

Mapeamento de suscetibilidade a movimentos de massa na Bacia Hidrográfica do Rio Rolante - RS, a partir de métodos de inferência espacial

Renata Pacheco Quevedo¹

¹ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE
Caixa Postal 515 – 12227-010 – São José dos Campos – SP, Brasil
renata.quevedo@inpe.br

Resumo: Os movimentos de massa são fenômenos naturais que podem ser desencadeados por precipitações extremas, terremotos ou atividades antrópicas – as quais funcionam como agentes catalisadores. Segundo o Atlas Brasileiro de Desastres Naturais, as enxurradas foram responsáveis pelo maior número de óbitos entre 1991 e 2012, seguidas pelos movimentos de massa. Nesse contexto, o mapeamento de suscetibilidade, juntamente com a análise espacial, é de suma importância para que os agentes públicos locais possam evitar a ocupação de áreas propensas à ocorrência desse tipo de fenômeno e/ou instalar sistemas de alerta para locais com urbanização consolidada. O objetivo deste estudo foi aplicar dois métodos de inferência espacial: booleano e *Fuzzy-AHP*, para mapeamento de suscetibilidade, a partir do uso de atributos morfométricos extraídos do modelo digital de elevação ALOS-PALSAR. O inventário de cicatrizes foi atualizado e foram consideradas cinco variáveis: elevação, declividade, orientação da vertente, plano e perfil da curvatura. Como resultado, foram encontradas 335 cicatrizes, as quais representaram 7.505 píxeis. Os limiares utilizados tiveram como base o padrão das áreas de ocorrência, resultando em acurácia igual a 0,46 para o método booleano e 0,90 para o método *Fuzzy-AHP*. O método booleano classificou 80% da área da bacia como nula, muito baixa ou baixa suscetibilidade, enquanto o método *Fuzzy-AHP* considerou 60% da área de estudo como média, alta ou muito alta suscetibilidade. Assim, verificou-se melhor desempenho do método *Fuzzy-AHP* em comparação com o booleano, porém, deve-se atentar para a possibilidade de o modelo ser tendencioso devido aos limiares de entrada.

Palavras-chave: método booleano, Fuzzy, Processo Analítico Hierárquico

1. Introdução

Os movimentos de massa são processos naturais que atuam no processo de modelagem das vertentes, relacionados à geodinâmica externa. Abarcam diversos tipos de movimentos, com distintos materiais (VARNES, 1978; CRUDEN; VARNES, 1996; ZÊZERE, 2005). Devido a seu caráter destrutivo, causou o segundo maior número de óbitos no Brasil, entre os anos de 1991 e 2012 (CEPED UFSC, 2013).

Nesse sentido, o mapeamento de áreas suscetíveis a movimentos de massa pode ser utilizado como ferramenta auxiliar para o ordenamento do território (CEPED/RS, 2016). Diversos estudos utilizam atributos do terreno, extraídos a partir de um Modelo Digital de Elevação, de modo a tornar o estudo reproduzível para outras áreas de interesse (GAMEIRO *et al.*, 2019).

Os métodos para mapeamento de suscetibilidade variam desde uso de redes neurais artificiais a métodos de inferência espacial (MORADI; BAZYAR; MAHAMMADI, 2012; SILVA JUNIOR *et al.*, 2016; MANDAL; MANDAL, 2018; ALI *et al.*, 2019; QUEVEDO, 2019; SEMLALI; OUADIF; BAHY, 2019). O presente estudo teve como objetivo mapear as áreas suscetíveis a movimentos de massa na Bacia Hidrográfica do Rio Rolante, RS. Para tal, foram utilizados cinco atributos morfométricos considerados importantes na literatura nacional e internacional (elevação, declividade, orientação da vertente, plano e perfil da curvatura) e dois métodos de inferência espacial: booleano e *Fuzzy-AHP*.

2. Materiais e métodos

2.1 Área de estudo

A Bacia Hidrográfica do Rio Rolante (BHRR) está localizada no nordeste do estado do Rio Grande do Sul, entre as latitudes 29°20'43"S e 29°43'33"S e entre as longitudes 50°18'48"O e 50°43'06"O (Figura 1). A BHRR faz parte da Bacia Hidrográfica do Rio dos Sinos, um dos principais rios da Região Hidrográfica do Lago Guaíba. Sua área de drenagem é de 828 km², a qual apresenta altitudes entre 19 m e 997 m. Encontra-se quase em sua totalidade na unidade geomorfológica Serra Geral, com predomínio de rochas basálticas e arenito. O clima da BHRR é caracterizado como subtropical muito úmido, conforme Rossato (2011), em que o regime de precipitação é distribuído ao longo do ano,

com médias anuais entre 1700 e 2000 mm, sofrendo influência de sistemas frontais e da orografia.

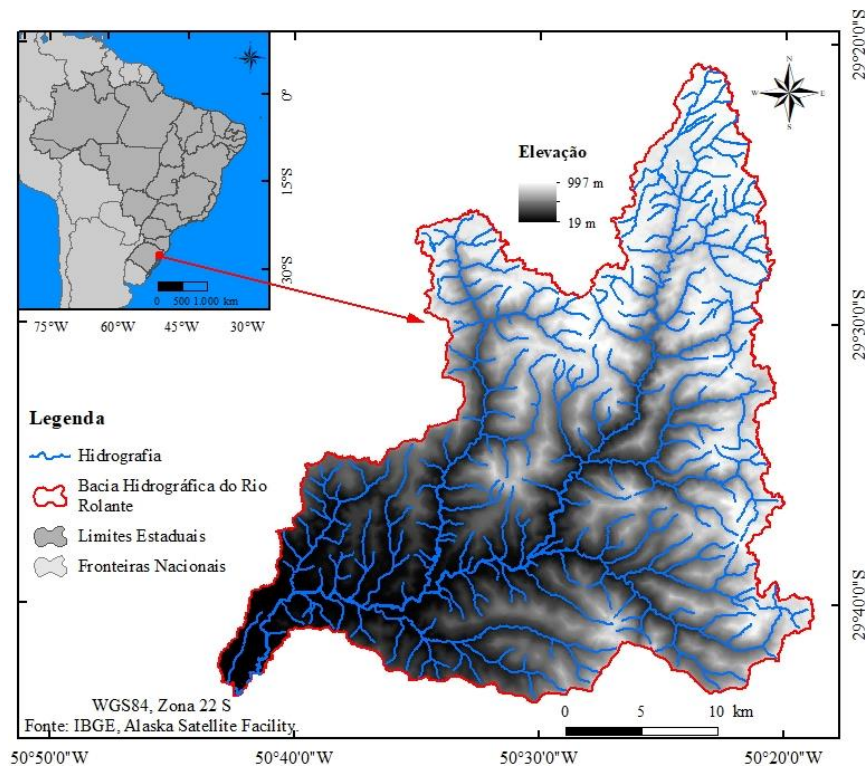


Figura 1. Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Rolante.

Em 05 de janeiro de 2017, houve uma série de movimentos de massa na área a montante da BHRR (Figura 2) desencadeada por um evento extremo de precipitação. A duração das chuvas foi em torno de quatro horas e movimentou elevada quantidade de materiais das vertentes, gerando barramento do leito do rio Mascarada, afluente do rio Rolante, com posterior rompimento desta barreira e consequente enxurrada, a qual atingiu a cidade de Rolante. Dados oficiais apresentaram estimativas de 50 mm de chuva, enquanto medidores particulares locais estimaram valores entre 90 e 272 mm (SEMA, 2017).

2.2 Métodos

Este estudo foi desenvolvido a partir de duas fases principais: a primeira está relacionada à aquisição e extração de dados, enquanto a segunda esteve centrada na aplicação de métodos de inferência espacial, conforme o fluxograma dos métodos (Figura 2).

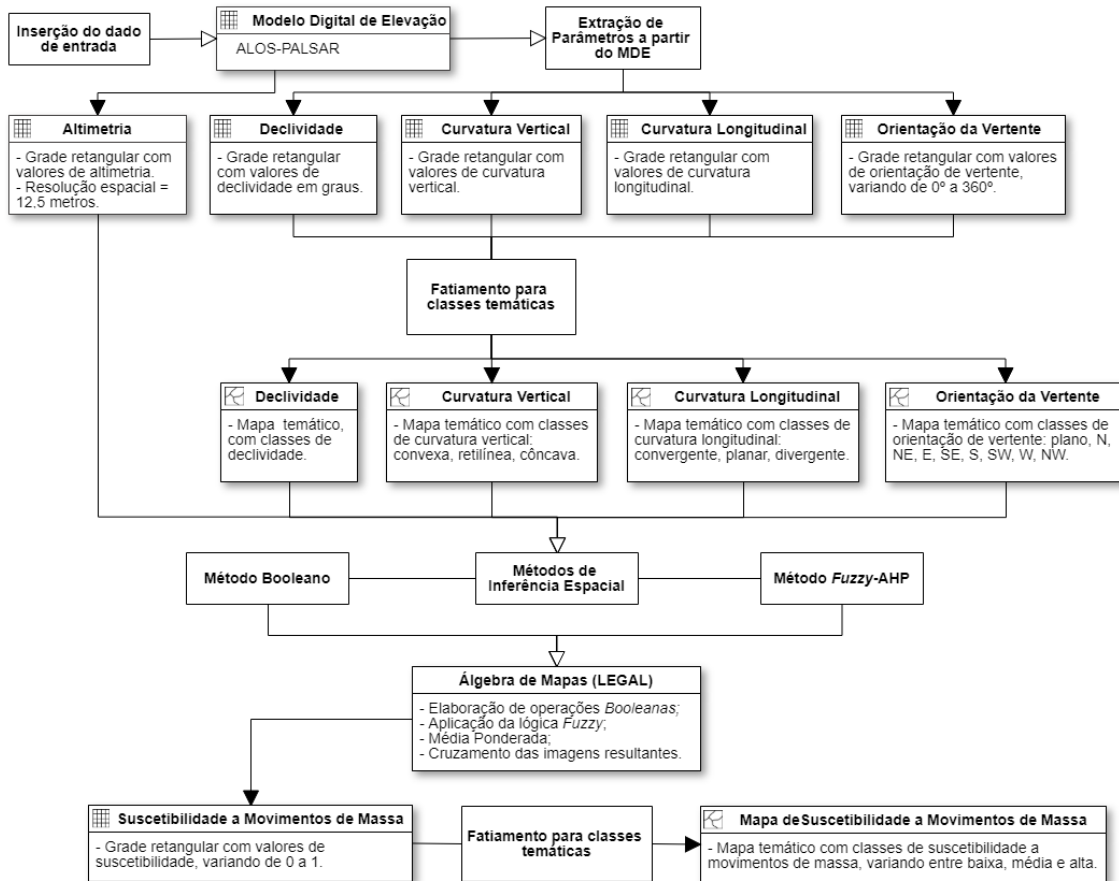


Figura 2. Fluxograma dos métodos utilizados para mapeamento de suscetibilidade.

Foi utilizado o Modelo Digital de Elevação (MDE) do satélite ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*), sensor PALSAR (*Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar*), disponibilizado a partir do website *Alaska Satellite Facility*, com resolução espacial de 12,5 m. A partir do MDE foram extraídos os atributos do terreno: altimetria, declividade, orientação da vertente, plano e perfil de curvatura (Figura 3).

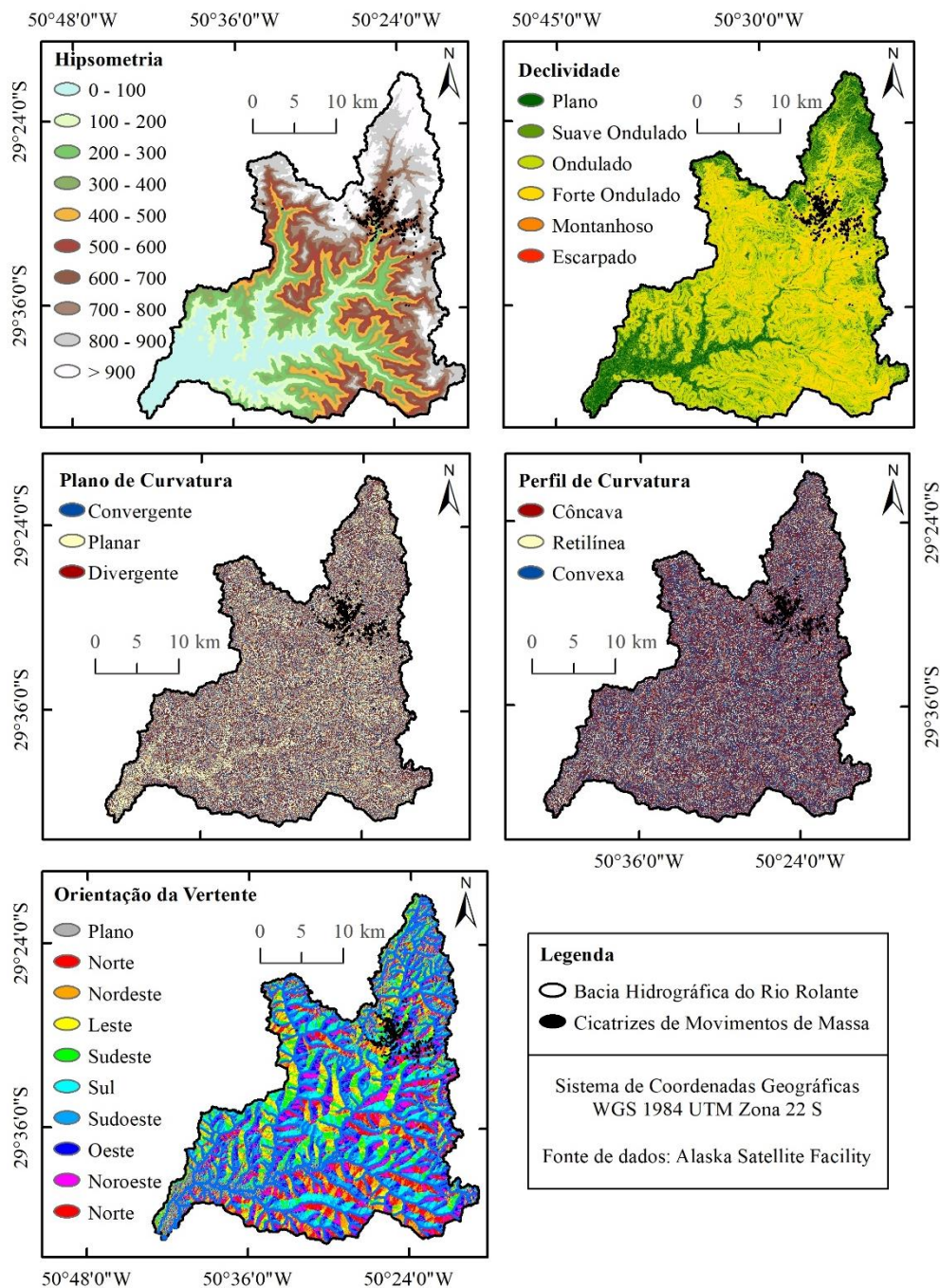


Figura 3. Atributos do terreno extraídos a partir do MDE ALOS-PALSAR.

A elevação é baseada nos valores originais do MDE, representa a altimetria em metros. A declividade está relacionada à mudança de valores de altimetria entre um pixel e os oito píxeis vizinhos, o que representa a inclinação da vertente. É considerada um dos atributos que mais influenciam na ocorrência de movimentos de massa (MANDAL; MANDAL, 2018; MOKARRAM; ZAREI, 2018; ALI *et al.*, 2019).

A orientação da vertente identifica a direção para onde está inclinada a face exposta da vertente, podendo influenciar no aporte de energia recebida e na capacidade de retenção de água e saturação do solo. O plano e o perfil da curvatura apresentam o formato da encosta e medem a convergência ou divergência e a concavidade ou convexidade, respectivamente, do terreno (GAMEIRO *et al.*, 2019).

Os atributos morfométricos foram analisados conforme a ocorrência de movimentos de massa previamente conhecida. O inventário de cicatrizes utilizado no presente estudo tem como base o inventário elaborado por Quevedo (2019), baseado em interpretação e delimitação de polígonos a partir de imagens disponibilizadas no *Google Earth*, em que foram identificadas 297 cicatrizes em imagens de 06 e 24 de agosto de 2017. Estes dados foram revisados e atualizados para análise de comportamento dos parâmetros e aplicação das lógicas Booleana e Fuzzy-AHP.

O método Booleano considera a combinação de planos de informação binários a partir de operadores lógicos. A álgebra de mapas booleanos considera os operadores “E”, “OU”, “XOR” e “NOT”, dessa forma, é dada uma hipótese em que a resposta possa ser “favorável” e “não favorável”. Conforme Abdullah (2013), ao se considerar um conjunto A em um universo U , $A \subset U$ é representado a partir da função $\mu_A(x)$ (Eq. 1), a qual apresentará como resultados valores 0 ou 1.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{para } x \in A \\ 0 & \text{para } x \notin A \end{cases} \quad (1)$$

O principal fator limitante desse método são as fronteiras rígidas geradas entre as classes, valores verdadeiros ou falsos (1 ou 0), algo inadequado quando considerados fenômenos naturais (MOREIRA, 2002). A lógica *Fuzzy*, em contrapartida, apresenta verdades parciais, com valores entre 0 e 1. Assim, pertinências de 0,1, 0,5 e 0,9, por exemplo, correspondem a quase falso, meio verdade e quase verdade, respectivamente (RIGNEL; CHENCI; LUCAS, 2011).

Este método tem como base a lógica booleana, porém, permite definir uma função de pertinência, em que a transição entre classes está expressa por valores entre 0 e 1 (ZADEH, 1965). Com isso, para que seja definido o grau de pertinência para um conjunto B , é utilizada a seguinte equação (ABDULLAH, 2013):

$$B = \{(x, \mu_B(x)) / x \in A, \mu_B(x) \in [0,1]\} \quad (2)$$

Em que $\mu_B(x)$ representa a função de pertinência e especifica o grau em que determinado elemento em A pertence ao conjunto *fuzzy* B.

Neste estudo, foi utilizada a função linear para todos os atributos, pois se considerou que apresentam acréscimo e decréscimo em uma taxa constante. Após gerados os planos de informação *fuzzy*, foi aplicado o Processo Analítico Hierárquico (AHP, do inglês *Analytic Hierarchy Process*). Desenvolvido por Saaty (1977), trata-se de uma abordagem multicritérios que auxilia à tomada de decisão, envolve a ponderação de variáveis de acordo com sua importância relativa, a partir de comparações realizadas par a par (SILVA JUNIOR *et al.*, 2016). Pode ser realizada de modo quantitativo, sendo a maioria dos estudos orientados pela “escala de Saaty” (SEMLALI; OUADIF; BAHI, 2019), conforme Tabela 1.

A matriz de comparação deve ser verificada conforme coerência ou relação de consistência (*consistency ratio* – CR), a fim de identificar possíveis inconsistências. A taxa de consistência é a razão entre o índice de consistência e o índice aleatório, a qual deve apresentar valores menores que 0,1 para que seja considerada consistente (SEMLALI; OUADIF; BAHI, 2019).

Definidos os pesos das variáveis do conjunto *fuzzy*, foi aplicada uma média ponderada a fim de obter o mapa de suscetibilidade a movimentos de massa. Assim, foi realizada uma soma dos planos de informação, considerando o peso segundo a importância relativa de cada valor. Como resultado, as áreas do mapa expressam o grau de influência de cada variável, o qual pode ser ajustado conforme conhecimento de especialista (MOREIRA, 2001).

Tabela 1. Escala de preferência entre dois parâmetros comparados par a par.

Intensidade de importância	Definição	Explicação
1	Importância igual	Os dois fatores contribuem de maneira igual.
3	Importância moderada	Um fator apresenta importância ligeiramente maior.
5	Importância essencial	Um fator apresenta importância essencialmente maior.
7	Importância demonstrada	Um fator apresenta importância fortemente maior.
9	Importância absoluta	Um fator apresenta importância extremamente maior.
2, 4, 6, 8	Valores intermediários	Utilizados para representar valores entre 1, 3, 5, 7 e 9.

Fonte: Adaptado de Saaty (1977)

A análise dos resultados foi realizada a partir do grau de confiança, conforme Moreira (2001), o qual considera o aumento da probabilidade de se encontrar determinado fenômeno quando do uso de condições que restringem a área de procura, como exemplo, definição de classes de suscetibilidade. É dado pela razão entre a probabilidade a posteriore e a probabilidade a priore. Outra forma de avaliação aplicada neste estudo foi a acurácia, de acordo com Congalton (2001). A avaliação da acurácia foi realizada a partir da geração de uma matriz de erros que permite obter a proporção de píxeis classificados de maneira errônea.

3. Resultados e Discussões

O inventário de cicatrizes de movimentos de massa elaborado por Quevedo (2019) foi atualizado devido à disponibilização de imagem de 01 de janeiro de 2019, resultando em um total de 335 polígonos de cicatrizes (Figura 4). As amostras de ocorrências foram transformadas do formato de polígono para *raster*, a fim de possibilitar a extração dos dados pixel a pixel.

A partir do inventário de cicatrizes, foi possível analisar as características do terreno de acordo com a ocorrência de movimentos de massa (Figura 5). Assim, verificou-se que as classes entre 400 m e 700 m de altitude abarcaram a maioria das cicatrizes, bem como a classe de declividade *forte ondulado*, com valores entre 20° e 45°. Quanto à orientação

da vertente, houve predomínio das classes Leste, Sudeste, Sul e Sudoeste. As curvaturas não apresentaram uma clara separação entre as classes, conforme a proporção verificada entre os dados, considerou-se que as classes negativas tiveram maior influência, ou seja, vertentes convexas convergentes.

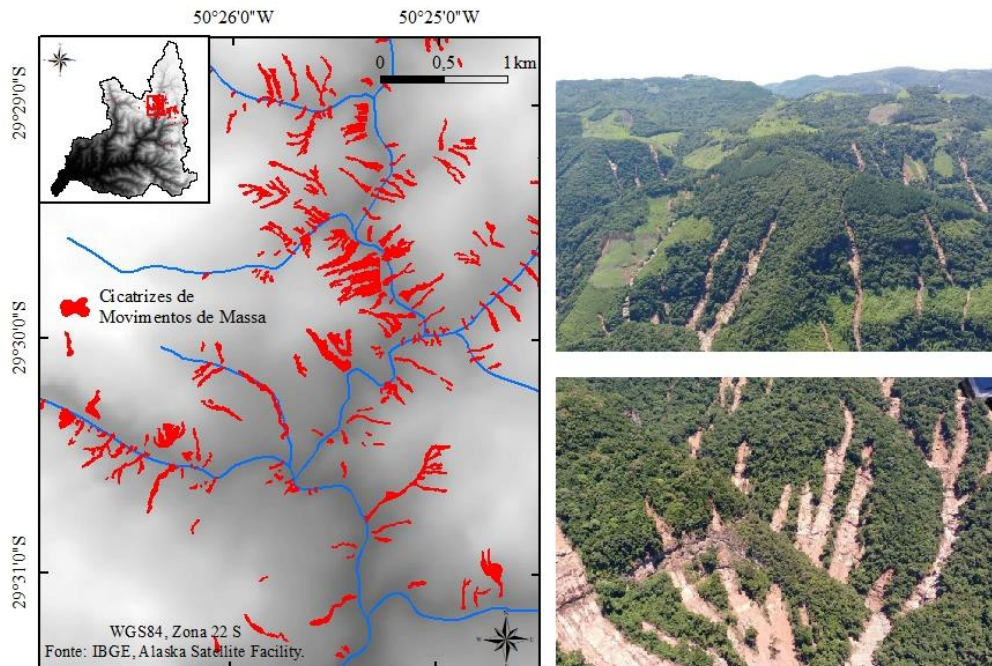


Figura 4. Cicatrizes de movimentos de massa relativos ao evento extremo de 05 de janeiro de 2017. Fonte: 2º Pelotão de Polícia Ambiental de Canela (PATRAM) de Canela, RS, 13 de janeiro de 2017.

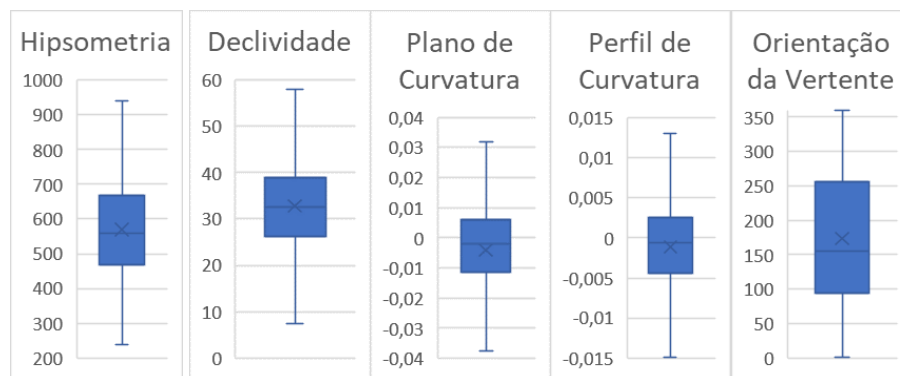


Figura 5. Gráficos da distribuição dos valores mínimos, médios e máximos dos atributos do terreno em áreas de ocorrência de movimentos de massa.

Definidas as classes de maior influência, foi realizada a classificação dos atributos conforme a lógica booleana (Figura 6), em que a classe 0 representa as áreas não suscetíveis e classe 1 equivale a áreas suscetíveis, de acordo com cada variável considerada.

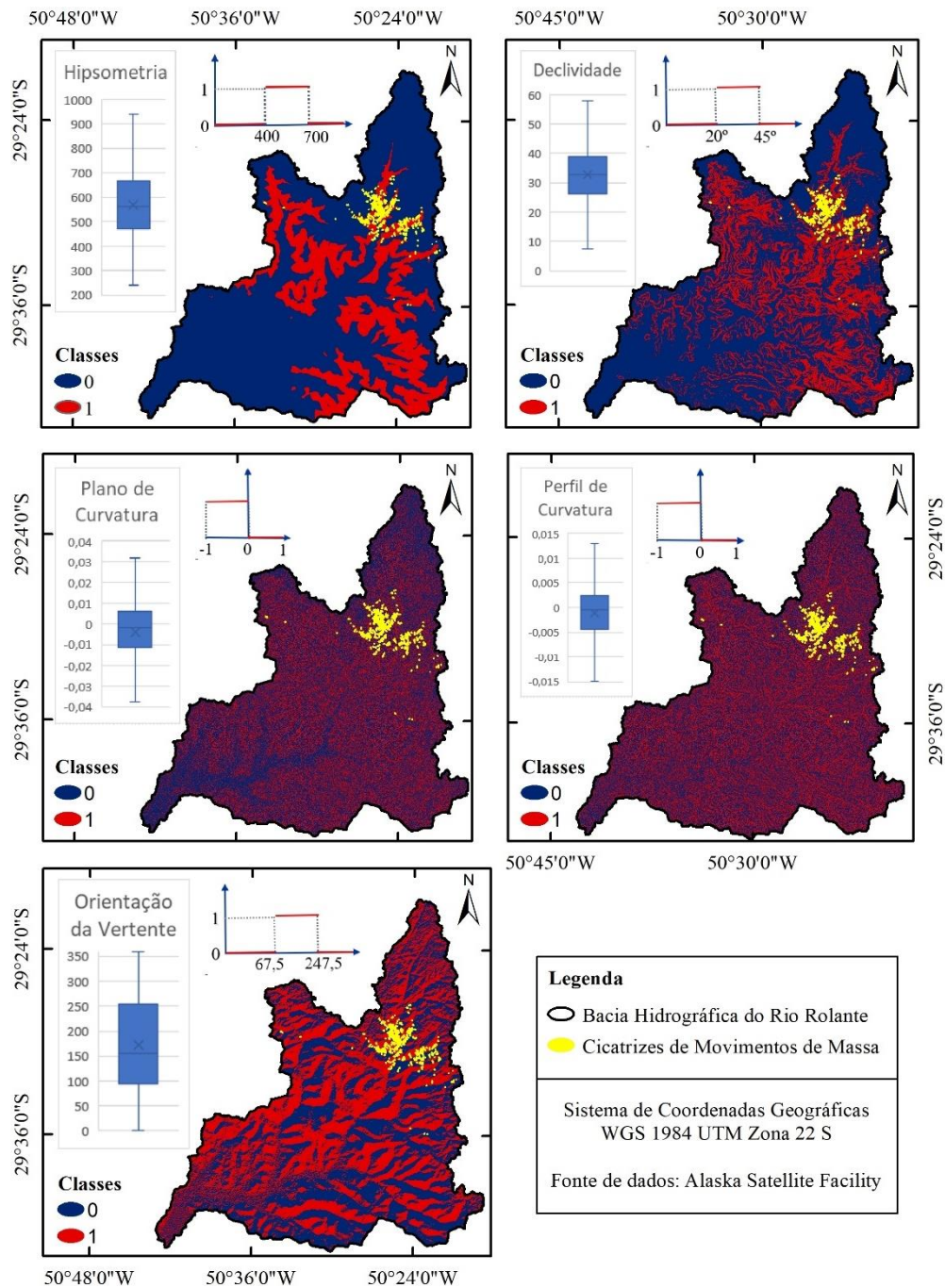


Figura 6. Mapas booleanos (binários): áreas suscetíveis (classe 1) e não suscetíveis (classe 0) de acordo com cada atributo do terreno.

A partir desses mapas, é possível verificar que os atributos com maior distinção entre as classes são a hipsometria (elevação) e a declividade, as quais apresentaram 26% e 29% da área total da BHRR como suscetível. Os demais fatores estão espalhados ao longo da BHRR, delimitando entre 40% e 50% da área como suscetível, dificultando, assim, a separação entre classes. Conforme os operadores lógicos booleanos, os planos de informação foram unidos de modo a formar seis (6) classes que variam de nula a muito alta suscetibilidade (Figura 7).

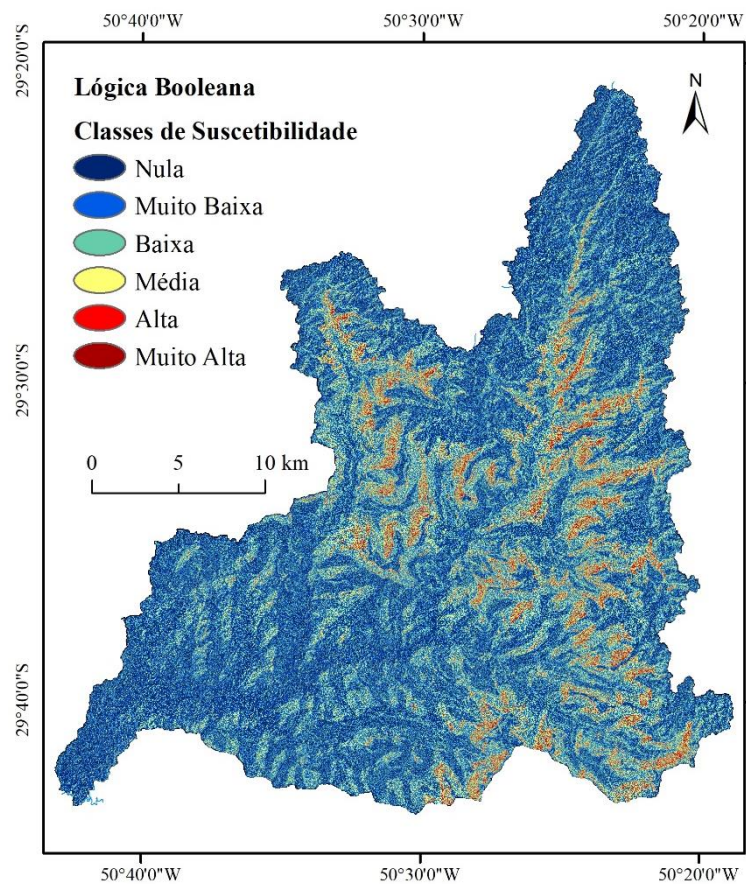


Figura 7. Mapa de suscetibilidade a movimentos de massa da Bacia Hidrográfica do Rio Rolante de acordo com o método booleano.

As classes foram analisadas conforme área abrangida, grau de confiança e acurácia (Tabela 2). A classe nula abrangeu 25% da área de estudo, é relativa à área em que nenhuma das condições propostas para os atributos foi atendida, ou seja, não há nenhum parâmetro com classe 1. As classes muito baixa e baixa totalizaram aproximadamente

30% da BHRR cada uma, e são compostas pela presença de um e dois parâmetros com classe suscetível, respectivamente.

Tabela 2. Resultados do método Booleano.

Método Booleano com classes						
Fatia	Píxeis	Área (km ²)	Área (%)	Prob. Posteriori	Grau de Confiança	Movimentos de Massa
Muita Alta	17.965	2,81	0,339	0,0095	6,68358747	170
Alta	172.807	27,00	3,260	0,0061	4,27930545	1.047
Média	733.113	114,55	13,830	0,0030	2,12049405	2.201
Baixa	1.488.043	232,51	28,072	0,0016	1,12396853	2.368
Muito Baixa	1.545.066	241,42	29,148	0,0009	0,62809832	1.374
Nula	1.343.772	209,96	25,351	0,0003	0,18133492	345
Total	5.300.766	828,24	100,00	Prob. Priori	0,00141583	7.505

As classes média, alta e muito alta totalizaram 17% da bacia e acertaram 3418 cicatrizes de movimentos de massa, com acurácia de 0,46, ou seja, acerto em 46% das ocorrências (CONGALTON, 2001). Considerando-se estas três classes, houve um valor de 13 de grau de confiança, ou seja, a probabilidade de acertar uma cicatriz do inventário é 13 vezes maior nessas áreas quando em comparação com toda a área da BHRR.

O método *Fuzzy-AHP* considerou, da mesma forma, as classes com maior número de ocorrência de movimentos de massa, porém, foi aplicada função linear de pertinência entre o primeiro valor com presença de cicatriz e o início da classe predominante, ou, da mesma forma, o fim da classe suscetível e o último valor com índice de ocorrência de cicatriz. Deste modo, os atributos do terreno obtiveram valores entre 0 e 1, sendo mais suscetível aqueles mais próximos ao valor 1 (Figura 8).

Após a aplicação do método *fuzzy*, foi realizada a comparação par a par entre os parâmetros, a partir do método AHP (Tabela 3). Diversos autores consideram a declividade como um dos fatores mais importantes quanto à temática de movimentos de massa (MORADI; BAZYAR; MAHAMMADI, 2012; SILVA JUNIOR *et al.*, 2016; MANDAL; MANDAL, 2018; ALI *et al.*, 2019; QUEVEDO, 2019; SEMLALI; OUADIF; BAHI, 2019).

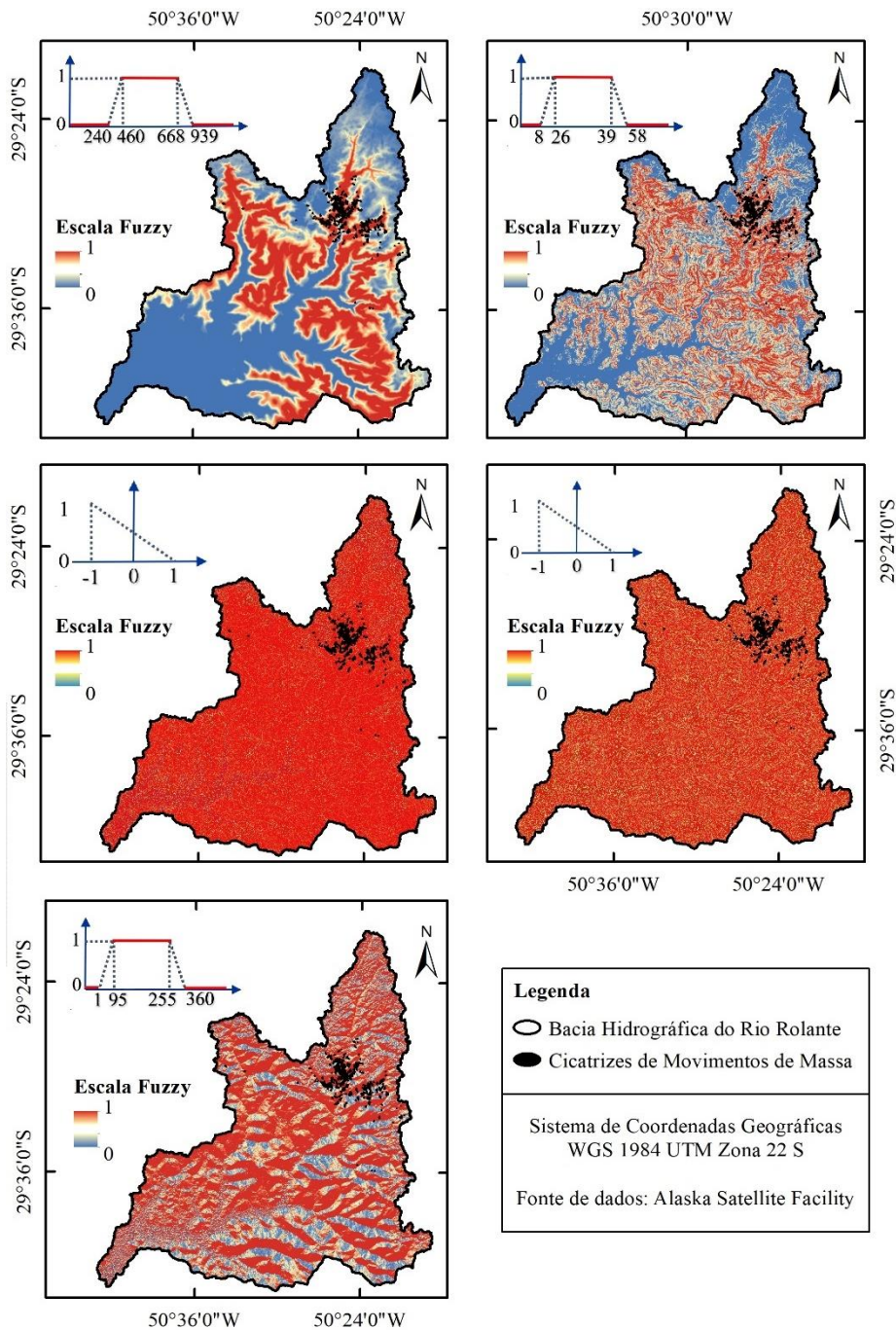


Figura 8. Atributos do terreno a partir da lógica *Fuzzy*: quanto mais próximo a 1, áreas mais suscetíveis e quanto mais próximas a 0, menor é a suscetibilidade.

Para Moradi, Bazyar e Mahammadi (2012) e Mandal e Mandal (2016), dentre as variáveis analisadas, a declividade assumiu ficou atrás somente da litologia, assumindo peso igual a 0,210 e 0,138, respectivamente. Silva Junior *et al.* (2016), Ali *et al.* (2019) e Semlali, Ouadif e Bahi (2019) consideraram a declividade como fator mais influente, com peso igual a 0,273 e 0,322 para este último; a hipsometria foi o menos importante (0,052)

para o primeiro, porém assumiu peso maior que a orientação de relevo e as curvaturas para o segundo autor.

Quanto à orientação de vertente, Mokarram e Zarei (2018) atribui peso pequeno (0,03), similar a Kumar e Anbalagan, em que somado às curvaturas, não alcançam o valor de 0,1. Considerando-se a mesma área de estudo, Quevedo (2019) utilizou redes neurais artificiais para análise dos parâmetros de movimentos de massa e identificou influência maior da elevação, seguida da declividade, com as curvaturas representando os fatores menos importantes. Em Quevedo *et al.* (2019), a ordem de importância dos atributos foi a mesma aqui utilizada, à exceção das curvaturas, que neste estudo têm o mesmo peso e naquele há uma superioridade do perfil de curvatura quando ao plano da curvatura. A declividade foi considerada como fator de maior influência quanto à ocorrência de movimentos de massa na BHRR, seguida pela elevação, conforme Tabela 3. A orientação obteve o menor peso, enquanto as curvaturas receberam pesos iguais entre si. A tabela AHP apresentou relação de consistência igual a 0,02.

Tabela 3. Tabela AHP, comparação de parâmetros par a par.

	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
[1] Elevação	1	0.33	4.00	2.00	2.00
[2] Declividade		1	9.00	5.00	5.00
[3] Orientação da Vertente			1	0.50	0.50
[4] Plano da Curvatura				1	1.00
[5] Perfil da Curvatura					1

Tabela 4. Importância das variáveis de acordo com o cálculo AHP.

	Categoria	Pesos	Ordem
1	Elevação	0.202658	2
2	Declividade	0.533947	1
3	Orientação da Vertente	0.053627	5
4	Plano da Curvatura	0.104884	3
5	Perfil da Curvatura	0.104884	4

Definidos os pesos, foi gerado mapa de suscetibilidade a partir da aplicação de média ponderada entre os planos de informação, conforme a Eq. 3. Como resultado, foi obtido um mapa de suscetibilidade para a BHRR (Figura 9), com as mesmas classes geradas quando do uso do método booleano (nula, muito baixa, baixa, média, alta e muito alta).

$$\text{Mapa de Suscetibilidade} = 0,2027 * \text{Elevação} + 0,539 * \text{Declividade} + 0,0536 * \text{Orientação de Vertente} + 0,1049 * \text{Plano da Curvatura} + 0,1049 * \text{Perfil da Curvatura} \quad (3)$$

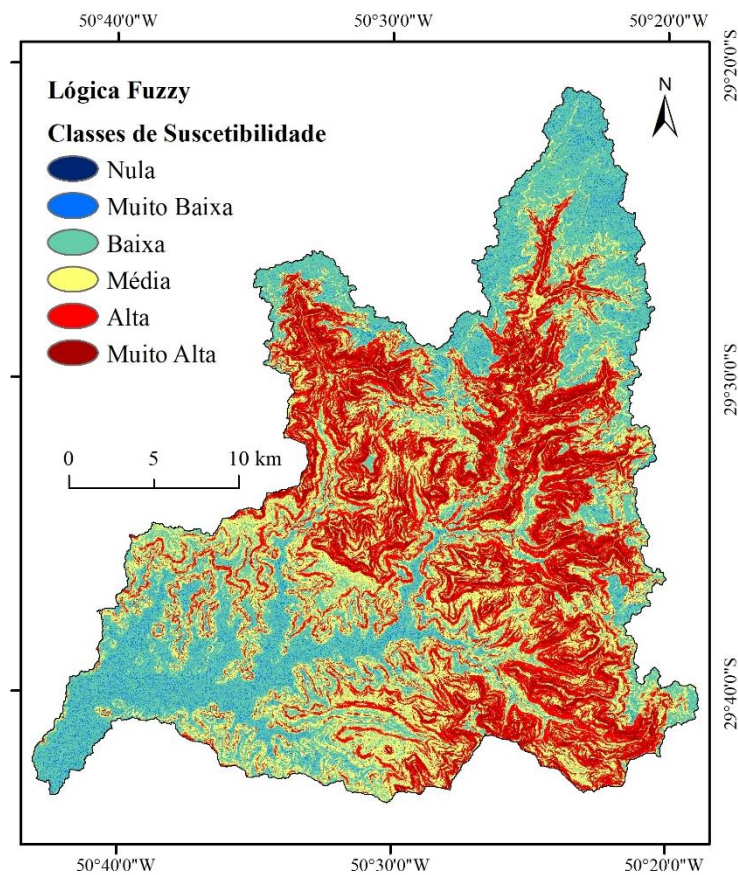


Figura 9. Mapa de suscetibilidade a movimentos de massa da Bacia Hidrográfica do Rio Rolante de acordo com o método *Fuzzy-AHP*.

As classes foram analisadas conforme área abrangida, grau de confiança e acurácia (Tabela 5). As classes média, alta e muito alta somam 60% da área de estudo, com grau de confiança de 7 e acurácia igual a 0,90. Essas classes acertaram mais de 6.700 píxeis de ocorrência de movimentos de massa. A classe nula representou menos de 1% da BHRR, em que foram encontrados 284 píxeis de cicatrizes (0,04%).

Tabela 5. Resultados do método *Fuzzy-AHP*.

Método <i>Fuzzy-AHP</i> com classes						
Fatia	Píxeis	Área (km ²)	Área (%)	Prob. Posteriori	Grau de Confiança	Movimentos de Massa
Muita Alta	395.250	61,76	7,456	0,0071	5,02315875	2.811
Alta	1.355.352	211,77	25,569	0,0023	1,59253573	3.056
Média	1.481.465	231,48	27,948	0,0006	0,42622023	894
Baixa	1.762.612	275,41	33,252	0,0001	0,03566328	89
Muito Baixa	267.295	41,76	5,043	0,0014	0,98032711	371
Nula	38.792	6,06	0,732	0,0073	5,17087579	284
Total	5.300.766	828,24	100,00	Prob. Priori	0,00141583	7.505

Ao se comparar os métodos utilizados, verifica-se que o método booleano classificou uma maior área com classes nula, muito baixa e baixa (Gráfico 1), enquanto o método *Fuzzy-AHP* apresentou comportamento contrário, com concentração nas classes de maior suscetibilidade (Gráfico 2).

Gráfico 1. Distribuição dos píxeis conforme as classes, a partir do método Booleano.

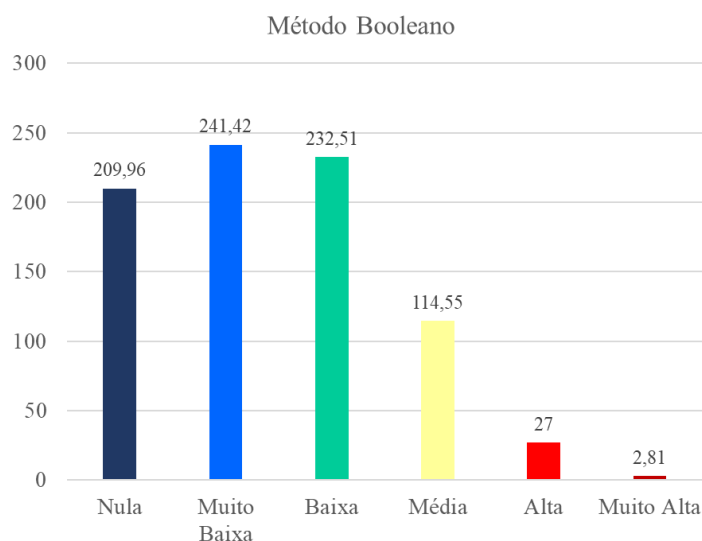
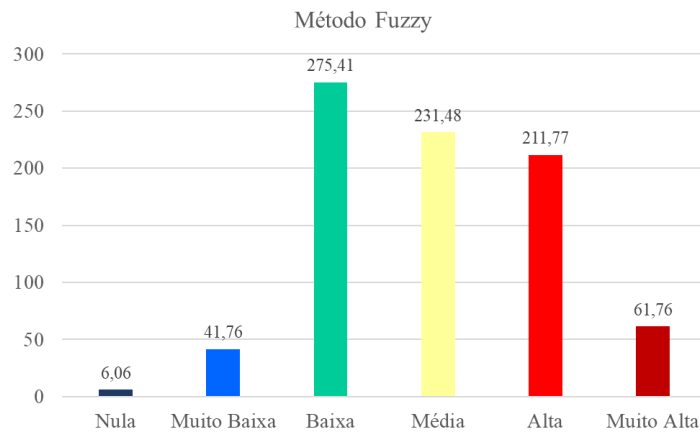


Gráfico 2. Distribuição dos píxeis conforme as classes, a partir do método *Fuzzy-AHP*.



A espacialização dos mapas de suscetibilidade gerados por ambos os modelos permite identificar de maneira visual as áreas definidas como de maior suscetibilidade (classes média, alta e muito alta). De modo geral, o método *Fuzzy-AHP* demonstrou melhor desempenho que o método booleano, o mesmo ocorreu em Moreira (2001), com uma acurácia duas vezes maior, bem como o acerto dos locais com presença de cicatriz.

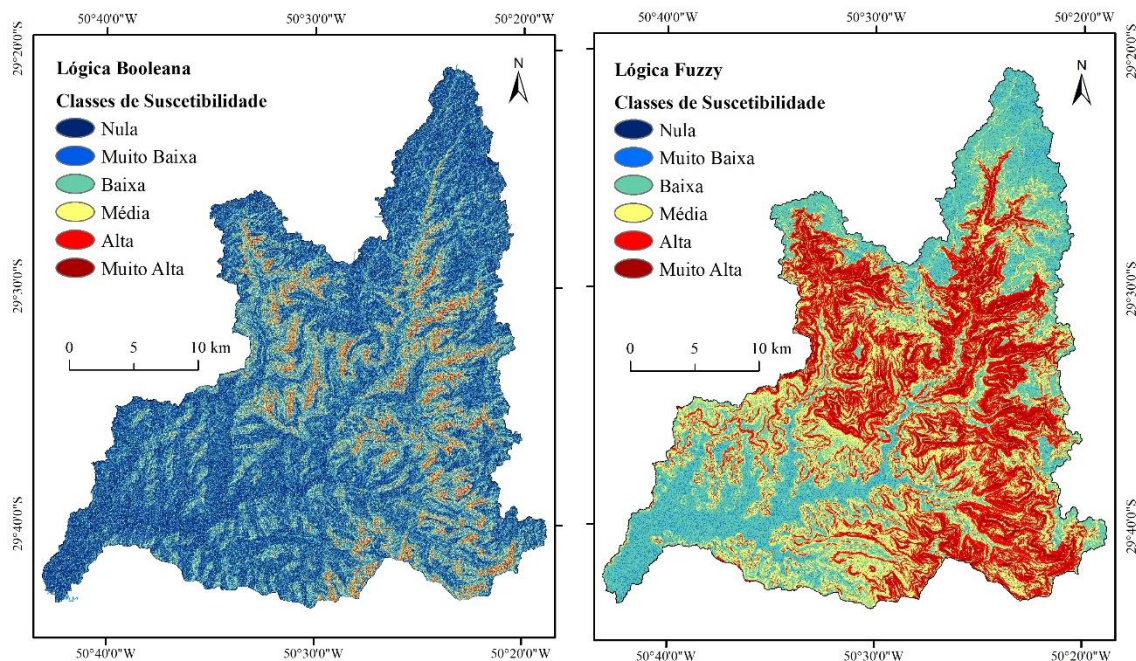


Figura 10. Mapas de suscetibilidade resultante dos métodos booleano e *Fuzzy-AHP*.

O método booleano demonstra-se mais restritivo, com isso seu grau de acerto foi baixo, porém, verifica-se que a lógica *Fuzzy* apresenta elevada acurácia. As áreas classificadas como média, alta e muito alta suscetibilidade são grandes, isso pode ter acontecido devido à influência causada pelo uso de limiares relacionados diretamente às características das cicatrizes de movimentos de massa do inventário utilizado.

4. Conclusões

A atualização do mapeamento de cicatrizes de movimentos de massa relativos ao evento extremo de precipitação de 05 de janeiro de 2017, na BHRR, realizado por Quevedo (2019), resultou em 335 polígonos (7.505 píxeis). A extração de dados a partir das cicatrizes permitiu verificar que a elevação e a declividade foram os atributos que demonstraram claro padrão quanto à ocorrência de movimentos de massa.

Os mapas de suscetibilidade apresentaram comportamento quase contrários, enquanto a lógica booleana apresentou uma acurácia de 0,46 e mais de 80% da área da BHRR como área com suscetibilidade nula, muito baixa ou baixa, a lógica *Fuzzy-AHP* resultou em uma acurácia de 0,90 e considerou 60% da área de estudo nas classes média, alta e muito alta. O grau de confiança foi maior no método booleano, visto que delimitou menores áreas de maneira suscetível, o que influencia a probabilidade à posteriori.

Considerando-se outros estudos na BHRR que apresentam acurácia em torno de 0,9 (QUEVEDO, 2019; QUEVEDO *et al.*, 2019), porém com mais do que cinco atributos do terreno e a partir de modelagens mais complexas, como redes neurais artificiais, pode-se considerar o presente estudo com desempenho satisfatório e um resultado mais parcimonioso devido à menor complexidade.

Os limiares utilizados para reclassificação dos planos de informação estiveram centrados na distribuição de valores das amostras do inventário, o que pode justificar o grande acerto do método *Fuzzy-AHP*, pois este pode apresentar-se como tendencioso. Recomenda-se o teste de limiares distintos àqueles utilizados no presente estudo e de outras variáveis relativas aos atributos do terreno.

Referências

ABDULLAH, L. Fuzzy multi criteria decision making and its applications: a brief review of category. **Procedia – Social and Behavioral Sciences**, v.97, p. 131-136, 2013.

ALI, S.; BIERMANN, P.; HAIDER, R.; REICHERTER, K. Landslide susceptibility mapping by using a geographic information system (GIS) along the China-Pakistan Economic Corridor (Karakoram Highway), Pakistan. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 19, p. 999-1022, 2019.

CEPED UFSC. **Atlas Brasileiro de Desastres Naturais - 1991 a 2012**. Volume Brasil. Florianópolis, 2013.

CEPED/RS-UFRGS. **Capacitação em gestão de riscos**. 2ª. ed. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2016. 270 p.

CONGALTON, R. G. Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. **International Journal of Wildland Fire**, v. 10, p. 321-328, 2001.

CRUDEN, D. M.; VARNES, D. J. Landslide types and processes. In: TURNER, A. K.; SCHUSTER, R. L. **Landslides: investigation and mitigation**. Washington, D. C.: National Academy Press, 1996. Cap. 3, p. 36-75.

GAMEIRO, S.; QUEVEDO, R. P.; OLIVEIRA, G. G.; RUIZ, L. F. C.; GUASSELLI, L. A. **Análise e correlação de atributos morfométricos e sua influência nos movimentos de massa ocorridos na Bacia Hidrográfica do Rio Rolante, RS**. In: XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2019, Santos. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2019.

KUMAR, R.; ANBALAGAN, R. Landslide susceptibility mapping using Analytical Hierarchy Process (AHP) in Tehri Reservoir Rim Region, Uttarakhand. **Journal Geological Society of India**, v. 87, p. 271-286, 2016.

MANDAL, B.; MANDAL, S. Analytical hierarchy process (AHP) based landslide susceptibility mapping of Lish river basin of eastern Darjeeling Himalaya, India. **Advances in Space Research**, v. 62, p. 3114-3132, 2018.

MOKARRAM, M.; ZAREI, A. R. Landslide susceptibility mapping using Fuzzy-AHP. **Geotechnical and Geological Engineering**, v. 36, p. 3931-3943, 2018.

MORADI, M.; BAZYAR, M. H.; MOHAMMADI, Z. GIS-Based landslide susceptibility mapping by AHP method, a case study, Dena City, Iran. **Journal of Basic and Applied Scientific Research**, v. 2(7), p. 6715-6723, 2012.

MOREIRA, F. R. S. **Uso e avaliação de técnicas de integração e análise espacial de dados em pesquisa mineral aplicadas ao planalto de Poços de Caldas**. São José dos Campos: INPE, 2001. 166 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2001.

QUEVEDO, R. P. **Mapeamento de suscetibilidade a movimentos de massa a partir de aprendizado de máquina.** Porto Alegre: UFRGS, 2019. 71 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2019.

QUEVEDO, R. P.; OLIVEIRA, G. G.; GAMEIRO, S.; RUIZ, L. F. C.; GUASSELLI, L. A. **Modelagem de áreas suscetíveis a movimentos de massa com redes neurais artificiais.** In: XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2019, Santos. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2019. v. 17.

RIGNEL, D. G. S.; CHENCI, G. P.; LUCAS, C. A. Uma introdução a lógica *Fuzzy*. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação e Gestão Tecnológica**, v. 01, n. 01, p. 17-28, 2011.

ROSSATO, M. S. **Os Climas do Rio Grande do Sul: variabilidade, tendências e tipologia.** Porto Alegre: UFRGS, 2011. 253 p. Tese (Doutorado em Geografia) – Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2011.

SAATY, T. L. A scaling method for priorities in hierarchical structures. **Journal of Mathematical Psychology**, v. 15, p. 234-281, 1977.

SEMA. **Diagnóstico Preliminar:** Descritivo dos eventos ocorridos no dia 5 de janeiro de 2017 entre as regiões dos municípios de São Francisco de Paula e Rolante/RS. Secretaria do Ambiente e Desenvolvimento Sustentável, Porto Alegre, 26 p. 2017.

SEMLALI, I.; OUADIF, L.; BAHI, L. Landslide susceptibility mapping using the analytical hierarchy process and GIS. **Current Science**, v. 116, n. 5, 2019.

SILVA JUNIOR, C. H. L.; BEZERRA, D. S.; ANDERSON, L. O.; ANDRADE, M. R. M.; PEREIRA, D. C. A.; BEZERRA, V. L. A. R.; SILVA, F. B.; ARAGAO, L. E. O. E. C. Zoneamento de Susceptibilidade a Deslizamentos Induzidos em Bacias Hidrográficas com Base na Lógica Fuzzy e no Processo Analítico Hierárquico (AHP): O Caso da Bacia Hidrográfica do Rio Anil, São Luís - MA. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, p. 1819-1837, 2016.

VARNES, D. J. Slope movement types and processes. In: SCHUSTER, E. L.; KRIZEK, R. J. **Landslides, Analysis and Control.** Washington D. C., 1978. p. 11-33.

ZADEH, LA. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, p.338–353, 1965.

ZÊZERE, J. L. **Dinâmica de vertentes e riscos geomorfológicos.** Universidade de Lisboa. Lisboa. 2005.