



## **Avaliação da probabilidade de deslizamentos: Sistemas de Informação Geográfica e Modelo de Regressão Logística**

**Roberta Plangg Riegel<sup>1</sup>, Darlan Daniel Alves<sup>2</sup>, Bruna Schmidt<sup>3</sup>, Daniela Montanari Migliavacca Osório<sup>4</sup>, Daniela Müller de Quevedo<sup>5</sup>**

<sup>1</sup> Universidade Feevale (roplangg@yahoo.com.br)

<sup>2</sup> Universidade Feevale (darlandaniel@gmail.com)

<sup>3</sup> Universidade Feevale (brunacschmidt@hotmail.com)

<sup>4</sup> Universidade Feevale (danielosorio@feevale.br)

<sup>5</sup> Universidade Feevale (danielamq@feevale.br)

### **Resumo**

Nos últimos anos, a frequência dos desastres naturais aumentou e, consequentemente, seus impactos sociais, materiais e ambientais. Assim, o objetivo deste trabalho é avaliar associação de técnicas de Sistemas de Informação Geográfica e regressão logística, na identificação de áreas com probabilidade de deslizamentos, tendo como estudo de caso o município de Novo Hamburgo/RS. O método consiste no uso de quatro variáveis independentes (declividade, geologia, pedologia e uso do solo) e uma variável binária, referente à ocorrência de deslizamentos, para a construção de um modelo de regressão logística. O resultado é a espacialização de um mapa de probabilidade de deslizamentos, o qual obteve 87,3% dos pixels classificados corretamente. Numa análise comparativa com os dados obtidos pelo Serviço Geológico do Brasil, o modelo também se apresentou eficiente, obtendo uma área quantitativamente idêntica, totalizando uma região com 3,3% da área de estudo.

Palavras-chave: Deslizamentos. Regressão Logística. Sistemas de Informação Geográfica.

Área Temática: Tecnologias Ambientais

## **Assessment of the probability of landslides: Geographic Information Systems and Logistic Regression Model**

### **Abstract**

*In recent years, the frequency of natural disasters has increased and consequently their social, material and environmental impacts. Thus, the objective of this work is to evaluate the association of techniques of Geographic Information Systems and logistic regression in the identification of areas with probability of landslides, taking as a case study the municipality of Novo Hamburgo/RS. The method consists in the use of four independent variables (slope, geology, pedology and land use) and a binary variable, related to the occurrence of landslides, for the construction of a logistic regression model. The result is the spatialization of a sliding probability map, which obtained 87.3% of the correctly sorted pixels. In a comparative analysis with the data obtained by the Geological Survey of Brazil, the model was also efficient, obtaining a quantitatively identical area, totaling an area of 3.3% of the study area.*

*Key words: Landslides. Logistic regression. Geographic Information Systems..*

*Theme Area: Environmental Technologies.*



## 1 Introdução

Nos últimos anos, o aumento dos riscos de desastres naturais e muitos problemas ambientais, foram desencadeados devido ao rápido crescimento urbano, a intensificação constante das atividades humanas e as mudanças climáticas, fatores que interrompem o equilíbrio natural do ambiente (KJELDSEN, 2010; BAI et al., 2011). Esses desastres não são completamente previsíveis, portanto, é necessário definir previamente as áreas de risco para realização de medidas mitigadoras, buscando reduzir as fatalidades decorrentes desses acontecimentos (BAI et al., 2011).

Os deslizamentos consistem em processos de perda de massa em declives, os quais podem ser provenientes do solo, de rochas ou detritos, sob influência da gravidade (GARIANO & GUZZETTI, 2016). Um dos fenômenos mais destrutivos na natureza e um dos riscos mais comuns são responsáveis por danos materiais imensos e centenas de mortos e feridos todos os anos, além de impactar o meio ambiente. São fenômenos naturais e/ou induzidos pelas atividades humanas (CHEN et al., 2015; OZDEMI, 2013; PRADHAN, 2010; SAHA et al., 2002).

Os eventos decorrentes de deslizamentos são muitas vezes resultantes da associação de diversos fatores ambientais, com destaque para as fortes chuvas, principalmente em terrenos acentuados. A topografia é considerada como o fator de maior influência na ocorrência de deslizamentos, juntamente com características geológicas e geomorfológicas da cobertura vegetal (BAI et al., 2011; OZDEMI, 2013). A mudança da cobertura terrestre, o desmatamento e o aumento da pecuária em declives, são alguns dos fatores que podem desencadear grandes movimentos de massa (SHIRZADI et al., 2012).

Através da realização de análises científicas, é possível identificar e avaliar áreas suscetíveis a deslizamentos, podendo assim, haver preparação adequada e consequente redução de danos, entretanto, é um grande desafio compreender e impedir os deslizamentos. Com base nas relações entre ocorrências passadas e um conjunto de diversos fatores ambientais é possível estabelecer uma modelagem das áreas suscetíveis (OH & PRADHAN, 2011; PRADHAN, 2010). Várias tentativas foram realizadas para minimizar a subjetividade e o erro dos mapeamentos. Com o desenvolvimento da computação e dos Sistemas de Informação Geográfica (SIG), aumentaram as expectativas para a utilização de grandes conjuntos de dados. Nas últimas décadas, tornou-se popular a utilização de métodos quantitativos para o processo de criação de mapas de susceptibilidade de deslizamentos, modelos estatísticos, que utilizam técnicas bivariadas ou multivariadas (BAI et al., 2010; NANDI & SHAKOOR, 2010).

Para a obtenção de uma avaliação confiável, é necessário a escolha de uma metodologia adequada para análise e modelagem, assim como são necessários dados de qualidade. Existem diversos estudos sobre a avaliação de susceptibilidade de deslizamentos utilizando SIG e regressão logística (RL), dos quais podem ser citados, Pradhan (2010), que realizou a abordagem de mapeamento de risco de deslizamento por meio da validação cruzada de um modelo de regressão logística multivariada, utilizando 10 variáveis; e Nandi e Shakoor (2010), que utilizou análises estatísticas bivariadas e multivariadas para prever a distribuição das áreas de deslizamento, com a utilização de SIG avaliando a relação entre os eventos e os fatores que contribuem para sua ocorrência.

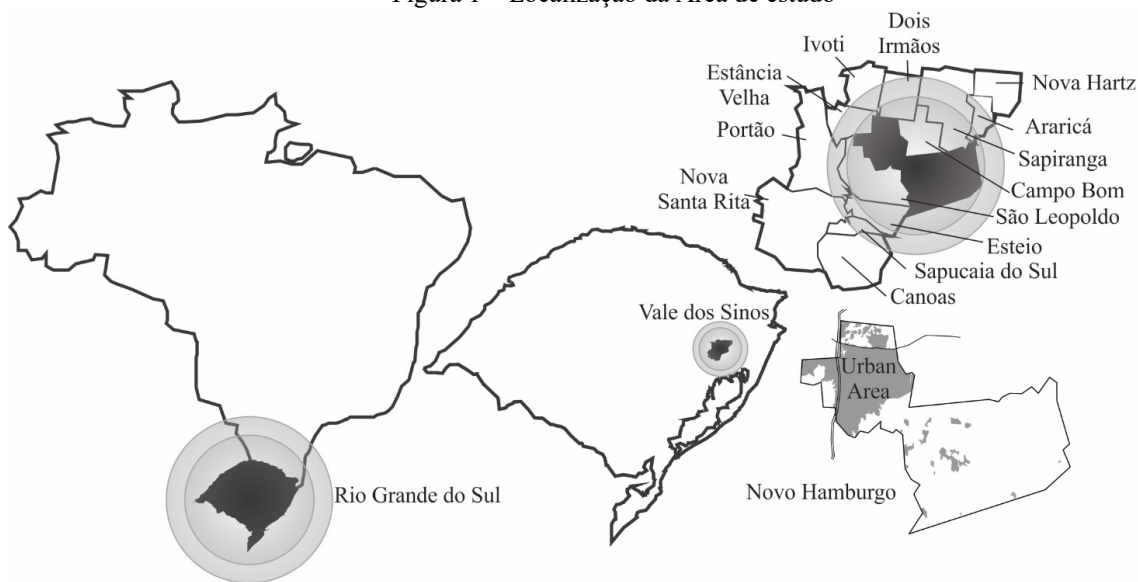
O objetivo deste trabalho é avaliar o método de RL, associado à utilização de SIG, para verificação da probabilidade de risco de deslizamento, empregando apenas quatro variáveis (declividade, geologia, pedologia e uso do solo), tendo como estudo de caso o município de Novo Hamburgo.



## 2 Área de estudo

O município de Novo Hamburgo está localizado nas coordenadas 29°47' Latitude Sul e 51°13' Longitude Oeste, integra a região do Vale dos Sinos, pertencente à região Metropolitana de Porto Alegre, capital do Estado do Rio Grande do Sul, da qual está distante 40 km. O número de habitantes é de aproximadamente 238.940 e a área territorial é de 224 km<sup>2</sup> (IBGE, 2010) (Figura 1).

Figura 1 – Localização da Área de estudo



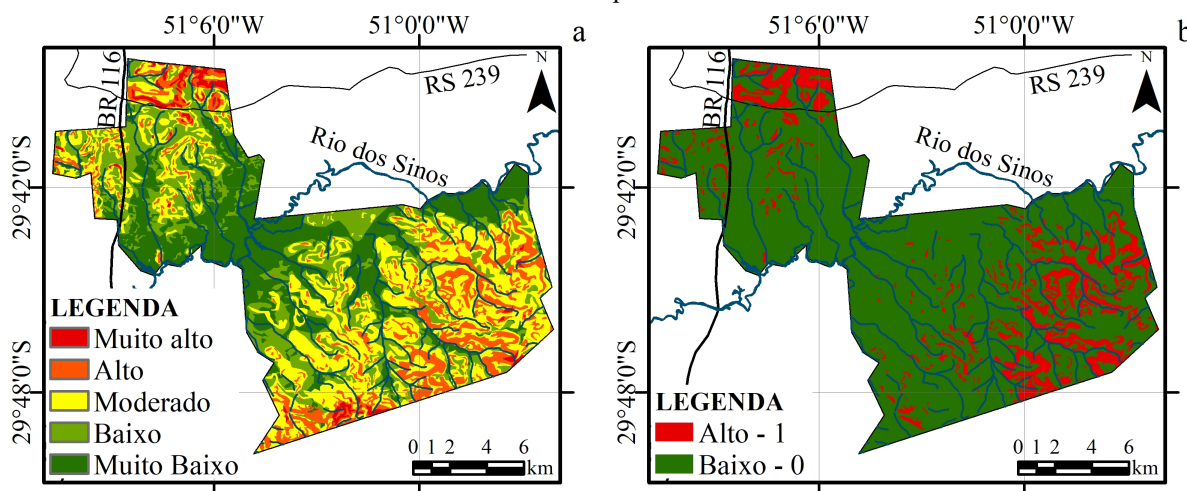
A maior expansão do município e o desencadeamento da ocupação de áreas irregulares ocorreu entre 1977 e 1997. O esgotamento do território salubre na área urbana resultou em problemas de inundação e deslizamentos, devido à ocupação de áreas de risco por parte da população de baixa renda. Ao longo dos anos, ocorreram três episódios de deslizamentos em áreas habitadas: em 1993, foi registrado o primeiro deslizamento no município, o qual ocorreu na periferia da cidade e atingiu duas residências; em 2002, o desastre veio a ocorrer novamente, destruindo parcialmente duas residências e causando a evacuação da região, onde existiam aproximadamente 80 casas; e em 2011, um deslizamento ocasionou a morte de três crianças (RIEGEL & QUEVEDO, 2015).

## 3 Métodos

O Modelo de Regressão Logística (MRL), referente à probabilidade de deslizamentos, empregou como variável dependente o mapa de susceptibilidade proposto por Riegel e Quevedo (2015). O mesmo foi proposto através do cruzamento de mapas temáticos, levando consideração o uso de ponderações e valores hierárquicos (Figura 2a). No *software* ArcGIS, o mapa foi redefinido, numa formulação binária, sendo que as áreas altas e muito altas foram escalonadas com o valor 1, enquanto que regiões de moderada, baixa e muito baixa susceptibilidade foram definidas como 0, conforme Figura 2b.



Figura 2 – (a) Mapa de Suscetibilidade proposto por Riegel e Quevedo (2015) (b) Mapa reclassificado com a variável dependente



Como variáveis contínuas para o processo do MRL, foram utilizados os seguintes mapas temáticos: declividade, aspectos geológicos, aspectos pedológicos e uso do solo. O mapa de declividades foi extraído do modelo digital de terreno, obtido através do sistema ASTER GDEM, no software ArcGIS. Os mapas pedológico e geológico foram extraídos das bases construídas pelo projeto RADAMBRASIL, e disponibilizadas pelo IBGE. Por fim, o mapa do uso do solo foi retirado das bases fornecidas pelo Projeto MONALISA.

Após a compilação e organização dos dados, os mapas foram transformados em formato raster, levando em consideração a resolução do pixel de 30x30m, permitindo assim a compatibilização de todos os arquivos. Realizado este procedimento os arquivos foram exportados do ArcGIS para a extensão ASCII Raster, a qual permite visualizar os dados no formato de planilha, onde cada célula corresponde a um pixel da área de estudo. No total, 246.615 pixels foram utilizados como dados de entrada para o MRL.

O processo proposto neste estudo relaciona o uso de RL ao SIG, o qual começou a ser mais empregado a partir de 1990, e vem se tornando mais recorrente nos últimos anos (VENTICINQUE et al., 2007). Assim a RL, consiste num modelo que relaciona um conjunto de  $p$  variáveis independentes a uma variável dependente  $Y$  que assume apenas dois possíveis estados, 0 ou 1. O modelo logístico permite a estimação direta da probabilidade de ocorrência de um evento ( $Y=1$ ), conforme Equação 1:

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)} \quad (1)$$

onde  $\beta_i$  são os parâmetros do modelo, estimados pelo método de máxima verossimilhança.

A partir do modelo gerado, foi possível espacializar a probabilidade de deslizamentos no software ArcGIS, utilizando a ferramenta “Calculadora Raster”. O MRL foi validado através de uma comparação quantitativa com a Carta de suscetibilidade a deslizamentos proposta pelo CPRM (2015). Neste estudo considerou-se um nível de significância de 5% para a inferência estatística.

#### 4 Resultados e Discussão

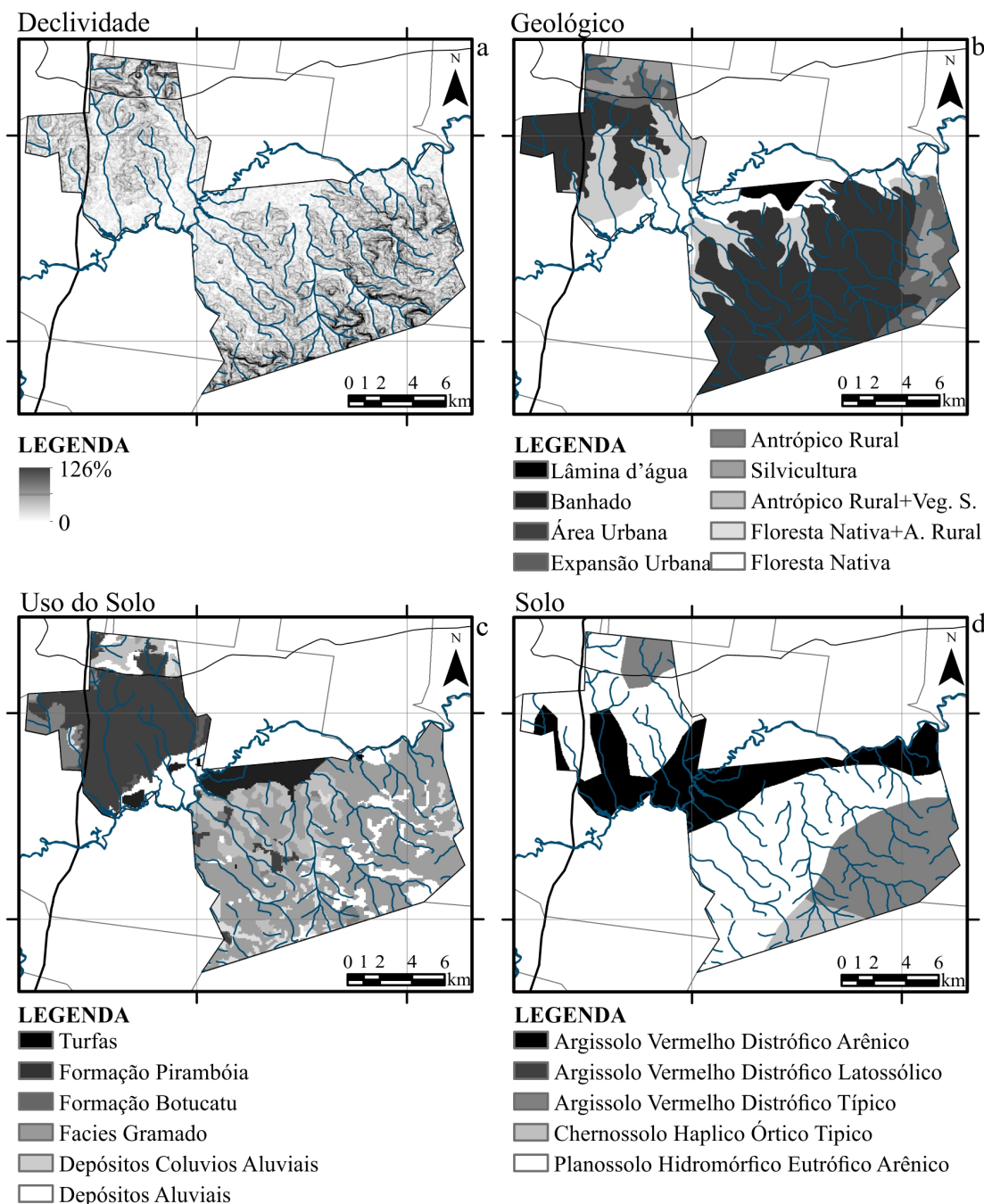
A Figura 3 apresenta os mapas temáticos utilizados como variáveis independentes. O mapa de declividade apresenta uma variação de 0 a 126% e são um dos aspectos determinantes na ocorrência de deslizamentos, conforme os autores Bai et al. (2011), Meten et al. (2015), Ozdemi (2013) e Paulín et al. (2014). O Mapa Geológico é composto das seguintes





características: (1) Depósitos Aluviais, (2) Depósitos Coluvios Aluviais, (3) Facies Gramado, (4) Formação Botucatu, (5) Formação Pirambóia e (6) Turfas. Conforme Ozdemi (2013), os aspectos geológicos são um dos principais fatores que influenciam na ocorrência dos deslizamentos, sendo empregada nos MRL de Bai et al. (2015) e Paulín et al. (2014).

Figura 3 – (a) Mapa de declividade (b) Mapa dos aspectos geológicos (c) Mapa do uso do solo e (d) Mapa pedológico.



Em relação aos solos, observam-se as seguintes classes: (1) Argissolo Vermelho Distrófico Arênico, (2) Argissolo Vermelho Distrófico Latossólico, (3) Argissolo Vermelho Distrófico Típico, (4) Chernossolo Háplico Órtico Típico e (5) Planossolo Hidromórfico Eutrófico Arênico. Com o aumento dos deslizamentos, o uso de mapas pedológicos vem possibilitando informações pertinentes para identificação de áreas de risco (CPRM, 2008).



Por fim, o mapa do uso do solo: (1) floresta nativa; (2) mata nativa e ambiente antrópico rural; (3) vegetação secundária e ambiente antrópico rural; (4) silvicultura; (5) meio ambiente rural; (6) expansão urbana; (7) ocupação urbana; (8) banhado; (9) lâmina de água. As ações antrópicas estão diretamente ligadas a uma diversidade de desastres, incluído os deslizamentos, visto suas alterações sobre o meio ambiente (BAI et al., 2011; KJELDSSEN 2010).

Dentre as variáveis analisadas, conforme a Figura 3, o melhor modelo de predição foi obtido considerando todas variáveis. Os resultados apresentaram valores significativos ( $X^2=1276,552$ ;  $p<0,01$ ), para o Teste de Hosmer e Lemeshow (1989) indicando que o modelo é útil para análise de probabilidade de risco de deslizamentos. O valor de Nagelkerke ( $R^2$ ) resultou em 0,430. Os coeficientes do modelo e a significância destes são apresentados na Tabela 1:

Tabela 1 – Coeficientes utilizados no MRL

		Variáveis na equação						95% C.I. para EXP(B)	
		B	E.P.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	Inferior	Superior
Passo 1 <sup>a</sup>	Pedológico	0,089	0,005	305,714	1	0,000	1,093	1,083	1,104
	Uso do solo	-0,079	0,004	483,575	1	0,000	0,924	0,918	0,931
	Geológico	0,105	0,006	296,019	1	0,000	1,111	1,098	1,124
	Declividade	0,133	0,001	35837,727	1	0,000	1,142	1,140	1,143
	Constante	-4,129	0,037	12471,837	1	0,000	0,016		
a. Variável(is) inserida(s) no passo 1: Pedológico, Uso do solo, Geológico, Declividade.									

Os coeficientes foram introduzidos na Equação (2), afim definir a probabilidade de deslizamentos.

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(-4.129 + 0.089x_{PED} - 0.079x_{USO} + 0.105x_{GEO} + 0.133x_{DEC})}{1 + \exp(-4.129 + 0.089x_{PED} - 0.079x_{USO} + 0.105x_{GEO} + 0.133x_{DEC})} \quad (2)$$

Para os 246.615 pixels, o modelo apresentou uma taxa de sucesso de 87,3%, ou seja, uma habilidade satisfatória de classificação para o modelo, conforme a Tabela 2.

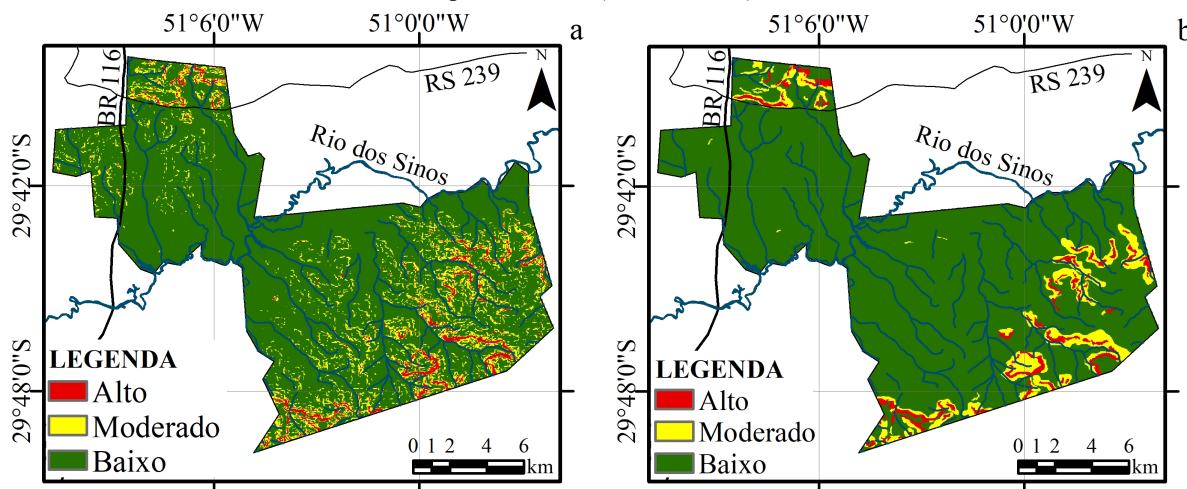
Tabela 2 – Classificação do MRL

Tabela 2 – Classificação de VIRE		Tabela de Classificação <sup>a</sup>			
Observado		Predito		Porcentagem correta	
		Susceptibilidade			
		0	1		
Passo 1	Susceptibilidade	0	197940	6720	96,7
		1	24646	17309	41,3
Porcentagem global					87,3
a. O valor de recorte é 0,500					

Com o cruzamento dos mapas temáticos a partir da equação proveniente do MRL, foi possível definir o mapa de probabilidade de deslizamentos (Figura 4a), o qual obteve sua escala contínua subdividida em três classes: Alto (> 80%), Moderado (30 - 80 %), Baixo (< 30%). A Figura 4b apresenta a Cartas de Suscetibilidade a Movimentos Gravitacionais de Massa, produzida pelo CPRM (2015). Nos dois mapas é possível verificar a semelhança entre as áreas de risco, consolidadas ao norte na região urbana, e nas extremidades Sul e Sudeste do ambiente rural.



Figura 4 – (a) Mapa de probabilidade de deslizamentos (b) Carta de Suscetibilidade a deslizamentos adaptado pelos autores (CPRM, 2015)



A Tabela 3 apresenta o percentual referente a cada classe de risco, obtido nos mapas expostos na Figura 4. Logo, se observa percentuais semelhantes em todas as classes, com destaque para a classe alto, onde os valores resultantes foram idênticos, correspondendo a 3,3% da área de estudo.

Tabela 3 – Comparação entre o Mapa de probabilidade e a Carta de suscetibilidade.

Classes	Mapa de probabilidade de deslizamentos		Carta de Suscetibilidade (CPRM, 2015)	
	Porcentagem	Área	Porcentagem	Área
<b>Alto</b>	3,3%	739,2m <sup>2</sup>	3,3%	739,2m <sup>2</sup>
<b>Moderado</b>	10,6%	2374,4m <sup>2</sup>	7,3%	1635,2m <sup>2</sup>
<b>Baixo</b>	86,1%	19286,4m <sup>2</sup>	89,4%	20.025,6m <sup>2</sup>
<b>Total</b>	100%	22400.00m <sup>2</sup>	100%	22400.00m <sup>2</sup>

## 5 Conclusões

Ao longo dos anos, a frequência dos desastres naturais vem se tornando uma preocupação. O fato dos deslizamentos ter características muito específicas, e, por vezes, ocasionar vítimas fatais, torna importante o planejamento através de estratégias preventivas que minimizem seus efeitos negativos. O uso de SIG associado à RL mostrou-se eficiente na análise da probabilidade de risco de deslizamentos, resultando em um ~~num~~ método rápido e prático, que utiliza poucas variáveis para definição das áreas com maior probabilidade de risco. Logo, se torna um método de replicação para outras regiões, assim como consiste em um resultado benéfico para inclusão em planos de zoneamento e ocupação.

## 6 Referências

- BAI, S., LU, G., WANG, J., ZHOU, P., DING, L. GIS-based rare events logistic regression for landslide-susceptibility mapping of Lianyungang, China. **Environmental Earth Sciences**, v. 62, p. 139-149, Jan. 2011.
- CHEN, T., NIU, R., DU, B., WANG, Y. Landslide spatial susceptibility mapping by using GIS and remote sensing techniques: a case study in Zigui County, the Three Georges reservoir, China. **Environmental Earth Sciences**, v. 73, p. 5571-5583, 2015.
- CPRM. Serviço Geológico do Brasil. **Geologia da Folha de Gravataí SH.22-X-C-V**. Programa de Geologia do Brasil Levantamentos Geológicos Básicos. Brasília, 2008. Disponível em: <[http://www.cprm.gov.br/publique/media/rel\\_gravatai.pdf](http://www.cprm.gov.br/publique/media/rel_gravatai.pdf)>. Acesso em: 10 nov 2017.



- CPRM. Serviço Geológico do Brasil. **Cartas de Suscetibilidade a Movimentos Gravitacionais de Massa e Inundações**. 2015. Disponível em: <http://www.cprm.gov.br/publique/Gestao-Territorial/Geologia-de-Engenharia-e-Riscos-Geologicos/Cartas-de-Suscetibilidade-a-Movimentos-Gravitacionais-de-Massa-e-Inundacoes-3507.html>. Acesso em: 10 nov 2017.
- IBGE. **Cidades@ Novo Hamburgo**. 2010. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/cidadesat/painel/painel.php?codmun=431340>>. Acesso em: 25 nov. 2017.
- GARIANO, S. L., GUZZETTI, F. Landslides in a changing climate. **Earth-Science Reviews**, v. 162, p. 227-252, 2016.
- HOSMER, D., LEMESHOW, S. **Applied Logistic Regression**, ed. New York: John Wiley & Sons, 1989.
- KJELDTSEN, T. R. Modelling the impact of urbanization on flood frequency relationships in the UK. **Hydrology Research**, v. 41, p. 391-405, Oct. 2010.
- METEN, M., BHANDARY, N. P., RYUICHI, Y. GIS-based frequency ratio and logistic regression modelling for landslide susceptibility mapping of Debre Sina area in central Ethiopia. **Journal of Mountain Science**, v. 12, p. 1355-1372, Nov. 2015.
- OZDEMI, A. Landslide Susceptibility Mapping in the Sultan Mountains (Akşehir, Turkey) Using a Binary Logistic Regression Method and GIS. **International Journal of Ecosystems and Ecology Sciences**, v. 3, p.11-16, May 2015.
- PAULÍN, G. L., BURSIK, M., HUBP, J. L., MEJÍA, L. M. P., QUESADA, F. A. A GIS method for landslide inventory and susceptibility mapping in the Río El Estado watershed, Pico de Orizaba volcano, México. **Natural hazards**, v. 71, p. 229-241, 2014.
- PRADHAN, B. Landslide Susceptibility mapping of a catchment area using frequency ratio, fuzzy logic and multivariate logistic regression approaches. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, v. 38, p. 301-320, June 2010.
- RIEGEL, R. P., QUEVEDO, D. M. de. Uso de geotecnologias na análise das áreas de risco do município de Novo Hamburgo e a relação do risco com a evolução urbana. In: LADWIG, H. S., SCHWALM, H. (orgs.) **Planejamento e Gestão territorial: Experiências Sustentáveis**. Florianópolis: Insular, 2015. p. 9 -34.
- SAHA, A. K., GUPTA R. P., ARORA, M.K. GIS-based landslide hazard zonation in the Bhagirathi (Ganga) valley, Himalayas. **Int J Remote Sens**, v. 23, p. 357–369, 2002.
- SHIRZADI, A., SARO, L., JOO, H. J., CHAPI, K. A GIS-based logistic regression model in rock-fall susceptibility mapping along a mountainous road: Salavat Abad case study, Kurdistan, Iran. **Natural Hazards**, v. 64, p. 1639-1656, Nov. 2012.
- OH, H. J., PRADHAN, B. Application of a neuro-fuzzy model to landslide-susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly área. **Computers & Geosciences**, v. 37, p. 1264–1276, 2011.
- NANDI, A., SHAKOOR, A. A GIS-based landslide susceptibility evaluation using bivariate and multivariate statistical analyses. **Engineering Geology**, v. 110, p. 11-20, 2010.
- VENTICINQUE, E. M., CARNEIRO, J. S., MOREIRA, M. P., FERREIRA, L. The use of Regression Logistics for probability spatialization. **Megadiversidade**, v. 3, p. 25-37, 2007.