

ẢNH HƯỞNG CỦA PHÂN BỐ MƯA TRONG XÂY DỰNG BẢN ĐỒ NGUY CƠ SẠT LỞ ĐẤT BẰNG PHƯƠNG PHÁP THỐNG KÊ FREQUENCY RATIO

Đoàn Việt Long¹, Võ Nguyễn Đức Phước¹, Nguyễn Chí Công¹, Nguyễn Tiến Cường²

Tóm tắt: Sạt lở đất là loại hình thiên tai khá phổ biến trên thế giới, đặc biệt là ở những nước có khí hậu nhiệt đới gió mùa như Việt Nam, nơi mà ảnh hưởng của lượng mưa và phân bố mưa đến sạt lở đất là rất lớn. Nghiên cứu này đánh giá ảnh hưởng của phân bố mưa đến nguy cơ sạt lở đất bằng mô hình thống kê Frequency Ratio cho 6 huyện miền núi tỉnh Quảng Ngãi. Trong đó, phân bố mưa được xem xét là phân bố mưa bình quân nhiều năm và phân bố mưa thời đoạn theo tần suất trung bình. Các yếu tố ảnh hưởng khác được xét đến bao gồm: cao độ, độ dốc, địa mạo, loại đất, sử dụng đất. Mô hình này được xây dựng và kiểm định dựa trên 445 điểm sạt lở đã xảy ra. Chỉ số AUC và LD được sử dụng để đánh giá hiệu quả mô hình. Kết quả cho thấy trường hợp sử dụng phân bố mưa thời đoạn 3 ngày ứng với tần suất 50% cho chỉ số AUC và LD tốt hơn trường hợp dùng phân bố mưa bình quân nhiều năm.

Từ khóa: bản đồ nguy cơ sạt lở đất, phương pháp Frequency Ratio, AUC, LD, phân bố mưa.

1. GIỚI THIỆU CHUNG

Sạt lở đất là một trong những loại hình thiên tai nguy hiểm xuất hiện nhiều nơi trên thế giới (A. M. S. Pradhan & Kim, 2016). Ở nước ta, hiện tượng sạt lở đất chủ yếu tập trung ở các tỉnh miền núi phía bắc và các tỉnh duyên hải miền Trung – Tây Nguyên. Tuy xảy ra trên phạm vi hẹp và thời gian ngắn nhưng đã gây ra tổn thất về người và thiệt hại về kinh tế rất lớn. (Bui et al., 2013; Bui, Tuan, et al., 2016; Cong et al., 2019; Dang et al., 2020; Hùng, 2011; Hùng & Dũng, 2013; Linh et al., 2018; Nguyen et al., 2019; Pham et al., 2017; Phuoc et al., 2019; Tan & Van Tao, 2014)

Để chủ động phòng ngừa và giảm thiểu những thiệt hại do sạt lở đất gây ra, công tác đánh giá và lập bản đồ nguy cơ sạt lở đất cho các khu vực bị ảnh hưởng là thực sự cần thiết. Vấn đề này đã được các nhà khoa học trên thế giới nghiên cứu từ những năm 1970 và đến năm 2005 đã phổ biến trên cả 5 châu lục, đặc biệt phát triển mạnh ở một số nước như Trung Quốc, Ấn Độ, Hàn Quốc. Tuy nhiên, vẫn còn rất nhiều tiềm năng cho hướng nghiên cứu

này, đặc biệt là ở những vùng chưa được nghiên cứu trước đây. (Reichenbach et al., 2018)

(Reichenbach et al., 2018) đã thống kê 5 phương pháp đánh giá nguy cơ sạt lở, bao gồm: (i) Lập bản đồ địa mạo (geomorphological mapping); (ii) Phân tích bản đồ hiện trạng sạt lở (analysis of landslide inventories); (iii) Phương pháp phát hiện hoặc dựa trên chỉ số (heuristic or index-based approaches); (iv) Phương pháp quyết định (process based methods or physical based methods); (v) Phương pháp mô hình thống kê (statistically-based modelling methods). Trong đó, phương pháp mô hình thống kê là phương pháp định lượng, dựa trên sự phân bố không gian của các yếu tố gây sạt lở đất trong quá khứ để phân tích để đưa ra xác suất không gian xảy ra sạt lở trong tương lai. Phương pháp này đặc biệt phù hợp cho các khu vực nghiên cứu có diện tích rộng lớn (Huang & Zhao, 2018). Ngày nay, với sự phát triển của khoa học kỹ thuật, các kỹ thuật hiện đại như viễn thám (Remote Sensing – RS) và công cụ ArcGIS đã hỗ trợ rất nhiều cho công tác lập bản đồ nguy cơ sạt lở bằng phương pháp thống kê. Do đó, phương pháp này đang được sử dụng phổ biến trong nghiên cứu sạt lở đất hiện nay (Pham et al., 2015).

¹ Khoa Xây dựng Công trình thủy, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng

² Khoa Kỹ thuật Ô tô và Năng lượng, Trường Đại học Phenikaa

Frequency Ratio (FR) là một trong số phương pháp thuộc mô hình thống kê đã được sử dụng khá phổ biến trong đánh giá nguy cơ sạt lở đất (Bui et al., 2012a; Pham et al., 2015; B. Pradhan et al., 2017; Vakhshoori & Zare, 2016). Các nghiên cứu (B. Pradhan et al., 2017; Vakhshoori & Zare, 2016) đã tiến hành so sánh kết quả của nhiều phương pháp thống kê 2 biến số (FR, Weight of Evidence, Fuzzy Logic, Statistical Index) trong cùng một mẫu dữ liệu và dựa trên chỉ số AUC (Area Under the Curve) và chỉ ra rằng phương pháp FR cho kết quả tốt nhất. Tuy nhiên, phương pháp này có nhược điểm là hạn chế dữ liệu đầu vào đối với dữ liệu phân loại / phân loại lại và có độ nhạy cao đối với độ chính xác của các bản đồ sạt lở (B. Pradhan et al., 2017).

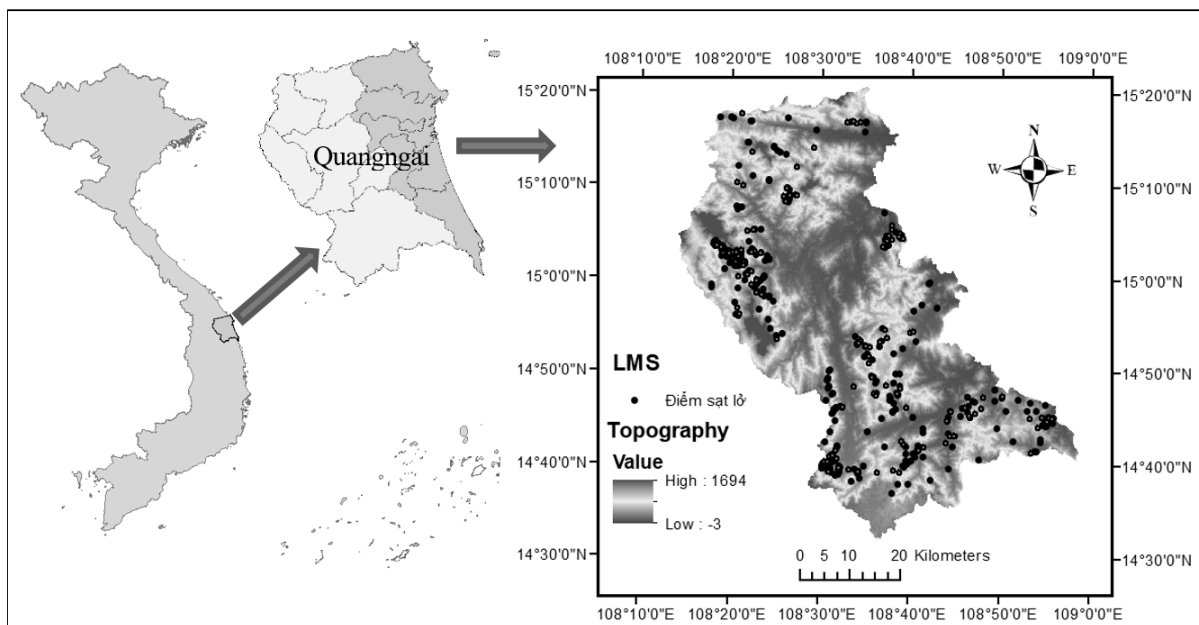
Ở Việt Nam, hiện tượng sạt lở đất chủ yếu xuất hiện trong mùa mưa bão, các nghiên cứu trước đây đã chỉ ra rằng lượng mưa đóng vai trò quan trọng trong việc kích thích quá trình sạt lở đất (Bui et al., 2013). Một số nghiên cứu (Bui et al., 2012b, 2015; Bui, Ho, et al., 2016; Bui, Tuan, et al., 2016; Pham et al., 2017, 2019) có xét đến yếu tố mưa trong đánh giá nguy cơ sạt lở đất, trong đó dữ liệu mưa được sử dụng là phân bố mưa bình quân nhiều năm. Các nghiên cứu (Cong et al., 2019; Phuoc et al., 2019) đã có đánh giá yếu tố mưa đến sạt lở cho khu vực tỉnh Quảng Ngãi. Qua

đó kiến nghị sử dụng phân bố mưa thời đoạn (3 ngày, 5 ngày) thay vì sử dụng phân bố mưa bình quân nhiều năm trong đánh giá nguy cơ sạt lở đất.

Nhằm đánh giá ảnh hưởng của các loại phân bố mưa trong phân tích nguy cơ sạt lở đất, nghiên cứu này sử dụng phương pháp mô hình thống kê FR để xây dựng bản đồ nguy cơ sạt lở đất cho khu vực vùng núi tỉnh Quảng Ngãi theo 2 trường hợp phân bố mưa: bình quân nhiều năm và thời đoạn 3 ngày ứng với tần suất 50%. Độ tin cậy của các mô hình này được đánh giá bằng chỉ số AUC và LD (Landslide Density).

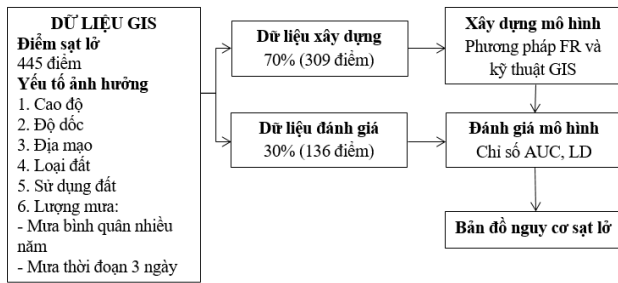
2. KHU VỰC NGHIÊN CỨU

Khu vực nghiên cứu lựa chọn là 6 huyện miền núi thuộc tỉnh Quảng Ngãi, với tổng diện tích khoảng 3.237 km². Phía Tây tiếp giáp với dãy Trường Sơn với cao độ lớn nhất 1694 m, phía Đông tiếp giáp với đồng bằng ven biển. Độ dốc địa hình có xu hướng giảm dần từ Tây sang Đông. Do chịu ảnh hưởng trực tiếp bởi hình thái khí hậu nhiệt đới gió mùa, hàng năm khu vực này xuất hiện khoảng 3 đến 17 cơn bão nhiệt đới kèm theo mưa lớn. Đây được xem là nguyên nhân chính dẫn đến sạt lở đất ở khu vực này (Phuoc et al., 2019). Trong số đó, điển hình là cơn bão số 12 năm 2017 đã gây sạt lở khoảng 300 điểm trên địa bàn các tỉnh miền núi tỉnh Quảng Ngãi.



Hình 1. Vị trí khu vực nghiên cứu và số điểm sạt lở (chấm đen)

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU



Hình 2. Sơ đồ phương pháp nghiên cứu

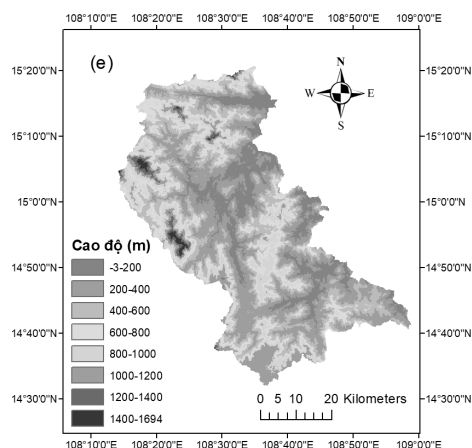
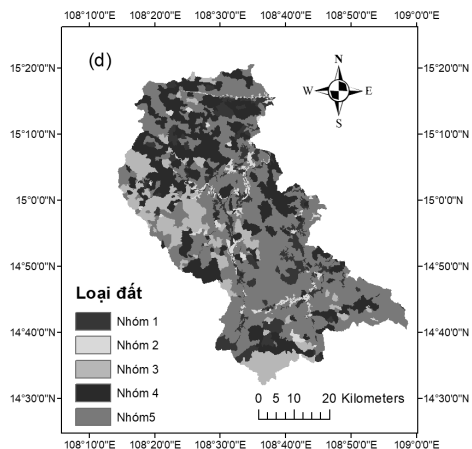
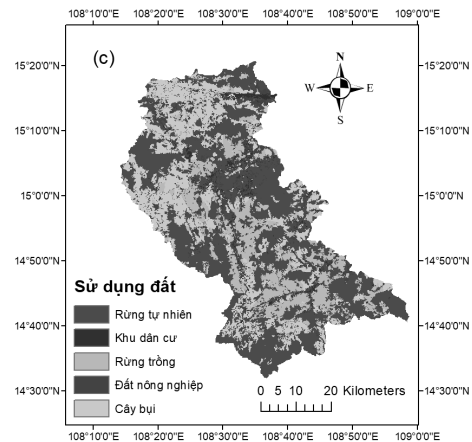
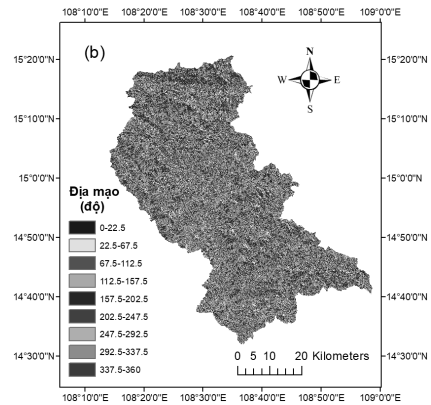
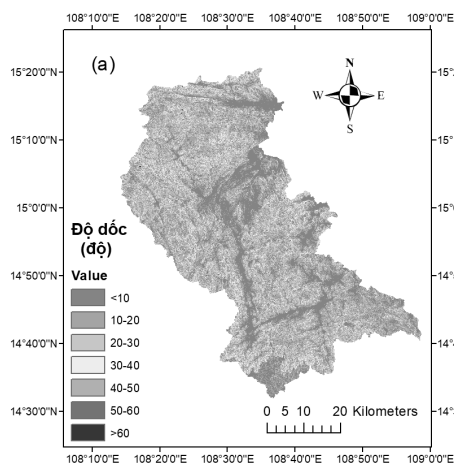
3.1. Thu thập và phân tích dữ liệu

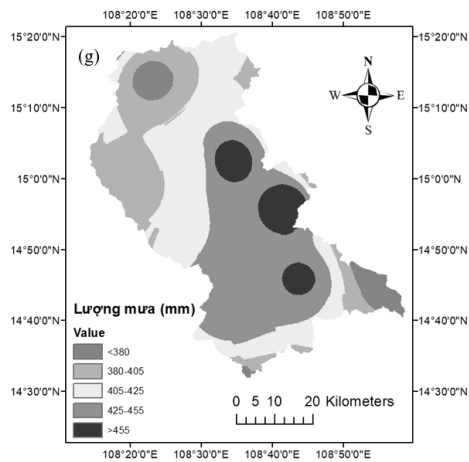
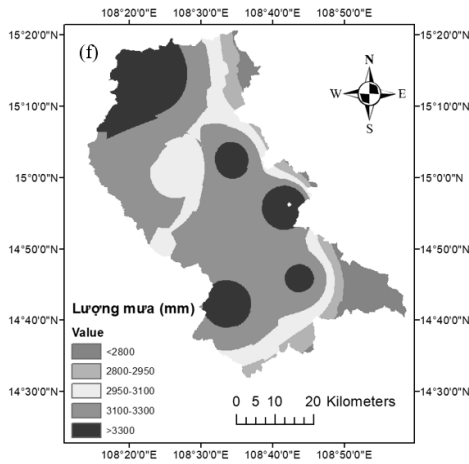
3.1.1. Dữ liệu điểm sạt lở đất

Bản đồ hiện trạng được thu thập dựa trên các nguồn dữ liệu: báo cáo của địa phương, các nghiên cứu trước đây, phân tích ảnh vệ tinh Landsat 8, khảo sát thực tế. Kết quả đã thu thập được 445 điểm sạt lở để biên tập thành bản đồ hiện trạng sạt lở bằng công cụ ArcGIS. Kết quả được thể hiện trong hình 1.

3.1.2. Các yếu tố ảnh hưởng đến sạt lở đất

Trong nghiên cứu này, 6 yếu tố ảnh hưởng đến sạt lở đất ở khu vực nghiên cứu được lựa chọn để phân tích, bao gồm: cao độ, độ dốc, địa mạo, loại đất, sử dụng đất, phân bố mưa. Các yếu tố này được thu thập từ các nguồn dữ liệu khác nhau và biên tập thành các lớp bản đồ số có độ phân giải 30x30m. Các bản đồ phân bố lượng mưa được lập từ dữ liệu mưa trung bình nhiều năm và dữ liệu mưa thời đoạn 3 ngày, $p = 50\%$. Dữ liệu các yếu tố sạt lở và dữ liệu mưa được kế thừa từ nghiên cứu của (Cong et al., 2019; Phuoc et al., 2019) cho cùng khu vực nghiên cứu.





Hình 3. Các yếu tố ảnh hưởng đến sạt lở đất: (a) độ dốc, (b) địa mạo, (c) sử dụng đất, (d) loại đất, (e) cao độ, (f) mưa bình quân nhiều năm, (g) mưa thời đoạn 3 ngày ($P = 50\%$).

3.2. Lý thuyết phương pháp thống kê Frequency Ratio (FR)

FR là phương pháp thống kê 2 biến số (bivariate method), được xây dựng dựa vào mối quan hệ giữa các điểm sạt lở trong quá khứ và từng yếu tố ảnh hưởng đến sạt lở (Pham et al., 2015; Vakhshoori & Zare, 2016). Mỗi yếu tố ảnh hưởng sẽ được phân chia thành nhiều lớp, giá trị FR_{ij} ở mỗi lớp được tính theo công thức sau (Bui et al., 2012a):

$$FR_{ij} = \frac{N(L \cap C_{ij}) / N(L)}{N(C_{ij}) / N(C)} \quad (1)$$

Trong đó:

C_{ij} : là lớp thứ j của yếu tố C_i ($i = 1, 2, \dots, n$)

n : là số yếu tố ảnh hưởng được xét đến, $n = 6$ trong nghiên cứu này.

$N(L \cap C_{ij})$: là số điểm sạt lở trong lớp C_{ij} .

$N(L)$: là tổng số điểm sạt lở dùng để xây dựng mô hình.

$N(C_{ij})$: là tổng số pixel trong lớp C_{ij} .

$N(C)$: là tổng số pixel sạt lở của khu vực nghiên cứu.

Chỉ số sạt lở FR của mỗi pixel bản đồ được tính theo công thức sau:

$$FR = \sum FR_{ij} \quad (2)$$

3.3. Xây dựng mô hình FR

Mô hình đánh giá nguy cơ sạt lở đất được xây dựng dựa vào 70% dữ liệu điểm sạt lở được chọn ngẫu nhiên, tương ứng với 309 điểm và nhóm các yếu tố ảnh hưởng, sử dụng mô hình thống kê FR. Nghiên cứu này thực hiện xây dựng 2 mô hình đánh giá theo 2 trường hợp phân bố mưa:

TH 1: sử dụng phân bố mưa bình quân nhiều năm kết hợp với các yếu tố: độ dốc, địa mạo, loại đất, sử dụng đất, cao độ.

TH 2: sử dụng phân bố mưa thời đoạn 3 ngày ứng với tần suất 50% (thời gian lặp lại $T = 2$ năm) kết hợp với các yếu tố: độ dốc, địa mạo, loại đất, sử dụng đất, cao độ.

3.4. Xây dựng bản đồ nguy cơ sạt lở

Bản đồ nguy cơ sạt lở được phân tích dựa trên chỉ số nguy cơ sạt lở LSI (Landslide Susceptibility Index). LSI được lấy bằng giá trị FR được xác định theo công thức (2). (Bui et al., 2012a)

Mỗi pixel của bản đồ được nhận một giá trị FR tương ứng, việc tính toán được hỗ trợ bởi công cụ Raster Calculator trong bộ phần mềm ArcGIS. Pixel có giá trị LSI càng cao thì nguy cơ sạt lở đất càng lớn và ngược lại. Nguy cơ sạt lở dựa trên chỉ số LSI được phân loại theo 5 cấp: rất cao, cao, trung bình, thấp, rất thấp. Dựa vào tỷ lệ phần trăm diện tích, giá trị LSI được phân loại thành 5 cấp nguy cơ, bao gồm: rất cao (10%), cao (10%), trung bình (20%), thấp (20%), rất thấp (40%). (Bui et al., 2012a)

3.5. Đánh giá mô hình

Mô hình FR trong nghiên cứu này được đánh giá dựa vào biểu đồ đường cong tỉ lệ thành công (success rate curve) và biểu đồ đường cong dự báo (predictive curve) (Pham et al., 2015; B. Pradhan et al., 2017). Trong đó, mô hình FR đã xây dựng được đối chiếu với sự phân bố không gian của các điểm sạt lở trong quá khứ.

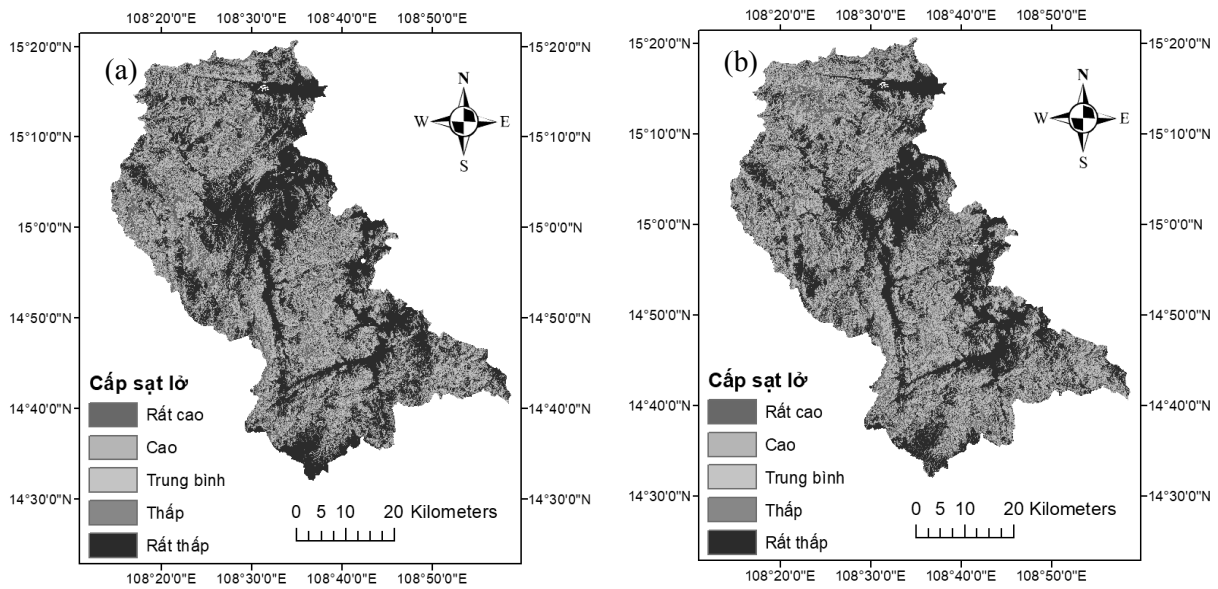
Biểu đồ đường cong tỷ lệ thành công được xây dựng dựa vào mối quan hệ giữa tỷ lệ phần trăm của bản đồ nguy cơ sạt lở và tỷ lệ phần trăm của số điểm sạt lở được sử dụng để xây dựng mô hình (70% dữ liệu điểm được chọn ngẫu nhiên). Trong khi đó, biểu đồ đường cong dự báo là quan hệ giữa tỷ lệ phần trăm bản của bản đồ nguy cơ sạt lở và tỷ lệ phần trăm của số điểm sạt lở được sử dụng để kiểm định mô hình (30% dữ liệu điểm chọn ngẫu nhiên) (Pham et al., 2015; B. Pradhan et al., 2017). Giá trị diện tích đường cong dưới biểu đồ AUC mô tả độ tin cậy của mô hình dự báo. Mô hình có giá trị AUC từ 0.9 – 1.0 được đánh giá loại xuất sắc, tốt (0.8 – 0.9), khá (0.7 – 0.8), trung bình (0.6-0.7)

và không tin cậy (0.5 – 0.6) (Hasan et al., 2010; Vakhshoori & Zare, 2016).

Ngoài ra giá trị mật độ điểm sạt lở LD cũng được sử dụng để đánh giá hiệu quả của mô hình. Một mô hình tốt sẽ có chỉ số LD cao nhất tập trung ở vùng có nguy cơ sạt lở rất cao và cao (Pham & Prakash, 2018).

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Bản đồ nguy cơ sạt lở đất cho khu vực miền núi tỉnh Quảng Ngãi được xây dựng bằng phương pháp FR và công cụ ArcGIS, kết quả được thể hiện trong Hình 4. Bản đồ này được phân cấp độ nguy cơ sạt lở đất từ rất cao đến rất thấp, mô tả trực quan các khu vực có nguy cơ sạt lở.



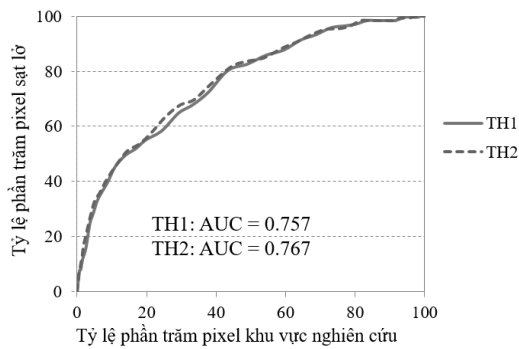
Hình 4. Bản đồ cấp độ nguy cơ sạt lở đất khu vực nghiên cứu:

(a) sử dụng phân bố trung bình nhiều năm; (b) sử dụng phân bố mưa thời đoạn 3 ngày $P = 50\%$.

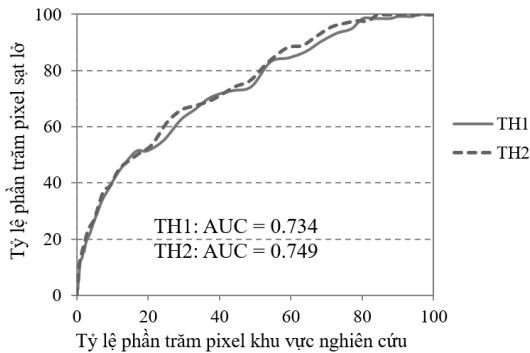
Mô hình FR dự báo sạt lở đất cho khu vực nghiên cứu được đánh giá bằng biểu đồ đường cong tỷ lệ thành công và biểu đồ đường cong dự báo. Nghiên cứu này thực hiện so sánh và đánh giá khả năng mô phỏng của 2 mô hình FR đã được xây dựng ở mục 3.3 thông qua chỉ số AUC, kết quả được thể hiện trong Hình 5 và Hình 6. Từ Hình 5 có thể thấy rằng, TH2 cho chỉ số AUC = 0.767 cao hơn so với TH1 (AUC = 0.757). Biểu đồ đường cong dự báo ở Hình 6 cũng cho kết quả tương tự khi giá trị AUC của trường hợp sử dụng phân bố mưa thời đoạn (0.749) cao hơn so với

trường hợp sử dụng dữ liệu phân bố mưa bình quân nhiều năm (0.734). Kết quả bước đầu cho thấy rằng việc lựa chọn bản đồ phân bố mưa phù hợp sẽ làm tăng độ tin cậy của mô hình đánh giá. Trong trường hợp này, phân bố mưa thời đoạn phản ánh sự phù hợp hơn so với phân bố mưa bình quân nhiều năm khi phân tích nguy cơ sạt lở đất.

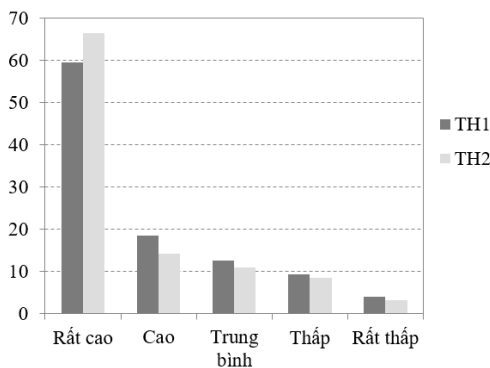
Các giá trị AUC của các trường hợp trên nằm trong khoảng từ 0.734 đến 0.767. Đối chiếu với thang đánh giá cấp độ ở mục 3.5, có thể thấy rằng mô hình FR cho kết quả khá tốt trong đánh giá nguy cơ sạt lở.



Hình 5. Biểu đồ đường cong tỷ lệ thành công



Hình 6. Biểu đồ đường cong dự báo



Hình 7. Biểu đồ mật độ điểm sạt lở LD

Kết quả biểu đồ mật độ sạt lở (LD) được thể hiện trong Hình 7 cho thấy rằng đa số các điểm sạt lở tập trung ở vùng có mức cảnh báo rất cao (60% cho TH1 và 65% cho TH2). Các mức cảnh báo cao, trung bình, thấp, rất thấp có chỉ số LD giảm dần.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Bui, D. T., Ho, T.-C., Pradhan, B., Pham, B.-T., Nhu, V.-H., & Revhaug, I. (2016). *GIS-based modeling of rainfall-induced landslides using data mining-based functional trees classifier with AdaBoost, Bagging, and MultiBoost ensemble frameworks*. *Environmental Earth Sciences*, 75(14), 1101.
- Bui, D. T., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., & Dick, O. B. (2012a). *Landslide Susceptibility Assessment at Hoa Binh Province of Vietnam Using Frequency Ratio Model*. *Advances in Biomedical Engineering*, 6, 476–484.

Điều này cho thấy rằng mô hình FR là phù hợp và có thể ứng dụng để xây dựng bản đồ nguy cơ sạt lở đất cho khu vực vùng núi tỉnh Quảng Ngãi.

5. KẾT LUẬN

Phân tích nguy cơ sạt lở đất là một vấn đề phức tạp và còn nhiều cải tiến trong phương pháp và cơ sở dữ liệu. Trong đó, dữ liệu phân bố mưa là rất quan trọng, vì đây là yếu tố kích thích hiện tượng sạt lở đất xảy ra hay không xảy ra.

Nghiên cứu này bước đầu cho thấy ảnh hưởng của phân bố mưa trong phân tích nguy cơ sạt lở đất bằng cách so sánh hai kết quả phân tích nguy cơ sạt lở đất dựa trên cùng một phương pháp FR và cùng cơ sở dữ liệu cho vùng núi tỉnh Quảng Ngãi, chỉ khác nhau ở cơ sở dữ liệu phân bố mưa cho hai trường hợp (TH1: phân bố mưa bình quân nhiều năm; TH2: phân bố mưa thời đoạn).

Chỉ số AUC cho thấy rằng, việc sử dụng phân bố mưa thời đoạn cho kết quả phân tích nguy cơ sạt lở đất tốt hơn và phù hợp với các nhận định về sạt lở đất ở Quảng Ngãi nói riêng và Việt nam nói chung, nơi mà sạt lở đất thường xảy ra vào mùa mưa và tại những thời điểm có tích lũy lượng mưa đủ lớn của thời đoạn mưa trước đó.

Bài báo đề xuất các hướng nghiên cứu tiếp theo cần đi sâu phân tích ảnh hưởng của ngưỡng mưa trong đánh giá nguy cơ sạt lở đất để tìm ra giá trị ngưỡng mưa phù hợp nhất, phản ánh đúng thực trạng sạt lở của khu vực nghiên cứu. Bên cạnh đó cũng cần tiếp cận các phương pháp hiện đại hơn như thống kê đa biến, kỹ thuật học máy, ... để nâng cao độ tin cậy của mô hình đánh giá nguy cơ sạt lở đất.

LỜI CẢM ƠN: Nghiên cứu sinh được hỗ trợ bởi chương trình học bổng đào tạo thạc sĩ, tiến sĩ trong nước của Quỹ Đổi mới sáng tạo Vingroup.

- Bui, D. T., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., & Dick, O. B. (2012b). *Landslide susceptibility assessment in the Hoa Binh province of Vietnam: a comparison of the Levenberg–Marquardt and Bayesian regularized neural networks*. *Geomorphology*, 171, 12–29.
- Bui, D. T., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., & Dick, Ø. B. (2013). *Regional prediction of landslide hazard using probability analysis of intense rainfall in the Hoa Binh province, Vietnam*. *Natural Hazards*, 66(2), 707–730.
- Bui, D. T., Pradhan, B., Revhaug, I., Nguyen, D. B., Pham, H. V., & Bui, Q. N. (2015). *A novel hybrid evidential belief function-based fuzzy logic model in spatial prediction of rainfall-induced shallow landslides in the Lang Son city area (Vietnam)*. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 6(3), 243–271.
- Bui, D. T., Tuan, T. A., Klempe, H., Pradhan, B., & Revhaug, I. (2016). *Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree*. *Landslides*, 13(2), 361–378.
- Cong, N. C., Binh, N. Q., & Phuoc, V. N. D. (2019). *Landslide Susceptibility Mapping by Combining the Analytical Hierarchy Process and Regional Frequency Analysis Methods: A Case Study for Quangngai Province (Vietnam)*. *International Conference on Asian and Pacific Coasts*, 1327–1334.
- Dang, V.-H., Hoang, N.-D., Nguyen, L.-M.-D., Bui, D. T., & Samui, P. (2020). *A Novel GIS-Based Random Forest Machine Algorithm for the Spatial Prediction of Shallow Landslide Susceptibility*. *Forests*, 11(1), 118.
- Hasanat, M. H. A., Ramachandram, D., & Mandava, R. (2010). *Bayesian belief network learning algorithms for modeling contextual relationships in natural imagery: a comparative study*. *Artificial Intelligence Review*, 34(4), 291–308.
- Huang, Y., & Zhao, L. (2018). *Review on landslide susceptibility mapping using support vector machines*. *Catena*, 165, 520–529.
- Hùng, P. V. (2011). *Đánh giá hiện trạng và phân vùng cảnh báo nguy cơ trượt lở đất tỉnh Quảng Nam*. *VIETNAM JOURNAL OF EARTH SCIENCES*, 33(3), 518–525.
- Hùng, P. V., & Dũng, N. V. (2013). *Risk warning landslide In the mountainous districts of Quang Ngai province*. *VIETNAM JOURNAL OF EARTH SCIENCES*, 35(2), 107–119.
- Linh, N. H. K., Degener, J., Ngoc, N. B., & Chau, T. T. M. (2018). *Mapping risk of landslide at A Luoi district, Thua Thien Hue province, Vietnam by GIS-based multi-criteria evaluation*. *Asian Journal of Agriculture and Development*, 15(1362-2018–3543), 87–105.
- Nguyen, V. V., Pham, B. T., Vu, B. T., Prakash, I., Jha, S., Shahabi, H., Shirzadi, A., Ba, D. N., Kumar, R., & Chatterjee, J. M. (2019). *Hybrid machine learning approaches for landslide susceptibility modeling*. *Forests*, 10(2), 157.
- Pham, B. T., Bui, D. T., Pham, H. V., Le, H. Q., Prakash, I., & Dholakia, M. B. (2017). *Landslide hazard assessment using random subspace fuzzy rules based classifier ensemble and probability analysis of rainfall data: a case study at Mu Cang Chai District, Yen Bai Province (Viet Nam)*. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 45(4), 673–683.
- Pham, B. T., & Prakash, I. (2018). *Machine learning methods of kernel logistic regression and classification and regression trees for landslide susceptibility assessment at part of Himalayan area, India*. *Indian J. Sci. Technol*, 11, 1–11.
- Pham, B. T., Prakash, I., Chen, W., Ly, H.-B., Ho, L. S., Omidvar, E., Tran, V. P., & Bui, D. T. (2019). *A novel intelligence approach of a sequential minimal optimization-based support vector machine for landslide susceptibility mapping*. *Sustainability*, 11(22), 6323.
- Pham, B. T., Tien Bui, D., Indra, P., & Dholakia, M. (2015). *Landslide susceptibility assessment at a part of Uttarakhand Himalaya, India using GIS-based statistical approach of frequency ratio method*. *Int J Eng Res Technol*, 4(11), 338–344.

- Phuoc, V. N. D., Binh, N. Q., Hung, P. D., Long, D. V., & Cong, N. C. (2019). *Studies on the causes of landslides for mountainous regions in central region of Vietnam*. The University of Danang, Journal of Science and Technology, 17, 29–32.
- Pradhan, A. M. S., & Kim, Y.-T. (2016). *Landslide susceptibility mapping of Phewa catchment using multilayer perceptron artificial neural network*. Nepal Journal of Environmental Science, 4, 1–9.
- Pradhan, B., Seeni, M. I., & Kalantar, B. (2017). *Performance evaluation and sensitivity analysis of expert-based, statistical, machine learning, and hybrid models for producing landslide susceptibility maps*. In Laser scanning applications in landslide assessment (pp. 193–232). Springer.
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). *A review of statistically-based landslide susceptibility models*. Earth-Science Reviews, 180, 60–91.
- Tan, M. T., & Van Tao, N. (2014). *Studying landslides in Thua Thien-Hue province*. VIETNAM JOURNAL OF EARTH SCIENCES, 36(2), 121–130.
- Vakhshoori, V., & Zare, M. (2016). *Landslide susceptibility mapping by comparing weight of evidence, fuzzy logic, and frequency ratio methods*. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 7(5), 1731–1752.

Abstract:

**EFFECT OF RAINFALL DISTRIBUTIONS ON LANDSIDE SUSCEPTIBILITY
MAPPING USING FREQUENCY RATIO METHOD**

Landslide is one of the most common disasters in the world, especially in tropical monsoon climate regions like Vietnam. In this area, the effects of rainfall and its distribution to landslide are significant to occurrence of landslides. This paper is more likely to focus on evaluating the influences of rainfall and its distribution on landslide susceptibility by using the Frequency Ratio (FR) statistical model for a case study of six mountainous districts in Quang Ngai province. The rainfall distributions which include annual rainfall and antecedent rainfall were applied to achieve the research. The other landslide causative factors such as elevation, slope, aspect, soil types, and land use are also taken into consideration in creating landslide susceptibility maps. This FR model was trained and validated based on 445 landslide sites using Arc GIS software. The AUC (Area Under the Curve) and LD (Landslide Density) indexes were used for evaluating the performance of the FR model. Obtained results show that developed landslide susceptibility map based on 3 days antecedent rainfall data (P= 50%) get better AUC and LD indexes than using annual rainfall cases.

Keywords: Landslide Susceptibility Map, Frequency Ratio method, AUC, Landslide density, Rainfall distribution.

Ngày nhận bài: 24/7/2020

Ngày chấp nhận đăng: 25/8/2020