiên cứu phân vùng cho huyện Mù Cang Chải, tỉnh Yên Bái, Việt Nam.	
26	Tác động và lợi ích mang lại của kết quả nghiên cứu
<p>26.1 Đối với lĩnh vực KH&CN có liên quan</p> <p><i>(Nêu những dự kiến đóng góp vào các lĩnh vực khoa học công nghệ ở trong nước và quốc tế)</i></p> <p>Việc xây dựng dữ liệu phân vùng rủi ro thiên tai lũ quét có độ tin cậy cao đóng góp rất lớn cho nhiều lĩnh vực có liên quan như quy hoạch, xây dựng hạ tầng, bảo hiểm, và an toàn. Ví dụ, các nhà bảo hiểm tài sản (ví dụ: nhà cửa và xe cộ) cần đánh giá rủi ro tài sản để có thể đưa ra một mức bảo hiểm phù hợp; trong trường hợp này, dữ liệu phân vùng rủi ro do thiên tai lũ quét có độ tin cậy cao là rất hữu ích.</p> <p>26.2 Đối với tổ chức chủ trì và các cơ sở ứng dụng kết quả nghiên cứu</p> <p>Với tổ chức chủ trì: Bổ sung thêm kiến thức, năng lực và kinh nghiệm nghiên cứu các giải pháp khoa học công nghệ trong lĩnh vực tri tuệ nhân tạo và dữ liệu địa không gian. Đây là lĩnh vực mới và rất tiềm năng đối với tổ chức chủ trì.</p> <p>Với cơ sở ứng dụng: bổ sung, nâng cao và hoàn thiện kỹ năng ứng dụng các giải pháp khoa học công nghệ mới trong quản lý, đảm bảo an toàn cho người dân và công trình tại các khu vực có nguy cơ xảy ra lũ quét cao.</p> <p>26.3 Đối với kinh tế - xã hội và môi trường</p> <p><i>(Nêu những tác động dự kiến của kết quả nghiên cứu đối với sự phát triển kinh tế - xã hội và môi trường)</i></p> <p>Kết quả nghiên cứu dự kiến tạo ra dữ liệu phân vùng rủi ro lũ quét với độ tin cậy cao. Đây là cơ sở cho khoa học cho các nhà quy hoạch đưa các chiến lược quy hoạch phù hợp các vùng để giảm thiểu thiệt hại về người và của do lũ quét gây ra.</p>	
27	Phương án trang bị thiết bị máy móc để thực hiện và xử lý tài sản được hình thành thông qua việc triển khai thực hiện đề tài
<p><i>(theo quy định tại thông tư liên tịch của Bộ KH&CN và Bộ Tài chính số 16/2015/TTLT-BKHCN-BTC ngày 1/9/2015 hướng dẫn quản lý, xử lý tài sản được hình thành thông qua việc triển khai thực hiện nhiệm vụ KH&CN sử dụng ngân sách nhà nước)</i></p> <p>27.1. Phương án trang bị tài sản <i>(xây dựng phương án, đánh giá và so sánh để lựa chọn phương án hợp lý, tiết kiệm và hiệu quả nhất, hạn chế tối đa mua mới; thống kê danh mục tài sản cho các nội dung c, d):</i></p> <p>27.2. Phương án xử lý tài sản là kết quả của quá trình triển khai thực hiện đề tài <i>(hình thức xử lý và đối tượng thụ hưởng)</i></p>	