

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E METEOROLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

RENATO RIBEIRO MENDONÇA

**GEOPROCESSAMENTO APLICADO À ANÁLISE DE APTIDÃO À URBANIZAÇÃO
DO MUNICÍPIO DE JOINVILLE/SC FRENTE À OCORRÊNCIA DE MOVIMENTOS
DE MASSA E INUNDAÇÕES**

PORTO ALEGRE

2023

RENATO RIBEIRO MENDONÇA

**GEOPROCESSAMENTO APLICADO À ANÁLISE DE APTIDÃO À URBANIZAÇÃO
DO MUNICÍPIO DE JOINVILLE/SC FRENTE À OCORRÊNCIA DE MOVIMENTOS
DE MASSA E INUNDAÇÕES**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento.

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Garcia de Oliveira
Coorientador: Prof. Dr. Carlos Gustavo Tornquist

PORTO ALEGRE

2023

CIP - Catalogação na Publicação

Ribeiro Mendonça, Renato
GEOPROCESSAMENTO APLICADO À ANÁLISE DE APTIDÃO À
URBANIZAÇÃO DO MUNICÍPIO DE JOINVILLE/SC FRENTE À
OCORRÊNCIA DE MOVIMENTOS DE MASSA E INUNDAÇÕES /
Renato Ribeiro Mendonça. -- 2023.
87 f.

Orientador: Guilherme Garcia de Oliveira.

Coorientador: Carlos Gustavo Tornquist.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Centro Estadual de Pesquisas em
Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Programa de
Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Porto Alegre,
BR-RS, 2023.

1. Aptidão a Urbanização. 2. Redes Neurais
Artificiais. 3. AHP. 4. Lógica Fuzzy. 5. Joinville/SC.
I. Garcia de Oliveira, Guilherme, orient. II. Gustavo
Tornquist, Carlos, coorient. III. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os
dados fornecidos pelo(a) autor(a).

RENATO RIBEIRO MENDONÇA

**GEOPROCESSAMENTO APLICADO À ANÁLISE DE APTIDÃO À URBANIZAÇÃO
DO MUNICÍPIO DE JOINVILLE/SC FRENTE À OCORRÊNCIA DE MOVIMENTOS
DE MASSA E INUNDAÇÕES**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento.

Aprovada em 29 de setembro de 2023.

Prof. Dr. Guilherme Garcia de Oliveira – Orientador

Prof. Dr. Carlos Gustavo Tornquist - Coorientador

Prof. Dr. Clódis de Oliveira Andrades Filho – UFRGS

Prof. Dr. Eliseu José Weber – UFRGS

Dra. Sandra Fernandes da Silva – SGB/CPRM

Trabalho dedicado ao Seu Luizinho (*in
memoriam*).

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores, Guilherme e Carlos Gustavo, pelos conhecimentos, ideias, conversas, e principalmente pela paciência que tiveram com a execução deste trabalho. Minha eterna gratidão.

Aos meus pais, Jose e Cirlei, pelo apoio na minha educação desde cedo, este trabalho é fruto da semente plantada por eles décadas atrás.

Aos amigos do Serviço Geológico do Brasil – CPRM: Franco, Diogo, Sandra, Jorge Pimentel, Angela, Debora, Raquel, Peixoto, Fabio, José Antonio, Célio, Tiago, Sueli, Natalia, Marcos Alexandre, Camila, Andrea, Emanuel, Lenilson, Marcelo, Dantas, Kepel, Raimundo, Almir, Juliana, Diane, Vitor, Douglas e Guilherme. O apoio de vocês foi fundamental na construção deste trabalho.

Aos amigos dos tempos de UFOP que me acompanham até hoje: Maria Paula, Virgílio, Júlio, Tamiris, Rafael, Fernando, Tazava e Rafaela. Este trabalho é fruto do apoio de vocês nesta última década.

As amigas do PPGSR: Luana e Carina, pelo apoio nos trabalhos, conversas, conhecimento trocado e suporte. Minha gratidão infindável!

Aos “Dindos” de meu filho, Emiliana e Leandro, pelo apoio incondicional, leituras críticas deste trabalho, ensaios de apresentação e apoio moral. Foram fundamentais na construção desta caminhada.

À família responsável por todo o suporte: Pedro, tia Lelê, tio Wagner, tio Lulu, tia Fatima, Rose, Cristiane, Aloysio, Clara. Menção honrosa para nossa matriarca Dorinha, por manter esta coesão. Seu apoio foi fundamental.

Por último e mais importante: Fernanda e Theo! Pela paciência, pelo amor incondicional, pelo carinho do dia a dia. Sem vocês, este trabalho não teria êxito. Obrigado por inspirar o meu melhor todos os dias!

Grato a todos!

Você pode se render sem uma oração, mas nunca rezar sem rendição.
Você pode lutar sem ganhar, mas nunca vencer sem uma luta.

Neil Peart

RESUMO

É verificado o aumento de casos de grandes desastres associados a eventos hidrogeológicos atípicos nas últimas décadas. Em Joinville/SC, eventos relacionados a processos como movimentos de massa e inundações são recorrentes ao longo dos anos. Em novembro de 2008, se registrou mais de 800 eventos de deslizamentos no município. Este número elevado traz consigo questionamento sobre a sustentabilidade do crescimento urbano do município. Esta dissertação traz uma análise sobre a aptidão à urbanização do centro urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão associando modelos de suscetibilidade de movimentos de massa (SMM) e inundações (MSI). O modelo de SMM foi obtido através de Redes Neurais Artificiais (RNA) partindo de um inventário de cicatrizes. As variáveis explicativas utilizadas para aplicação da RNA foram divididas em três grupos: variáveis morfométricas, distâncias horizontais entre estradas e lineamentos estruturais e base de dados cartográficos geoambientais. Foram realizados testes com cinco configurações de RNA. Para validação, foram utilizadas as métricas: área sob a curva ROC (AUC) e acurácia global (ACC), em que a melhor modelagem apresentou valores de AUC igual a 0,90 e ACC igual a 0,84. Este resultado foi obtido utilizando-se de todas as variáveis explicativas excetuando-se o uso e cobertura da terra, que ocasionou leve enviesamento na RNA. A geologia teve papel fundamental para determinação da SMM. O MSI foi obtido através da análise hierárquica AHP associada a Logica Fuzzy. As variáveis selecionadas para ponderação foram: Mapa de Padrões de Relevô, Distância Vertical entre Canais de Drenagem (VDCN), Declividade e Distância Horizontal entre Canais de Drenagem (HDCN). O mapa de Padrões de Relevô foi gerado através da compartimentação da área de estudo, utilizando informações de Altimetria, Declividade, Geologia e Pedologia. As variáveis foram escalonadas para intervalo de 0 a 1 através da Lógica Fuzzy possibilitando a soma destas. A matriz pareada indicou maior peso para a variável Relevô, seguido de VDCN e Declividade empatados entre si e por último HDCN. A Razão de Consistência mostrou uma relação coerente entre as variáveis ($RC < 10\%$). Conclui-se que a variável relevô foi importante para melhor classificação da suscetibilidade em áreas aplainadas como as do município. A análise de aptidão urbana foi realizada através da associação dos resultados dos modelos de SMM e MSI. Se converteu as classes de suscetibilidade para as classes de aptidão, de forma inversamente proporcional, posteriormente, se sobrepôs o MSI sobre o

modelo de SMM, ambos já reclassificado, preponderando a categoria de aptidão mais baixa. As classes de aptidão para as áreas aplainadas se mostraram coerente. Já as classes de aptidão em áreas de relevo de maior amplitude se mostraram superestimadas. Apesar da capacidade de generalização das RNAs, atribui-se esta distorção ao processo de amostragem através de sensoriamento remoto, não sendo possível, a amostragem de pequenos deslizamentos, comuns aos centros urbanos.

Palavras-chave: Aptidão a Urbanização. Redes Neurais Artificiais. AHP. Lógica Fuzzy. Joinville/SC.

ABSTRACT

There has been an increase in the occurrence of major disasters associated with atypical hydrogeological events in recent decades. In Joinville/SC, events related to processes such as mass movements and floods have been recurring over the years. In November 2008, over 800 landslides were recorded at the municipality's borders. This high number raises questions about the sustainability of urban growth in the city. This dissertation presents an analysis of the suitability for urbanization in the urban center of Joinville/SC and its expansion areas, combining landslide susceptibility models (LSM) and flood susceptibility models (FSM). The LSM model was obtained using Artificial Neural Networks (ANN) based on a scar inventory survey. The explanatory variables used for ANN application were divided into three groups: morphometric variables, horizontal distances between roads and structural lineaments, and geo-environmental cartographic database. Tests were conducted with five ANN configurations. For validation, the metrics used were the area under the ROC curve (AUC) and overall accuracy (ACC), with the best modeling showing AUC values of 0.90 and ACC of 0.84. This result was obtained using all explanatory variables except land use and land cover, which caused a slight bias in the ANN. Geology played a fundamental role in determining LSM. FSM was obtained through the Analytic Hierarchy Process (AHP) combined with Fuzzy Logic. The selected variables for weighting were: Relief Patterns Map, Vertical Distance between Drainage Channels (VDCN), Slope, and Horizontal Distance between Drainage Channels (HDCN). The Relief Patterns Map was generated by compartmentalizing the study area using elevation, slope, geology, and pedology information. The variables were scaled to a range of 0 to 1 using Fuzzy Logic, allowing their summation. The paired matrix indicated a higher weight for the Relief variable, followed by VDCN and Slope tied with each other, and lastly HDCN. The Consistency Ratio showed a coherent relationship between the variables (CR <10%). It is concluded that the relief variable was important for a better classification of susceptibility in flat areas like those in the municipality. Urban suitability analysis was performed by associating the results of LSM and FSM models. Susceptibility classes were converted into suitability classes in an inversely proportional manner. Subsequently, FSM was overlaid on the LSM model, both already reclassified, with the lowest suitability category prevailing. Suitability classes for flat areas were coherent, while suitability classes in areas with greater relief amplitude

were overestimated. Despite the generalization capabilities of ANNs, this distortion is attributed to the remote sensing sampling process, which does not allow for the sampling of small landslides common in urban centers.

Keywords: Urban Suitability. Artificial Neural Networks. AHP. Fuzzy Logic. Joinville/SC.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 - Modelo artificial de neurônio biológico.	21
Figura 2.2 - Fluxograma simplificado para obtenção de mapa de aptidão a urbanização de Joinville frente a desastres decorrentes de movimentos de massa e inundações	29
Figura 3.1. Fluxograma para obtenção de modelo de suscetibilidade a movimentos de massa através de aplicação de Redes Neurais Artificiais: Organizado pelo autor....	35
Figura 3.2. Área de amostragem de movimentos de massa para o estudo. Fonte: Organizado pelo autor.....	36
Figura 3.3. Áreas de ocorrência de deslizamento (cicatrizes) e não ocorrência (buffer de 1 km de raio). Fonte: Organizado pelo autor.....	37
Figura 3.4. Variáveis morfométricas selecionadas para estudo: Altimetria (ALT); orientação de face da vertente (OFV), declividade do terreno (DECL) e índice topográfico de umidade (ITU). Fonte: Organizado pelo autor.	39
Figura 3.5. Variáveis de Distância Horizontal de Estradas (DHE) e Distancia Horizontal de Lineamento Litoestruturais (DHLL) para a Área de Amostragem (AA). Fonte: Organizado pelo autor.....	39
Figura 3.6. Base de dados geoambientais e qualitativos para área de estudo. Fonte: Organizado pelo autor.....	40
Figura 3.7. Gráficos Boxplot referente a cada dado morfológicos dividido em áreas de ocorrência (OC) e não ocorrência (NO). Fonte: Organizado pelo autor.	43
Figura 3.8 – Ocorrências de deslizamentos frente aos dados cartográficos de natureza geoambiental: (a) Número de ocorrências x Litologia; (b) Numero de Ocorrências x Uso e Cobertura da terra e (c) Pedologia: Classe Textural.....	44
Figura 3.9. Mapas de saída calculados pela RNA para cada conjunto amostral – (a) RNA1: Todos os dados de entrada para o modelo; (b) RNA 2: Sem dado de Litologia; (c) RNA 3: Sem o dado de uso e ocupação da terra, possuindo melhores resultados de acurácia; (d) RNA 4: Sem dados de Solo e (e) RNA 5: sem todos os dados cartográficos qualitativos geoambientais. Fonte: Organizado pelo autor.	45
Figura 3.10. Mapa de suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) do Município de Joinville-SC. Fonte: Organizado pelo autor.....	47
Figura 4.1 - Fluxograma metodológico proposto para obtenção de modelo a suscetibilidade de inundações do centro urbano de Joinville-SC.....	56

Figura 4.2 - Mapa de Macrozoneamento Urbano e Rural de Joinville. Lei de Ordenamento Territorial LC 470/2017. Fonte: Organizado pelo autor.	57
Figura 4.3 - Área de interesse (AI) para desenvolvimento do MSI. Organizado pelo autor.	58
Figura 4.4 - Bacias que compõe a Área de Interesse. Fonte: Organizado pelo autor.	58
Figura 4.5 - Mapa de Padrões de Relevo de Joinville, SC, Brasil. Fonte: Organizado pelo autor.	60
Figura 4.6 - Imagem de padrões de relevo com valores reescalados para o intervalo de 0,1 a 1.	61
Figura 4.7 - Variáveis consideradas para o MSI escalonadas pela lógica Fuzzy. Organizado pelo autor.	62
Figura 4.8 - Dados para validação do modelo de inundação: (a) setores de risco reconhecidos pelo SGB-CPRM e (b) áreas inundadas compiladas pelo trabalho de Silveira (2009).	66
Figura 4.9 - Resultados obtidos após a soma ponderada das imagens fuzzificadas: (a) Imagem gerada após somatório das variáveis com índice 0 a 1; (b) Imagem reclassificada através do desvio quartílico em 5 classes de suscetibilidade. Fonte: Organizado pelo autor.	67
Figura 4.10 - Modelo de Suscetibilidade a Inundações. Fonte: Organizado pelo autor.	69
Figura 5.1 - Mapa de Aptidão a Urbanização frente a desastres decorrentes de movimentos de massa e inundações do Centro Urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão.	78

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1. Variáveis explicativas utilizados para modelagem de suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) de Joinville-SC.	38
Tabela 3.2. Métrica de desempenho dos modelos para os diversos conjuntos amostrais.	44
Tabela 3.3. Importância relativa das variáveis utilizadas na simulação RNA 3.	46
Tabela 4.1 - Pesos atribuídos a cada Classe de Padrão de Relevo.	61
Tabela 4.2 – Escala de Julgamento	63
Tabela 4.3 – Exemplo de Matriz de Comparação Pareada.	63
Tabela 4.4– Valores de Índices Randômicos (RI).	64
Tabela 4.5 – Classificação dos graus de risco para enchentes e inundações.	65
Tabela 4.6 – Matriz de comparação pareada calculada conforme Saaty (1977).	66
Tabela 4.7 – Auto vetores (W) calculados e valores de IC e RC para consistência da razão pareada.	67
Tabela 5.1– Classes de suscetibilidade x Classes de Aptidão a Urbanização.	77
Tabela 5. 2 - Quantificação e Porcentagem de cada classe de aptidão reconhecida na AI.	80

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 – Níveis de cartas geotécnicas no planejamento urbano, escalas e processos mapeáveis.....	26
Quadro 5.1 – Descrição das Classes de Aptidão Urbana.	79

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AA	Área de Amostragem.
AI	Área de Interesse
ACC	Acurácia Global.
AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i> ou análise hierárquica.
ALT	Altitude.
AUC	<i>Area Under the Curve</i> ou Área sobre Curva ROC.
AM	Aprendizado de Máquinas.
CENAD	Centro Nacional de Gerenciamento de Riscos e Desastres.
CEMADEN	Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais.
DECL	Declividade.
DHE	Distância Horizontal de Estradas.
DHLL	Distância Horizontal de Lineamentos Litoestruturais.
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal.
IA	Inteligência Artificial.
IC	Índice de Consistência.
IR	Índice Randômico.
IAEG	<i>International Association of Engineering Geology</i> .
ITU	Índice Topográfico de Umidade
IPT	Instituto de Pesquisas Tecnológicas.
HAND	<i>Height Above the Nearest Drainage</i> .
HDCN	Distância Horizontal entre Linhas de Drenagem <i>ou Horizontal Distance from a Channel Network</i> .
MCDM	métodos de tomada de decisão multicritério, ou Multi-Criteria Decision Making.
MDE	Modelo Digital de Elevação.
MM	Movimentos de Massa.
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i> .
MSI	Modelo de Suscetibilidade a Inundações.
NO	Áreas de Não Ocorrência.
OFV	Orientação de Face de Vertente.
OC	Áreas de Ocorrência.

PNGRRDN	Plano Nacional de Gestão de Riscos e Resposta aos Desastres Naturais.
PNPDEC	Política Nacional de Proteção e Defesa Civil.
PPGSR	Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto.
RC	Razão de consistência.
RF	<i>Random Forest.</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais.
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic.</i>
SDS	Secretaria de Estado do Desenvolvimento Econômico Sustentável - Santa Catarina.
SGB/CPRM	Serviço Geológico do Brasil-CPRM.
SMM	Suscetibilidade a Movimentos de Massa.
SVM	Máquina de Vetores de Suporte ou <i>Support Vector Machines.</i>
TFP	Taxa de Falsos Positivos
TVP	Taxa de Verdadeiros Positivos
UFRGS	Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
USGS	<i>United States Geological Survey.</i>
VDCN	Diferença Vertical entre Linhas de Drenagem ou <i>Vertical Distance of Channel Network.</i>
TR	Tempo de Retorno.
W	Autovetor.
WoE	Pesos de Evidência ou <i>Weight of Evidence.</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
2 REFERENCIAL TEÓRICO-METODOLÓGICO	19
2.1 Revisão Teórica	19
2.1.1 Aprendizado de Máquina aplicado a suscetibilidade a movimentos de massa.	19
2.1.2 Método de Análise Hierárquica – AHP associada a Lógica Fuzzy	22
2.1.3 Cartas Geotécnicas de Aptidão	24
2.2 Metodologia	29
3 ARTIGO 1: MODELAGEM DE SUSCETIBILIDADE A MOVIMENTOS DE MASSA COM O USO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS	31
3.1. Introdução	33
3.2. Materiais e Métodos	34
3.2.1. Área de Estudo.....	35
3.2.2. Amostragem de ocorrências e não ocorrências	36
3.2.3. Conjunto de dados	37
3.2.4. Variáveis morfométricas	38
3.2.5. Distância horizontal entre lineamentos estruturais e estradas.	39
3.2.6. Base de dados cartográficos geoambientais.....	40
3.2.7. Redes Neurais Artificiais	41
3.3. Resultados e discussão	42
3.4. Conclusões	47
Referências	48
4 ARTIGO 2: MODELAGEM DE SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÃO ATRAVÉS DA ANALISE HIERARQUICA-AHP ASSOCIADA A LOGICA FUZZY.	51
4.1 INTRODUÇÃO	52
4.2 MATERIAIS E MÉTODOS	56
4.2.1 Definição da Área de Estudo.....	57
4.2.2 Mapa de Padrões de Relevô	59
4.2.3 Variáveis Morfométricas	61
4.2.4 Lógica Fuzzy	62
4.2.5 Análise Hierárquica - AHP.....	63

4.2.6 Validação.....	64
4.3 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	66
4.4 CONCLUSÕES.....	70
AGRADECIMENTOS.....	70
REFERÊNCIAS.....	71
5 APTIDÃO URBANA DE JOINVILLE FRENTE A DESASTRES DECORRENTES DE MOVIMENTOS DE MASSA E INUDAÇÕES.....	75
6.CONCLUSÕES.....	82
REFERÊNCIAS.....	83

1 INTRODUÇÃO

É notório o aumento de casos de grandes desastres associados a eventos de movimentos de massa e inundações decorrentes de eventos climáticos atípicos nas últimas décadas. Alvalá e Barbieri (2017) traz que, no Brasil, muitos destes eventos são considerados como “eventos do século” e que os fenômenos climáticos extremos deflagradores de desastres naturais estão se tornando mais frequentes e intensos, sendo que, esta tendência se acentuará com as projetadas mudanças climáticas.

Segundo Tominaga (2009) o aumento na incidência de desastres naturais está associado à uma alta taxa de urbanização que ocorreu no Brasil nas últimas décadas sem a implantação de infraestrutura adequada. Logo, se observa o crescimento desordenado das cidades em áreas impróprias à ocupação devido às suas características geológicas e geomorfológicas desfavoráveis. As intervenções antrópicas nestes terrenos decorrentes de desmatamentos, cortes, aterros, alterações nas drenagens, lançamento de lixo e construção de moradias sem planejamento técnico, aumentam os perigos de desestabilização dos mesmos.

Joinville possui a maior população do estado de Santa Catarina (SC). Além de ser o polo econômico da mesorregião norte do estado, tem seu centro urbano em ampla expansão (IBGE 2023). O município possui um histórico de eventos de movimentos de massa gravitacionais e inundações ao longo das últimas décadas. O evento de maior magnitude data de novembro de 2008. Conforme Odebrecht et al., (2017) a região do município apresentou valores extremos de precipitação nos meses de setembro a novembro de 2008, onde se registra acumulações de mais de 1000 mm de chuva, tendo o ápice de precipitação nos dias 22 e 23 de novembro. O autor traz o registro mais de 800 ocorrências de deslizamento no perímetro municipal. Apesar de não se registrar vítimas fatais, o número elevado de ocorrências traz questionamentos sobre a aptidão a ocupação da área municipal.

Complementando o histórico de desastres decorrentes de eventos geodinâmicos, desde a sua fundação em 1851, Joinville/SC sofre com a ocorrência de inundações (CAMPIOLI E VIEIRA, 2019). O aumento da frequência e da intensidade das inundações no município está associado ao crescimento populacional e a expansão urbana em áreas suscetíveis. Segundo o autor, no ano de 1995 o município de Joinville registrou o maior desastre natural apontado pela Defesa Civil,

com o rompimento da barragem do Rio Cubatão do Norte. Este evento resultou em três vítimas fatais, 152 pessoas com ferimentos, 5.725 pessoas desabrigadas, 15.000 desalojados, 38 casas destruídas, 515 casas danificadas e um total de 5.000 casas atingidas. Associado a este cenário somam-se a destruição de pontes, estradas, queda de árvores, prédios da administração pública interditados e a paralisação do abastecimento de água potável. No total foram acumulados prejuízos na ordem de 46 milhões de reais (DEFESA CIVIL, 2011).

Dentro do contexto das políticas públicas voltadas para a redução de desastres, a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil (PNPDEC), estabelecida pela Lei Federal 12.608/2012 (BRASIL, 2012), estipula que os municípios em expansão devem realizar o mapeamento das áreas sujeitas a riscos hidrológicos e geológicos, bem como a elaboração de cartas de suscetibilidade para identificar a propensão de terrenos a processos geodinâmicos. Além disso, também se faz necessária a elaboração de cartas de aptidão a urbanização para avaliar a viabilidade dessas áreas para fins de desenvolvimento urbano.

De acordo com Julião et al. (2009), entende-se como *suscetibilidade geológica*, a propensão de uma área ser afetada por um determinado evento, contemplando apenas a pré-disposição para ocorrência, excluindo-se as variáveis tempo, período de retorno ou probabilidade de ocorrência. Já a suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) se entende como a propensão das encostas e vertentes em desenvolver processos de deslizamentos e correlatos (SOBREIRA e SOUZA, 2012; BRESSANI e COSTA, 2013, MINISTÉRIO DAS CIDADES, 2013). De forma análoga, Jacinto et al. (2015) define suscetibilidade a inundações como a propensão de uma área a ser afetada por processos de inundações, sendo esta propensão determinada pelas características intrínsecas do território, como inclinação, geologia, rede fluvial e uso da terra.

De forma distinta, entende-se como *vulnerabilidade*, a capacidade de perdas e danos frente a determinado evento geodinâmico ocorrente em uma área suscetível a tal (JULIÃO et al., 2009). Já o termo *perigo*, expressa condição potencial de causar consequências negativas em um intervalo de tempo (FELL et al., 2008; MACEDO e BRESSANI, 2013). Por fim, o *risco geológico* corresponde às consequências negativas frente a um evento geodinâmico, podendo ser por perdas de vidas ou econômicas. Em suma, o risco geológico se dá pela relação do perigo (potencial de

danos) e a vulnerabilidade de uma área frente eventos geodinâmicos (CERRI e AMARAL, 1998; FELL et al., 2008; JULIÃO et al., 2009; MACEDO e BRESSANI, 2013).

Segundo Diniz et al. (2013), cartas geotécnicas de aptidão à urbanização apresentam-se como ferramenta básica, essencial à prevenção e à correção de situações relacionadas com desastres naturais e tecnológicos, visando ações preventivas. Em suma, as cartas geotécnicas de aptidão a urbanização subsidiam tecnicamente medidas de urbanização e de parcelamento de terrenos, permitindo que o município ocupe adequadamente seus terrenos. Santos (2014) define a carta geotécnica de aptidão à urbanização como documento cartográfico que informa sobre os diferentes compartimentos geológicos e geomorfológicos homogêneos de uma área a frente às solicitações típicas de um determinado tipo de intervenção, e complementarmente indica as melhores opções técnicas para que essa intervenção se dê com pleno sucesso técnico e econômico.

No ano de 2011, o Serviço Geológico do Brasil (SGB/CPRM) passa a integrar o Plano Nacional de Gestão de Riscos e Resposta aos Desastres Naturais (PNGRRDN), e especificamente no município de Joinville/SC, o SGB/CPRM, em parceria com o Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) publicou Carta de Suscetibilidade a Movimentos Gravitacionais de Massa e Inundações para Joinville/SC (IPT, 2015). O resultado mostra que 12,3% da área total do município possui suscetibilidade alta a movimentos de massa gravitacionais e 15,3% suscetibilidade alta para inundações. Para obtenção do modelo de movimento de massa utilizou-se de modelos quantitativos associados a uma análise heurística, obtidos pela relação de densidade de cicatrizes presentes em um determinado município associado à densidade de lineamentos estruturais e curvatura do terreno (BITAR, 2014). O modelo utilizado para definição das áreas suscetíveis a inundações foi o *Height Above the Nearest Drainage - HAND* (RENNÓ et al., 2008).

É crucial ressaltar que o SGB/CPRM desempenha um papel fundamental na cartografia de suscetibilidade em todo o território nacional. Para adaptar-se às diversas características geológicas e morfológicas encontradas, utiliza uma abordagem técnica abrangente, combinando dados geoprocessados com observações detalhadas feitas no campo pelo técnico responsável. Essa abordagem é essencial para abranger de forma ampla todo o território brasileiro, fornecendo

produtos técnicos voltados para a prevenção de desastres naturais. No entanto, as limitações metodológicas existentes impedem o detalhamento preciso das condições específicas que influenciam a vulnerabilidade de áreas ou municípios determinados.

Na última década, muito se avançou em tecnologias para estudo do ordenamento territorial e neste quesito, destaca-se o uso de técnicas de aprendizado de máquina (AM) aplicados a estudos de suscetibilidade. O avanço das tecnologias de sensoriamento remoto agora permite coletar uma grande quantidade de dados relacionados a deslizamentos de maneira mais rápida e eficiente e muitos pesquisadores têm utilizado esses dados para desenvolver modelos de suscetibilidade a deslizamentos por meio de metodologias baseadas em AM (PRADHAN e LEE, 2010; PASCALE et al., 2013; ZHU et al., 2018; EMAMI, 2020; LUCCHESI et al., 2021). Essas abordagens permitem analisar a complexa relação entre a suscetibilidade a deslizamentos e seus fatores influentes com base em conjuntos extensos de dados (ZHU et al., 2018). A IA, como explicado por Lucchese et al. (2021), engloba a teoria e o desenvolvimento de sistemas de computadores que se assemelham à inteligência humana. De acordo com Zhu et al. (2018), várias pesquisas têm aproveitado a IA para modelar a suscetibilidade a deslizamentos, dada sua capacidade de analisar essa relação complexa utilizando grandes volumes de dados.

Dentre as diversas abordagens de técnicas de AM, as Redes Neurais Artificiais (RNA) destacam-se por sua flexibilidade em relação à escala dos dados e pela capacidade de incorporar tanto variáveis qualitativas quanto quantitativas em suas análises (KAWABATA e BANDIBAS, 2009), e de qualquer forma de distribuição de dados (WANG et al., 1995). A disponibilização de imagens de alta resolução e com diversidade temporal pelo software Google Earth, associado ao histórico de deslizamentos do município de Joinville, torna possível a aquisição de um importante acervo de cicatrizes de deslizamentos, que podem ser dados valiosos para a construção de um modelo de RNA e a geração de um mapa acurado de Suscetibilidade a MM.

Já no que diz respeito a técnicas para obtenção de Modelos de Suscetibilidade a Inundações (MSI), de acordo com Levy et al. (2007), dentre os métodos utilizados por pesquisadores para este fim, destaca-se os modelos estatísticos e os probabilísticos. Kaya e Derin (2023) trazem que os métodos frequentemente

empregados na avaliação da suscetibilidade a inundações na literatura incluem métodos de tomada de decisão multicritério, ou *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM), modelos hidrológicos baseados em princípios físicos, métodos estatísticos e uma variedade de métodos computacionais.

Como exemplos de métodos de modelagens a inundações, Namara et al. (2022), mapearam inundações na planície de Awash Bello, Etiópia, usando os modelos hidrodinâmicos através das plataformas HEC-RAS e HEC-HMS. Tehrany et al. (2014) empregaram o modelo de Pesos de Evidência ou *Weight of Evidence* (WoE) para avaliar o impacto dos fatores condicionantes nas enchentes. Reclassificando-os com base nos pesos atribuídos e incorporados ao modelo de Máquina de Vetores de Suporte ou *Support Vector Machine* (SVM) para analisar a relação entre as enchentes e cada um dos fatores. Guasselli et al. (2015) executaram uma espacialização de áreas suscetíveis a inundações no município de Igrejinha-RS por meio de um modelo chuva-vazão em sub-bacias e modelo hidrológico para propagação de vazões nos principais rios do município. Ahmad et al. (2022) utilizaram Redes Neurais Artificiais (RNA) e Árvores de Decisão - *Random Forest* (RF) em comparação a um modelo de chuva-vazão.

Importante destacar, que o município de Joinville/SC não conta com sistema monitoramento hidrológico de suas bacias. Logo, se pensando em definir um MSI para o município, deve se pensar em métodos que associem variáveis do meio físico que estão relacionados diretamente com os processos de inundação do município, como topografia, relevo e substrato geológico. O que nos leva a qual decisão tomar quanto ao método e quais variáveis utilizar.

Miranda (2019) nos traz que muitos modelos descritos na literatura incorporam uma variedade de informações hidrológicas, climáticas e topográficas como variáveis de entradas, e uma maneira de enfrentar a complexidade da escolha dessas variáveis é por meio do uso do método de Análise Hierárquica, conhecido como *Analytic Hierarchy Process* - AHP (SAATY, 1977). Esse método representa uma abordagem que pode facilitar a tomada de decisões, tornando mais simples a seleção das variáveis apropriadas para um modelo de inundação. No contexto do método AHP, é de suma importância associar ao método, o emprego da lógica Fuzzy desenvolvida por Zadeh (1978) para estabelecer associações entre as variáveis de entrada de um MSI. A lógica Fuzzy desempenha um papel crucial ao transformar os mapas de

entrada uma escala de valores uniforme, possibilitando a execução da álgebra de mapas. A lógica Fuzzy tem um papel fundamental na padronização dos valores dos mapas de entrada, permitindo, assim, a aplicação da álgebra de mapas de forma eficaz.

O presente trabalho de pesquisa tem como **objetivo geral** realizar uma avaliação da aptidão do centro urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão frente a processos geológicos e hidrológicos. Para este fim, pretende-se sofisticar as análises de SMM e inundações, valendo-se de técnicas de geoprocessamento e métodos computacionais como RNA. Como resultado esperado, a associação dos dados gerados possibilita compor mapa de aptidão à urbanização frente a desastres decorrentes de movimento de massa e inundações. Espera-se que o produto que possa auxiliar e subsidiar tecnicamente a tomada de decisão da gestão pública para um crescimento urbano de forma sustentável de forma a se minimizar geração de áreas de risco geotécnicos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO-METODOLÓGICO

2.1 Revisão Teórica

Este capítulo aborda as áreas de conhecimento que compõem esta dissertação. Inicialmente, são discutidas as principais técnicas de geoprocessamento que serão utilizadas para determinar a suscetibilidade aos processos geodinâmicos no município. Isso inclui o uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) para avaliar a SMM e a Processo de Hierarquia Analítica (AHP) para avaliar a suscetibilidade a inundações. Por último, abordamos a metodologia de produção e a aplicabilidade das Cartas Geotécnicas de Aptidão à Urbanização.

2.1.1 Aprendizado de Máquina aplicado a suscetibilidade a movimentos de massa.

Conforme Luiz (2022), modelos baseados em aprendizado de máquina (AM) são empíricos, ou seja, são baseados nos dados observados, obedecendo a uma determinada formulação não linear estabelecida como resposta ao problema de regressão. Neste tipo de abordagem, a técnica utiliza os inputs amostrais para generalizar uma saída, a qual representa uma decisão que foi guiada pelos dados, ao invés de seguir instruções pré-programadas. O termo “*Machine Learning*” ou Aprendizado de Máquinas foi designado pela primeira vez por McCarthy (1958), que definiu o termo como “A ciência e a engenharia de implementar máquinas inteligentes”.

Pode-se dizer que a AM é um campo multidisciplinar baseando-se em conhecimento tanto em ciências exatas como matemática e estatística como em ciências de saúde (neurologia) e humanas (psicologia e filosofia) (MITCHELL, 1997).

Russell e Norvig (2021) apresenta ao menos três formas de abordagem no processamento dos dados por AM: (a) aprendizagem supervisionada, onde ocorrem observações prévias aos dados de entrada e saída para geração de um modelo que satisfaça estas relações; (b) aprendizagem não-supervisionada, quando o algoritmo, sem treinamento prévio, observa e identifica padrões estruturais nos dados de entrada, agrupando-os com base em seus atributos (*clustering*); e (c) aprendizagem por reforço, onde o algoritmo é treinado a partir de premiações ou punições após

determinadas ações serem tomadas, semelhante a análise do comportamento cognitivo. Há também o método de aprendizagem semi-supervisionada, em que os dados de treinamento estão incompletos e possuem saídas ausentes.

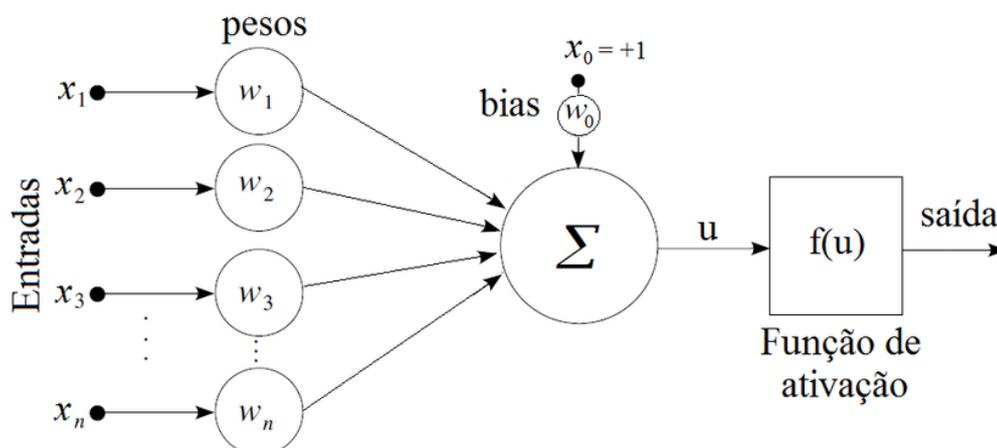
Devido ao histórico de eventos de deslizamentos de Joinville e possibilidade de mapeamento de cicatrizes, para a modelagem da suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa para Joinville, pretende-se utilizar de Redes Neurais Artificiais – RNA, sendo este um dos métodos de AM mais utilizados para este fim (KUMAR et al., 2017).

Conforme Nola (2015), a RNA é um sistema computacional estruturado para receber informações, interpretá-las e tomar decisões apropriadas a partir de um treinamento. A autora trás que o estudo deste tema se iniciou a partir da observação das atividades cerebrais humanas, onde as entidades básicas – neurônios, interconectados em redes permitem a troca de informação entre eles. A RNA é um modelo útil para a resolução e problemas de forma semelhante às características principais do cérebro humano do ponto de vista do processamento de informação.

O primeiro trabalho onde se sugere a replicação de cognição por máquinas data da primeira metade do século XX no trabalho de McCulloch e Pitts (1943), sendo este a base para estudos em aprendizado de máquina. Neste trabalho, os autores propõem um sistema de aprendizado a partir de uma analogia ao aprendizado de fluxo de dados perceptivos de sistema nervoso animal, usando fontes de energia proveniente de açúcares.

Para Nola (2015) a RNA é uma técnica computacional que imita o sistema nervoso humano, sendo dinâmica, sem memória e com capacidade de aprendizado baseado em exposição de exemplos. Um modelo de neurônio artificial simples é demonstrado na Figura 2.1. Este neurônio tem a função de coleta entre os sinais de entrada, a fim de agregá-los e produzir uma resposta de acordo com sua função de ativação (SILVA et al., 2010). Assim, os sinais de entrada ($X_1, X_2...X_n$) são ponderados por seus pesos sinápticos ($W_1, W_2...W_n$) dando a eles uma relevância por meio de multiplicações. A soma ponderada das entradas (Σ) se transforma na saída do corpo celular artificial (u) após a introdução do limiar de ativação (θ). A função de ativação ($f(u)$) possui o objetivo de limitar a saída dentro de um intervalo de valores a serem assumidos.

Figura 2.1 - Modelo artificial de neurônio biológico.



Fonte: Neto e Bonini (2010).

Vários trabalhos apresentam resultados satisfatórios em ajustar uma RNA para estudo de suscetibilidade de movimento de massa. Pradhan e Lee (2010) aplicaram o estudo em Cameron Highlands, na Malásia, utilizando-se de inventário de movimentos de massa com 324 cicatrizes em uma área de 293 km². Os atributos de terreno foram obtidos a partir de um modelo digital de elevação (MDE) de 10 m. Foi utilizado o algoritmo retro propagativo e uma estrutura de 10 entradas, 22 neurônios na camada oculta e 2 saídas. Os resultados mostraram que a inclinação foi a variável mais que mais influenciou o modelo final e acurácia do mesmo chegou a 83% (AUC=0,83).

Quevedo et al. (2019) traz um trabalho de modelagem de áreas suscetíveis a movimento de massa gravitacionais para Bacia Hidrográfica do Rio Rolante. O trabalho valeu-se de mapeamento de 308 cicatrizes de deslizamentos ocorridos na cabeceira da bacia de estudo deflagrados em evento extremo de precipitação registrado no ano de 2017. A partir daí extraiu-se dados morfométricos de modelo digital de terreno para organização de conjunto amostral para treinamento da RNA. Para validação dos resultados, o índice de acurácia foi calculado por meio da *Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve* (ROC) apresentando resultados acima de AUC acima de 90%.

Ullah (2022) propôs uma abordagem para mapeamento de suscetibilidade de múltiplos processos geodinâmicos usando três diferentes abordagens: RNA,

Regressão Logística e K-vizinhos mais próximos (KNN). A RNA foi treinada com dados históricos de enxurradas, fluxo de detritos e deslizamentos planares rasos, obtidos a partir de imagens de satélite no distrito de Shangla, Paquistão. Utilizou diversos parâmetros geomorfométricos, além de mapas geológicos e de uso e cobertura da terra como dados amostrais. A RNA obteve melhores resultados de acurácia, em comparação com os demais métodos, chegando a valores de $AUC=0,98$ para enxurradas, $AUC=0,94$ para deslizamentos e $AUC=0,98$ para fluxo de detritos.

2.1.2 Método de Análise Hierárquica – AHP associada a Lógica Fuzzy

O Método de Análise Hierárquica ou Analytic Hierarchy Process (AHP) um dos diversos métodos de Análise de Decisão Multicritério que permite a visualização do problema e auxilia na tomada de decisão (SAATY, 1972). O método AHP é capaz de converter preferências particulares e pessoais em pesos por meio de uma estrutura matemática com matrizes e autovetores. Esses pesos classificam os critérios envolvidos e amparam o indivíduo na sua escolha. Para isto, o método possui três funções básicas: estruturar a complexidade do problema, medir o problema em uma escala e sintetizar o assunto (FORMAN; GASS, 2001).

Conforme Vargas (2010), a utilização do método AHP propõe a decomposição do problema em uma hierarquia de critérios de forma a facilitar as análises e se fazer a comparação de modo independente. Construída a hierarquia, os tomadores de decisão podem avaliar sistematicamente as alternativas por meio da comparação, de duas a duas, dentro de cada um dos critérios. Essa comparação pode utilizar dados concretos das alternativas ou julgamentos humanos como forma de informação subjacente.

A metodologia proposta por Saaty (1977) se baseia em critérios considerados relevantes para uma decisão e comparáveis entre si, ou seja, um contra outro em uma matriz de comparação. Portanto, valores numéricos que expressam importância relativa de um fator sobre outro devem ser atribuídos a cada variável. Para se evitar a inconsistência de julgamentos na ponderação Saaty (1977) sugeriu uma escala para efeitos de comparação, consistindo em valores que variam de um a nove e que descrevem a preferência ou dominância um atributo em relação ao outro. O valor 1

expressa “igual importância”, ao passo que o valor 9 é atribuído àqueles fatores que possuem “extrema importância” sobre outro.

No contexto do método AHP, é de suma importância o seu emprego associado da lógica Fuzzy para estabelecer associações entre as variáveis de entrada de um modelo. Segundo Katinsky (1994) a Lógica Fuzzy, desenvolvida originalmente por Zadeh (1978) pode ser definida como a parte da lógica matemática dedicada aos princípios formais do raciocínio incerto ou aproximado, portanto mais próxima do pensamento humano e da linguagem natural. Silva (2005) traz que ao contrário da lógica Booleana, que possui os estados verdadeiro ou falso, a Lógica Fuzzy trata de valores verdade que variam continuamente no intervalo de 0 a 1, ou seja, indicam o grau de pertinência de um dado elemento a um determinado conjunto. A lógica Fuzzy desempenha um papel crucial ao transformar os mapas de entrada, harmonizando-os em uma escala de valores uniforme. É por isso que esse procedimento é também conhecido como "escalamento das variáveis de entrada", o que, por sua vez, possibilita a execução da álgebra de mapas.

A associação destas duas metodologias é extensamente utilizada para definições de áreas suscetíveis a inundações. Rezende et al. (2017) utilizam o método para análise de risco a inundações no centro urbano de Paracatu-MG. As áreas de risco alto e muito alto estão localizadas no sul da cidade e apresentam como principais características a urbanização acentuada, baixas declividades e relevo plano, sendo estes os fatores primordiais que contribuem para ocorrência de inundações. De forma equivalente, Miranda et al. (2019) faz uma modelagem espacial da vulnerabilidade a Inundações em ambientes mistos na capital Cuiabá-MT. A autora usa a classificação e a comparação propostas pelo método AHP nos fatores de Declividade, Geologia, Altimetria e Uso do Solo. A sobreposição dos mapas e os devidos pesos geraram um mapa final de suscetibilidade a inundações do município.

Conceição e Simões (2019) apresentam um modelo de suscetibilidade a inundação com aplicação da técnica AHP associada a Lógica Fuzzy com o fim de aprimoramento do modelo já utilizado pelas cartas de suscetibilidade do SGB/CPRM. O resultado mostrou melhora importante nas classes de inundação principalmente em áreas próximas de divisores de drenagem, onde a suscetibilidade à inundação é bastante reduzida devido ao relevo íngreme e elevado.

Especificamente em Joinville, Campioli e Vieira (2019) fazem uma abordagem da metodologia AHP para estudo de suscetibilidade na bacia hidrográfica do rio Cubatão do Norte com históricos de inundações registrados pela Defesa Civil de Joinville. Para ponderação, os autores utilizaram as variáveis de hipsometria, declividade, uso do solo, pedologia e geologia. Os resultados deste trabalho mostraram que as variáveis que mais influenciaram a suscetibilidade a inundação foram a hipsometria e a declividade. A pedologia, uso do solo e geologia tiveram menor peso de influência, sendo a geologia o fator que menos preponderou. As áreas de maior risco a inundação compreenderam as macrozonas de maior densidade populacional situadas nas áreas de baixa altitude e declividade, associadas a Cambissolos flúvicos, depósitos fluviais de planície de inundação e áreas urbanizadas.

2.1.3 Cartas Geotécnicas de Aptidão

Zuquette (1993) define o mapeamento geotécnico como o conjunto de processos que busca analisar e avaliar os atributos do meio físico, podendo ser de natureza geológica, hidrológica, hidrogeológica e correlatos, buscando seu comportamento frente ao processo de urbanização, visando orientar o planejamento, ocupação, manejo e conservação de determinada porção do espaço, de forma a auxiliar na mitigação e prevenção de problemas futuros. Zuquette e Gandolfi (2004) trazem algumas questões que devem ser consideradas em um processo de mapeamento geológico, como avaliar se a carta tem um objetivo específico ou múltiplos objetivos; definição de escala adequada podendo variar de 1:500 até 1:100.000, tipo de análise e tratamento dos dados a serem feitos e, por fim, síntese e apresentação na forma de cartas e mapas.

Bastos e Souza (1996) conceituam o mapeamento geotécnico como uma ferramenta para o conhecimento das características ambientais do meio, pois reúnem, em uma mesma unidade geotécnica, pedogênese e características físicas e morfológicas semelhantes e, dessa forma, comportamentos geotécnicos similares frente a diferentes solicitações. Diniz (1998) considera a cartografia geotécnica como uma técnica de integração, síntese e representação de informações temáticas da área de geologia de engenharia voltada para o planejamento e gestão ambiental urbana e

territorial. Permite a formulação de modelos de previsibilidade do comportamento dos terrenos e o estudo de soluções para problemas decorrentes da intervenção antrópica sobre o meio físico. Já Bressani e Costa (2015) propõem que o objetivo da cartografia geotécnica é estabelecer como o ambiente é impactado frente aos eventos de interesse – deslizamentos, enxurradas, entre outros – e como poderá ser impactado no futuro, principalmente devido à ocupação urbana. Para os autores, o principal desafio técnico é a capacidade de que a Cartas Geotécnicas representem a área analisada de forma adequada, provendo informações sobre a possibilidade desses eventos provocarem desastres devido a processos geodinâmicos como movimentos de massa, inundações, enxurradas, erosões, entre outros.

Conforme Santos (2014) as Cartas Geotécnicas mais comuns são aquelas orientadas à ocupação urbana, denominadas Cartas Geotécnicas de Aptidão Urbana, onde são definidos setores recomendáveis à ocupação ou não recomendáveis. Souza e Sobreira (2013) define Aptidão Urbana como a capacidade dos terrenos para suportar os diferentes usos e práticas de engenharia e do urbanismo, com o mínimo de impacto e maior segurança, e tem por objetivo principal dar suporte à indicação de áreas urbanas adequadas aos usos urbanos e ainda não ocupadas, que se encontram no interior do perímetro urbano ou em áreas de expansão urbana (Canil et al., 2018).

Em uma proposta metodológica a ser aplicada em cartografia geotécnica para planejamento urbano, Sobreira e Souza (2012) propõem procedimentos para elaboração de produtos cartográficos, seguindo uma lógica de detalhamento progressivo com os devidos níveis hierárquicos de informação: suscetibilidade a processos geodinâmicos, aptidão à urbanização e riscos geológicos-geotécnicos. Segundo o autor às análises de aptidão à urbanização mais precisas são representadas na escala 1:10.000 e maiores. Os níveis de detalhamento das cartas geotécnicas conforme Sobreira e Souza (2012) são apresentados no Quadro 2.1.

Sobreira e Souza (2012) salientam que, cartas de aptidão à urbanização precisam de detalhamento suficiente para instrumentação municipal sobre uso e ocupação do solo e subsidiar planos diretores municipais no que diz respeito a projetos de urbanização, levando em consideração os processos geodinâmicos locais e as características geomorfológicas e geotécnicas dos terrenos. Portanto, para Sobreira e Souza (2012), as cartas geotécnicas de aptidão devem ser entendidas

como uma parte fundamental de uma abordagem integrada dos diagnósticos dos eixos físico-ambiental, jurídico-legal e socioeconômico-organizativo de áreas destinadas à expansão urbana, onde as análises para se alcançar os objetivos principais devem ser executadas em escala de detalhe e com suporte de dados quantitativos sempre que possível (SOBREIRA e SOUZA, 2012).

Quadro 2.1 – Níveis de cartas geotécnicas no planejamento urbano, escalas e processos mapeáveis.

Produto x Escala desejável de Mapeamento	Exemplos de Processos Mapeáveis
Cartas de Suscetibilidade 1:25.000	Movimentos gravitacionais de massa, inundações/enchentes, corridas, erosões, assoreamento, processos costeiros, sismos induzidos.
Carta de Aptidão à Urbanização 1:5.000	Movimentos gravitacionais de massa translacionais, inundações/enchentes/alagamentos, corridas, erosões lineares de grande porte (ravinas), assoreamento, subsidências e colapsos, queda e rolamento de blocos rochosos, processos costeiros.
Cartas de Riscos Geológicos 1:2.000	Movimentos gravitacionais de massa – translacionais, rotacionais, em cunha, inundações/enchentes/alagamentos, corridas de lama e detritos, rastejos, erosões lineares (sulcos, ravinas e voçorocas), solapamentos de margem, assoreamento, subsidências e colapsos, expansão de terrenos, queda e rolamento de blocos rochosos, processos costeiros.

Fonte: Modificado de Sobreira e Souza (2012).

Em resposta ao PNPDEC (Lei Federal 12.608/2012, BRASIL, 2012), o Plano Nacional de Gestão de Riscos e Resposta aos Desastres Naturais (PNGRRDN) traz

um fomento em produções de cartas geotécnicas de aptidão no país. Salomão et al. (2012) trazem os resultados de mapeamento geotécnico de aptidão dentro do perímetro urbano da Chapada dos Guimarães, na escala de 1:5.000 onde foram reconhecidas seis unidades geotécnicas (UGS - 1 a 6), provindos de cruzamento dos padrões de relevo presentes no centro urbano do município e a cobertura pedológica reconhecida em trabalho de campo e a cada unidade. Por fim, o autor discretizou cada unidade geotécnica com relação a favorabilidade da urbanização, sendo: Unidades favoráveis à ocupação sem restrições; Unidades favoráveis à ocupação com restrições e, Unidades não favorável à ocupação, sendo a ocupação destas áreas condicionados à execução de projeto de infraestrutura que garantam a estabilidade (SALOMÃO et al., 2012).

Bressani (2014) traz os resultados de carta geotécnica de aptidão à urbanização do município de Igrejinha-RS. Para a execução da mesma propôs-se 4 eixos: (a) Modelagem Hidrológica para espacialização das inundações, aplicada a eventos extremos de precipitação em diferentes tempos de retorno (TRs); (b) Levantamento geológico básico e ensaios geotécnicos (Caracterização de solos e cisalhamento direto); (c) cartografia e geração de modelo digital de terreno nas escalas 1:50.000; 1:25.000 e 1:2.000 e (d) Geração de Cartas de Suscetibilidade a Escorregamentos em diferentes escalas (1:50.000; 1:25.000 e 1:2.000). O cruzamento dos resultados é discretizado em classes de alta a baixa aptidão de urbanização.

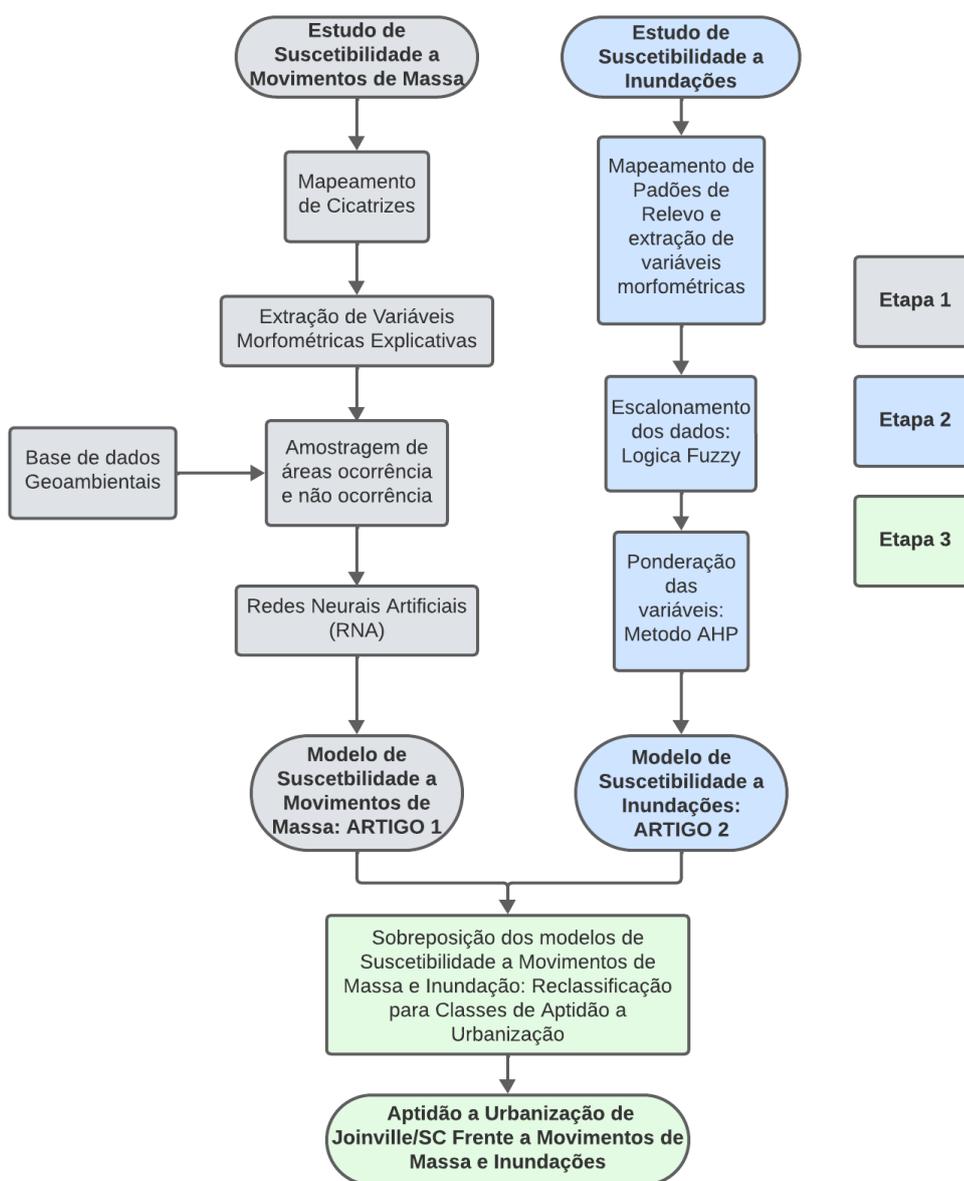
O SGB/CPRM vem publicando diversas cartas de aptidão a urbanização ao longo dos últimos anos em escala de 1:10.000 (CPRM, 2022). Como o SGB/CPRM tem extensão nacional de atividades, logo, a metodologia aplicada é de forma enquadrar o contexto geológico e geomorfológico do município. Como exemplo, a carta geotécnica de Cataguases-MG (CPRM, 2015) foi executada valendo-se da proposta de metodologia de mapeamento de Sobreira e Souza (2013), onde cada unidade geotécnica foi estabelecida previamente e delimitada pela associação da cobertura inconsolidada com o grupo litológico derivado do mapa geológico. As coberturas inconsolidadas foram definidas a partir do Mapa de Formas do Terreno, que, por sua vez, foi estruturado conforme a geomorfologia do município (RIBEIRO e DIAS, 2020).

Já a metodologia da carta geotécnica de aptidão do município de Manaus-AM (CPRM, 2019) foi baseada na proposta da *International Association of Engineering Geology* - IAEG (GRANT e FINLAYSON,1978), onde o objetivo do mapeamento é classificar os terrenos em função do conteúdo, da escala e da finalidade. Considera os fatores: caráter das rochas e solos, condições hidrogeológicas, condições geomorfológicas e outros. Para definição da cobertura do município, o SGB/CPRM valeu-se de ensaios laboratoriais de solos, com fim de determinação de granulometria e os limites de consistência. Como resultado, o mapa de aptidão a urbanização trás 8 unidades geotécnicas separando-as por suas características predominantes do meio físico, parâmetros geotécnicos (obtidos por ensaios laboratoriais), processos geodinâmicos naturais ou induzidos que podem ocorrer na unidade, potencialidades e limitações dos terrenos e sugestões de diretrizes para parcelamento do solo.

2.2 Metodologia

Para a obtenção do mapa de aptidão a urbanização de Joinville, a metodologia utilizada é demonstrada de forma simplificada no fluxograma da Figura 2.2. Foram empregadas três etapas de estudo para a obtenção do mapa de Aptidão à Urbanização do centro urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão.

Figura 2.2 - Fluxograma simplificado para obtenção de mapa de aptidão a urbanização de Joinville frente a desastres decorrentes de movimentos de massa e inundações



Fonte: Organizado pelo autor.

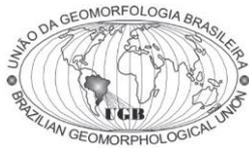
A etapa 1 é referente a modelagem de SMM. Para este fim, foi empregado o método de Redes Neurais Artificiais (RNA). Foram reconhecidas e mapeadas 833 cicatrizes de MM através das imagens multitemporais (No período de tempo de 2008 a 2021) do software Google Earth através destas foram definidas áreas de ocorrência (OC). As áreas de não ocorrência (NO) foi definida em um raio de 1km das (OC) excluindo-se as mesmas. Para extração de variáveis explicativas ao modelo, foi utilizado como base, MDE fornecido pela Secretaria de Estado do Desenvolvimento Econômico Sustentável (SDS) do Governo do Estado de Santa Catarina, com uma resolução espacial e altimétrica de 1 metro (SIGSC, 2017). Uma base dados cartográficos de dados geoambientais (geologia, uso e cobertura da terra e pedologia) também foi utilizada para subsidiar o modelo. Os resultados detalhados desta etapa estão apresentados no Capítulo 3 desta dissertação em forma de um artigo de pesquisa.

A etapa 2 é referente a Modelagem de Suscetibilidade a Inundações (MSI). Para este fim foi empregado a metodologia AHP para a soma ponderada de variáveis que estão relacionadas a inundações. Foi realizado mapeamento de padrões de relevo conforme metodologia apresentada por Dantas (2016) e dado a cada classe de padrão de relevo um índice no intervalo de 0 a 1 de acordo com a sua vulnerabilidade a inundações. As variáveis morfométricas escolhidas para compor o modelo foram extraídas de MDE com resolução de 1m (SIGSC, 2017) e escalonadas em índice no intervalo de 0 a 1 através de logica fuzzy. Por fim as variáveis foram ponderadas e o modelo se deu por uma soma de mapas. Tanto a metodologia quanto os resultados desta etapa são demonstrados em artigo de pesquisa no capítulo 4 desta dissertação.

Por fim, a etapa 3 é a análise da aptidão à urbanização do centro urbano de Joinville/SC frente a desastres decorrentes de movimentos de massa e inundações. Para a obtenção deste resultado, foram sobrepostos os dois modelos de suscetibilidade obtidos nas etapas 1 e 2, reclassificando as classes de suscetibilidade com a referente classe de aptidão, sendo esta relação inversamente proporcional. O resultado é compilado em um mapa de Aptidão à Urbanização apresentado no capítulo 5 desta dissertação, bem como a descrição das classes de aptidão à urbanização.

3 ARTIGO 1: MODELAGEM DE SUSCETIBILIDADE A MOVIMENTOS DE MASSA COM O USO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Neste capítulo, é introduzido o primeiro artigo desta dissertação, intitulado: *Modelagem com redes neurais artificiais da suscetibilidade a movimentos de massa do município de Joinville, SC, Brasil*. Este artigo será submetido à Revista Brasileira de Geomorfologia, e traz os resultados da etapa 1 deste estudo.

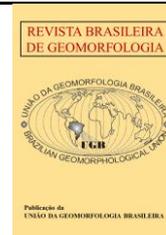


<https://rbgeomorfologia.org.br/>
ISSN 2236-5664

Revista Brasileira de Geomorfologia

A publicar (2023)

<http://dx.doi.org/10.20502/rbg.v24i2.0000>



Artigo de Pesquisa

Modelagem com redes neurais artificiais da suscetibilidade a movimentos de massa do município de Joinville, SC, Brasil

Landslide Susceptibility Modeling Using Artificial Neural Networks in the Municipality of Joinville, SC, Brazil

Nome Renato Ribeiro Mendonça ¹, Guilherme Garcia de Oliveira ² e Carlos Gustavo Tornquist ³

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Sul -UFRGS, Programa de Pós Graduação em Sensoriamento Remoto-PPGSR, Porto Alegre, Brasil. renatormendonca@gmail.com.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1038-7698>

² Universidade Federal do Rio Grande do Sul -UFRGS, Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia - CEP SRM, Porto Alegre, Brasil. g.g.oliveira10@gmail.com.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4197-5704>

³ Universidade Federal do Rio Grande do Sul -UFRGS, Faculdade de Agronomia, Departamento de Solos, Brasil. carlos.tornquist@ufrgs.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5715-0654>

A publicar

Resumo: A avaliação da suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) em um município é crucial na prevenção de desastres. Redes Neurais Artificiais (RNA) provaram ser eficazes nessa análise. Este estudo modelou a suscetibilidade em Joinville, SC, usando RNA. O município tem histórico significativo desses eventos, permitindo um levantamento de áreas de ocorrência (OC) através do mapeamento de cicatrizes em imagens de satélite. Para áreas de não ocorrência (NO), foi utilizado um buffer de 1 km, subtraindo as OC. Pontos aleatórios foram gerados a cada 10 m, com valor 1 para OC e 0 para NO. As variáveis explicativas foram divididas em três grupos: (i) morfométricas, (ii) distâncias horizontais para estradas e estruturas e (iii) dados cartográficos geoambientais. Cinco configurações de RNA foram testadas. Na validação, métricas como área sob a curva ROC (AUC) e acurácia global (ACC) foram usadas, com a melhor modelagem apresentando AUC de 0,90 e ACC de 0,84. Essa configuração usou todas as variáveis explicativas, exceto uso e cobertura da terra, causando um leve viés na RNA, devido ao predomínio de cicatrizes em áreas florestais no inventário. A geologia desempenhou um papel crucial na determinação da suscetibilidade.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais, Suscetibilidade, Movimentos de Massa, Prevenção de Desastres

Abstract: Assessing mass movement susceptibility (MMS) in a municipality is crucial for disaster prevention, and Artificial Neural Networks (ANNs) have proven effective in this analysis. This study aimed to model susceptibility in Joinville, SC, using ANNs. The municipality has a significant history of such events, allowing for an inventory of occurrence areas (OC) through scar mapping on satellite images. For non-occurrence areas (NO), a 1 km radius buffer was used, subtracting OC from it. Random points were generated at 10 m intervals, with a value of 1 for OC and 0 for NO. The explanatory variables were divided into three groups: (i) morphometric variables, (ii) horizontal distances to roads and structural lineaments, and (iii) geo-environmental cartographic databases. Five ANN configurations were tested. Validation employed metrics such as area under the ROC curve (AUC) and overall accuracy (ACC), with the best modeling yielding an AUC of 0.90 and ACC of 0.84. This result utilized all explanatory variables except land use and cover, which caused a slight bias in the ANN due to the predominance of scars in forested areas in the inventory. Geology played a crucial role in determining susceptibility.

Keywords: Artificial Neural Networks, Susceptibility, Landslide, Disaster Prevention

3.1. Introdução

Uma forma eficaz de se mitigar desastres decorrentes de movimentos de massa (MM) e subsidiar tecnicamente a tomada de decisão do poder público para o uso e ocupação municipal de forma sustentável é o estudo da suscetibilidade a esses eventos extremos. Entende-se por suscetibilidade a movimentos de massa como a propensão das encostas e vertentes em desenvolver processos de MM e correlatos (SOBREIRA; SOUZA, 2012), (BRESSANI; COSTA, 2013), (MINISTÉRIO DAS CIDADES, 2013). Diversos modelos de MM têm sido criados, com abordagens baseadas em física (modelos conceituais), análise heurística e estatística (LUO; LIU, 2017). Cada uma dessas abordagens oferece uma maneira única de avaliar a suscetibilidade a MM, considerando fatores específicos e complexos.

A exemplo, o Serviço Geológico do Brasil (CPRM) e o Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) utilizam-se de modelos quantitativos associados a uma análise heurística, obtidos pela relação de densidade de cicatrizes presentes em um determinado município associado à densidade de lineamentos estruturais e declividade do terreno (BITAR, 2014). Este modelo de suscetibilidade foi pensado a responder dois axiomas: ampla aplicabilidade no diverso território brasileiro e obtenção de forma expedita, a fim de subsidiar programa governamental contínuo de mapeamento de cartas de suscetibilidade que tem seus primeiros trabalhos datados de 2012. Um problema deste método é a influência da interpretação do modelador na qualidade do modelo final, uma vez que os dados de entrada, como lineamentos geoestruturais, dependem da interpretação do modelo digital de elevação pelo próprio modelador (LAMBERTY; KEPEL FILHO; NORONHA, 2015).

Uma maneira de se obter uma robusta avaliação da suscetibilidade de uma região seria o uso de técnicas de aprendizado de máquina (AM) e Inteligência Artificial (IA). Com o rápido avanço das tecnologias de sensoriamento remoto dos últimos anos, é possível obter uma grande quantidade de dados relacionados a MM de forma mais rápida e eficiente. Muitos pesquisadores têm utilizado tais dados para modelar a suscetibilidade a MM por metodologias envolvendo IA (PASCALE et al., 2013), (ZHU et al., 2018), (EMANI, 2020), (LUCCHESI; OLIVEIRA; PEDROLLO, 2021). Esses métodos podem analisar a complexa relação entre a suscetibilidade a MM e os fatores que a afetam a partir de grandes conjuntos de dados (ZHU et al., 2018). Como mencionado por Lucchese, Oliveira e Pedrollo (2021), a Inteligência Artificial compreende a teoria e o desenvolvimento de sistemas de computadores que se assemelham à inteligência humana. De acordo com Zhu et al. (2018), várias pesquisas têm se valido da IA para modelar a suscetibilidade a MM (GÓMEZ; KAVZOGLU, 2004), (PRADHAN; LEE, 2010), (DOU et al., 2015), (YAO et al., 2022), uma vez que esses métodos são capazes de assimilar com maior robustez grandes conjuntos de dados de entrada e cicatrizes de movimentos de massa, e costumam gerar mapas de áreas suscetíveis com métricas de desempenho (por exemplo, acurácia global) superiores a métodos convencionais de modelagem.

Dentre as diversas abordagens de técnicas de AM, as Redes Neurais Artificiais (RNA) destacam-se por sua flexibilidade em relação à escala dos dados e pela capacidade de incorporar tanto variáveis qualitativas quanto quantitativas em suas análises (KAWABATA; BANDIBAS, 2009), e de qualquer forma de distribuição de dados (WANG et al., 1995). Entre os trabalhos que apresentam resultados satisfatórios em ajustar uma RNA para suscetibilidade de movimento de massa, Pradhan e Lee (2010) conduziram um estudo em Cameron Highlands, Malásia, usando um inventário de 324 cicatrizes em uma área de 293 km², com atributos de terreno provenientes de um MDE de 10 m. Utilizaram o algoritmo retropropagativo com 10 entradas, 22 neurônios na camada oculta e 2 saídas. Os resultados mostraram que a declividade foi a variável que mais influenciou o modelo final e a acurácia do mesmo chegou a 83% (AUC=0,83). Quevedo et al. (2019a) modelaram áreas suscetíveis a MM na Bacia Hidrográfica do Rio Rolante, a nordeste do estado do Rio Grande do Sul. Usaram o mapeamento de 308 cicatrizes de MM ocorridos na cabeceira da bacia em um evento extremo de precipitação em 2017. A partir desses dados, extraiu-se informações morfométricas do modelo digital de terreno para treinamento da RNA, validando os resultados com índice de acurácia (AUC > 0,9). Ullah (2022) propôs uma abordagem para mapeamento de suscetibilidade de múltiplos processos geodinâmicos usando três diferentes abordagens: RNA, Regressão Logística e K-vizinhos mais próximos (KNN). A RNA foi treinada com dados históricos de enxurradas, fluxo de detritos e deslizamentos planares rasos, obtidos a partir de imagens de satélite no distrito de Shangla, Paquistão. Utilizou diversos parâmetros geomorfométricos, além de mapas geológicos e de uso e cobertura da terra como dados amostrais. A RNA obteve melhores resultados de acurácia, em comparação com os demais métodos, chegando a valores de AUC=0,98 para enxurradas, AUC=0,94 para deslizamentos e AUC=0,98 para fluxo de detritos.

A habilidade de extrapolação é uma importante característica da RNA, especialmente quando se trata de determinar a suscetibilidade de movimentos de massa em áreas com pouca ou nenhuma ocorrência de MM. De acordo com o trabalho de Gameiro (2020), os modelos de RNA são empíricos e podem ter seu desempenho prejudicado ao extrapolar o domínio numérico do treinamento. No entanto, o autor destaca que a extrapolação espacial em áreas de geomorfologia homogêneas pode gerar resultados satisfatórios, especialmente quando os atributos do terreno são semelhantes entre as áreas de treinamento e teste. Além disso, a distância no processo de amostragem para não ocorrência é um fator crucial para obter melhores acurácias, permitindo que a RNA distinga com melhor desempenho, as áreas suscetíveis das não suscetíveis. O autor fez em seu trabalho amostragem de 5 bacias diferentes na região do Serra Geral para treinamento de uma RNA para cada conjunto de amostragem e destacou como a amostragem influencia o mapeamento de áreas suscetíveis a deslizamentos com redes neurais, ressaltando a importância das variáveis de declividade, fator LS e elevação. A acurácia dos modelos aumentou com buffers maiores para amostras de não ocorrência, e a representatividade das amostras influenciou na capacidade de extrapolação.

Neste trabalho, temos o objetivo de estudar a Suscetibilidade de Movimentos de Massa usando Redes Neurais Artificiais (RNAs) no município de Joinville, localizado no estado de Santa Catarina. Esse município possui um histórico significativo de eventos de movimentos de massa ao longo das últimas décadas, sendo o evento de maior magnitude registrado em novembro de 2008 (ODEBRECHT et al., 2017). Devido a esse histórico de ocorrências, o município de Joinville conta com um importante acervo de cicatrizes de MM, que podem ser dados valiosos para a construção de um modelo de RNA e a geração de um mapa acurado de Suscetibilidade a MM.

3.2. Materiais e Métodos

Para desenvolver um modelo de suscetibilidade a MM utilizando RNA, é essencial realizar amostragem de áreas onde ocorreram MM, bem como de áreas onde não houve ocorrência desses eventos. De acordo com Wang et al. (2019), ao identificar essas áreas, é possível correlacioná-las com atributos de terreno relacionados aos MM e, em seguida, extrapolar essas áreas com base na suposição de que os MM futuros estão sujeitos aos mesmos ambientes que os MM anteriores. Portanto, para o objetivo deste trabalho, foram mapeadas e identificadas as cicatrizes de deslizamento no perímetro da área de estudo. Após a amostragem das cicatrizes, foram relacionadas essas áreas com dados sobre a morfologia do terreno e seu substrato que afetam diretamente a estabilidade e, por fim, esses dados utilizados para treinar uma rede neural eficiente com o fim de criar um modelo de suscetibilidade do terreno a MM. O fluxograma de preparação dos dados de amostragem, processamento, validação e apresentação do mapa de suscetibilidade é apresentado na Figura 3.1.

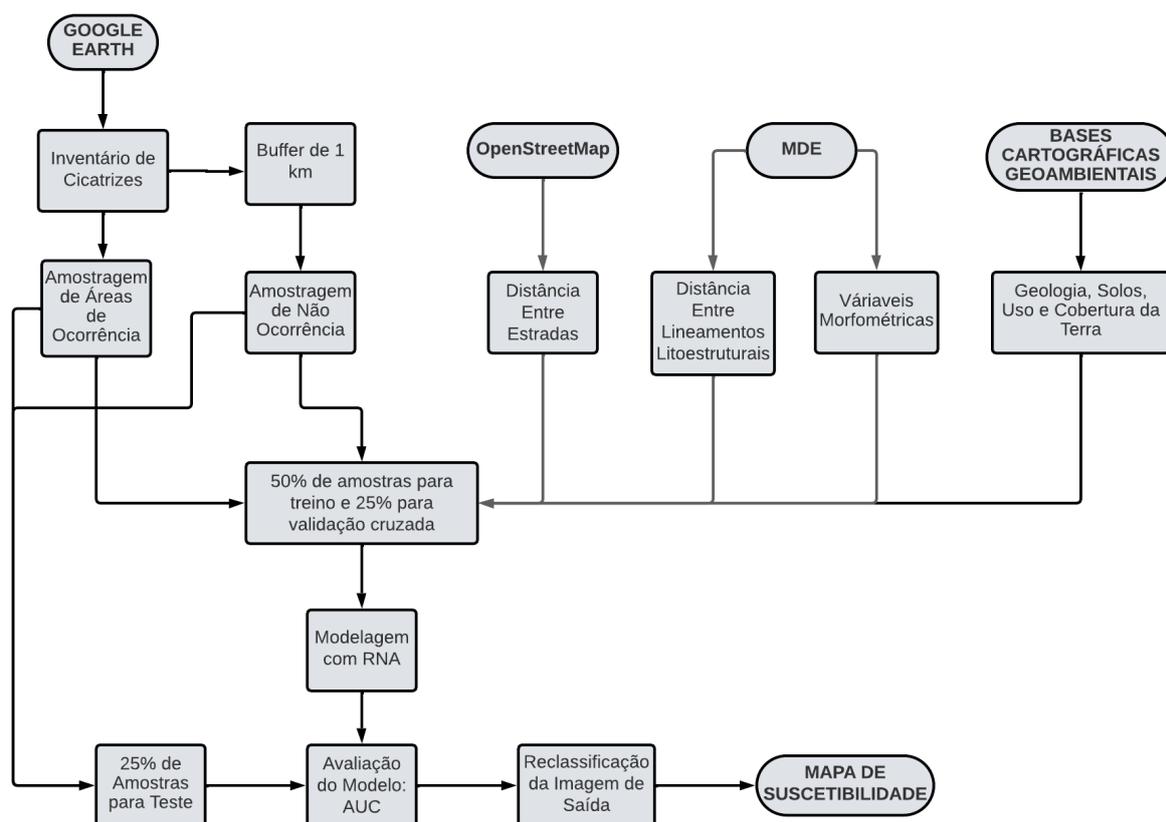


Figura 3.1. Fluxograma para obtenção de modelo de suscetibilidade a movimentos de massa através de aplicação de Redes Neurais Artificiais: Organizado pelo autor.

3.2.1. Área de Estudo

O estudo de suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) foi conduzido no Município de Joinville, Santa Catarina conforme indicado na Figura 3.1. Joinville é localizada ao norte do estado e possui a maior população. Além de ser o polo econômico da mesorregião norte do estado, sua área urbana está em expansão (IBGE, 2022). Segundo Odebrecht et al. (2017), o litoral de Santa Catarina registrou valores extremos de precipitação entre setembro e novembro de 2008, chegando a acumular mais de 1000 mm de chuva, com o ápice nos dias 22 e 23 de novembro. Durante esse período, ocorreram mais de 800 processos de MM no município, porém, apesar do número elevado, a incidência de MM na área urbanizada foi mínima, resultando apenas em danos materiais e nenhuma vítima fatal.

Na Figura 3.2 são plotadas as cicatrizes reconhecidas nas imagens históricas do software Google Earth Pro. Para uma melhor amostragem e ampliação do acervo de cicatrizes, com a finalidade de se diversificar o conjunto de amostras e enriquecer o conhecimento prévio do modelo de RNA, e até a perspectiva de empregar o mesmo modelo para municípios adjacentes, optou-se por extrapolar o limite municipal, englobando, além da bacia do rio Cubatão, que compreende a área norte do município, a bacia do rio Itapocu e seus dois afluentes, os rios Itapocuzinho e Jaraguá. Considerou-se também a parte sul da serra do Quiriri, a norte do município, pois possui importante acervo de cicatrizes de MM. Assim, a somatória destas áreas compreende a Área de Amostragem (AA), conforme pode ser visto na Figura 3.2.

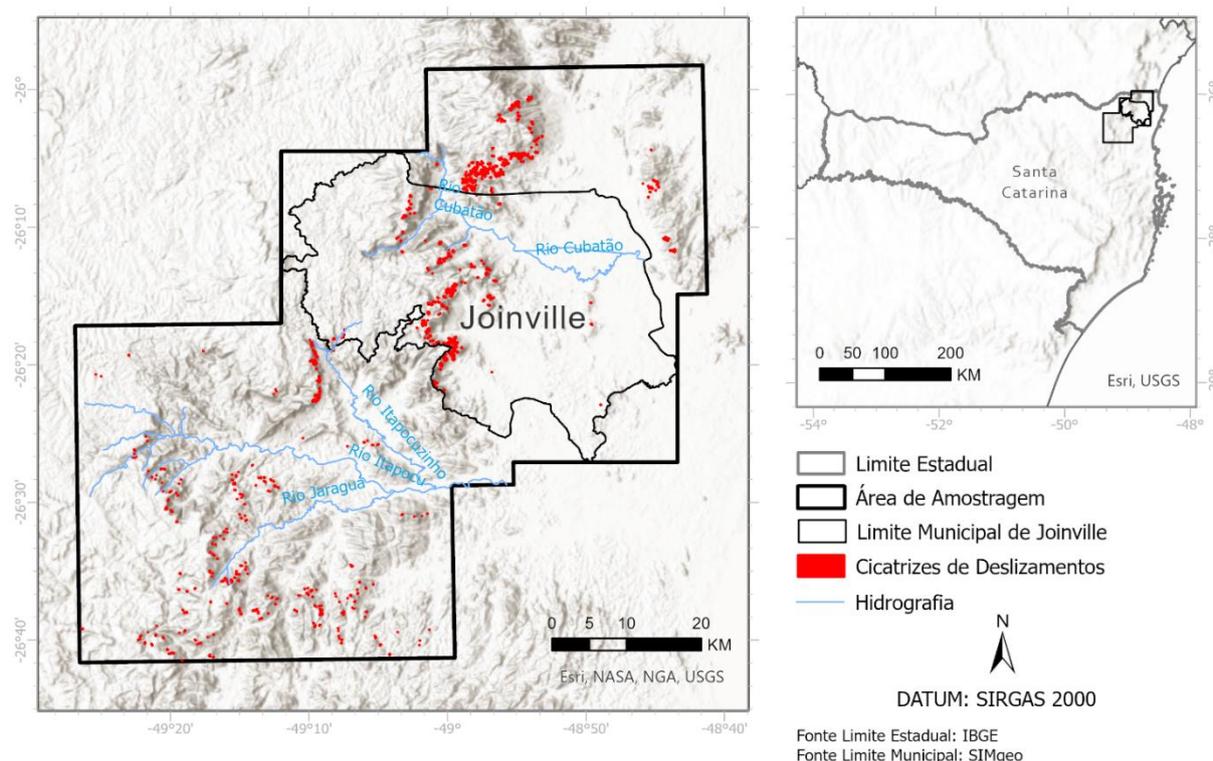


Figura 3.2. Área de amostragem de movimentos de massa para o estudo. Fonte: Organizado pelo autor.

3.2.2. Amostragem de ocorrências e não ocorrências

O mapeamento do inventário de cicatrizes de MM foi realizado por meio de interpretação visual e vetorização, utilizando imagens de sensoriamento remoto de alta resolução pelo software Google Earth PRO conforme feito nos trabalhos de Pham et al. (2017) e Wang et al. (20219). Foram reconhecidas e mapeadas 784 cicatrizes de MM, no período dos anos de 2009 a 2018. Foram mapeadas também a área de atingimento dos MM, no perímetro da AA. Após delimitada as áreas ocorrências, foi gerado pontos aleatórios dentro destas áreas através do software ArcGIS PRO 3.01 (ESRI, 2023), com espaçamento mínimo de 10 metros entre estes, totalizando 20.480 pontos amostrais de ocorrência.

Segundo Lucchese, Oliveira e Pedrollo (2021), uma das considerações cruciais relacionadas à amostragem de locais onde não ocorreram MM é a definição de uma distância máxima em relação às cicatrizes desses movimentos. Essa determinação é de importante relevância, pois visa evitar uma coleta de amostras restrita em áreas limitadas próximas às cicatrizes. Uma abordagem mais abrangente na amostragem de locais sem ocorrência é eficaz para compreender os fatores que influenciaram os movimentos de massa nas próprias cicatrizes, em contraste com as áreas circundantes. Adicionalmente, essa abordagem considera a premissa de que a chuva, que pode desencadear eventos de movimentos de massa, exibe uma variabilidade espacial significativa. Recomendar a seleção de áreas muito distantes das cicatrizes pode ser inadequado, uma vez que não há garantia de que ambas as áreas tenham experimentado a mesma quantidade de precipitação que ocorreu na região das cicatrizes.

Portanto, para geração de inventário de áreas de não ocorrência, foi gerado um buffer com raio de 1 km das cicatrizes, excluindo-se as cicatrizes (ferramenta “apagar”), impedindo a coleta de amostras de não ocorrência nessas áreas. As áreas de ocorrência de deslizamento e não ocorrência são exemplificadas na Figura 3.3. Em seguida, foram gerados pontos aleatórios no perímetro desta área de não ocorrência com o mesmo espaçamento das áreas de ocorrência, limitado ao mesmo número de 20.480 pontos de amostras, mantendo uma relação paritária e balanceada (1:1) entre os dois grupos amostrais, evitando-se enviesamento do modelo de RNA. Por fim, as amostras foram classificadas com valor 1 para os pontos de ocorrência e valor 0 para os pontos de não ocorrência.

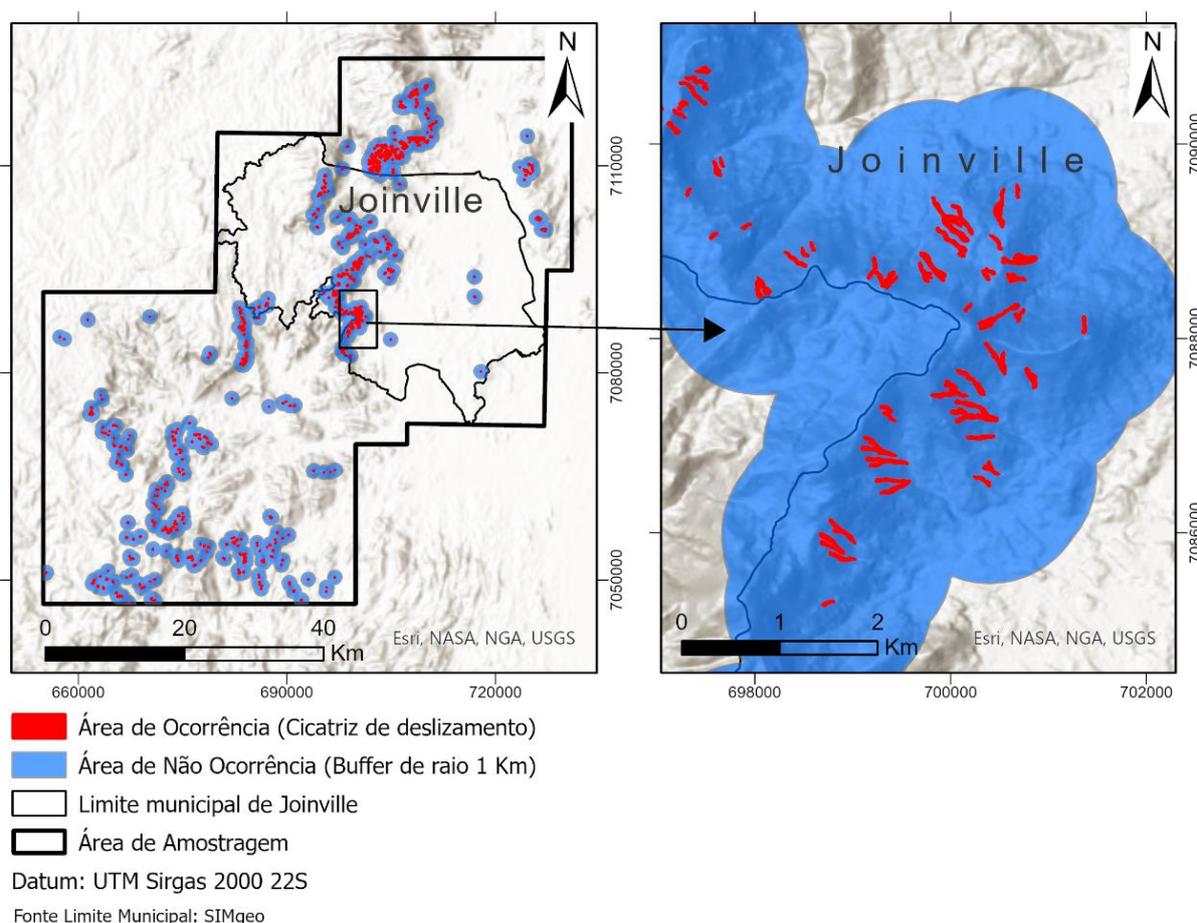


Figura 3.3. Áreas de ocorrência de deslizamento (cicatrizes) e não ocorrência (buffer de 1 km de raio). Fonte: Organizado pelo autor.

3.2.3. Conjunto de dados

As pesquisas de Reichenbach et al. (2018) destacam diversas variáveis que ajudam a explicar a ocorrência de MM, tornando crucial a seleção criteriosa de variáveis para criar um modelo de suscetibilidade confiável e robusto. Nesse contexto, foram buscados dados de entrada para treinar a rede que, além de influenciar movimentos de massa em geral, estivessem em sintonia com a geomorfologia e a natureza do substrato da AA. Os parâmetros selecionados foram categorizados em três conjuntos: os referentes à morfometria do terreno, os referentes às distâncias entre lineamentos estruturais e de estradas, e aqueles derivados de fontes cartográficas com características qualitativas, de cunho geoambiental. Essa abordagem abrangente visa garantir um modelo mais acurado e robusto de suscetibilidade a MM para a região específica sob investigação. As variáveis selecionadas são apresentadas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1. Variáveis explicativas utilizadas para modelagem de suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) de Joinville-SC.

Variável	Fonte
Altitude (ALT)	MDE SDS 1m.
Orientação de Face de Vertente (OFV)	MDE SDS 1m.
Declividade (DECL)	MDE SDS 1m.
Distância Horizontal de Estradas (DHE)	Open Street Map (2023)
Distância Horizontal de Lineamentos Litoestruturais (DHLL)	Interpretação do MDE SDS 1m.
Índice Topográfico de Umidade (ITU)	MDE SDS 1m.
Geologia	Mapa Geológico do Estado de Santa Catarina - CPRM (2014).
Uso e Cobertura da Terra	MAPBIOMAS (2021)
Pedologia	IBGE (2021)

O processamento para a obtenção dos dados de natureza morfométrica para modelo utilizou como base o Modelo Digital de Elevação (MDE) fornecido pela Secretaria de Estado do Desenvolvimento Econômico Sustentável (SDS) do Governo do Estado de Santa Catarina, com uma resolução espacial e altimétrica de 1 metro (SIGSC, 2017), adquirido por meio de aerolevanteamento. Esse dado é disponível gratuitamente no portal SIGSC. Para um melhor desempenho computacional este MDE foi reamostrado para resolução de 5 metros. Os processamentos para obtenção desta base de dados foram executados no software ArcGIS PRO 3.01 (ESRI, 2023).

3.2.4. Variáveis morfométricas

As variáveis morfométricas escolhidas para estudo são: Altimetria (ALT), Declividade (DECL), Orientação de Face de Vertente (OFV) e Índice Topográfico de Umidade (ITU). Tais variáveis são demonstradas na Figura 3.4. Os dados de ALT são obtidos a partir do MDE, onde cada pixel representa a altitude de um ponto. A área de estudo apresenta um intervalo altimétrico de 0 a 1540 metros. A DECL do terreno é expressa em graus e está diretamente relacionada com a estabilidade do terreno. A OFV ou *Aspect* tem valores em graus no intervalo de 0 a 360. Alguns estudos indicam que a OFV exerce uma influência indireta na estabilidade das encostas, devido aos efeitos da precipitação, do vento e da radiação solar que atingem determinada face da encosta, resultando em condições distintas de umidade, intemperismo e vegetação predominante no terreno (BRAGAGNOLO et al., 2020 CITANDO CHEN et al., 2017; DING et al., 2017; TIEN BUI et al., 2017).

Conforme Beven & Kirkby (1979) o ITU ou *Topographic Wetness Index-TWI* avalia o escoamento de águas superficiais e acúmulo de umidade no terreno. É definida em função logarítmica da declividade e da área da contribuição conforme equação 1.

$$ITU = \ln\left(\frac{A_s}{\tan B}\right) \quad (1)$$

em que: A_s é a área de contribuição e B é a declividade do terreno. O índice topográfico de umidade tem o propósito de representar o controle topográfico da umidade do solo. De acordo com Tien Bui et al. (2017), a suscetibilidade a MM pode ser estimada como função da relação entre os efeitos topográficos na resposta hidrológica de uma área e atuando diretamente no efeito de poro pressão no solo.

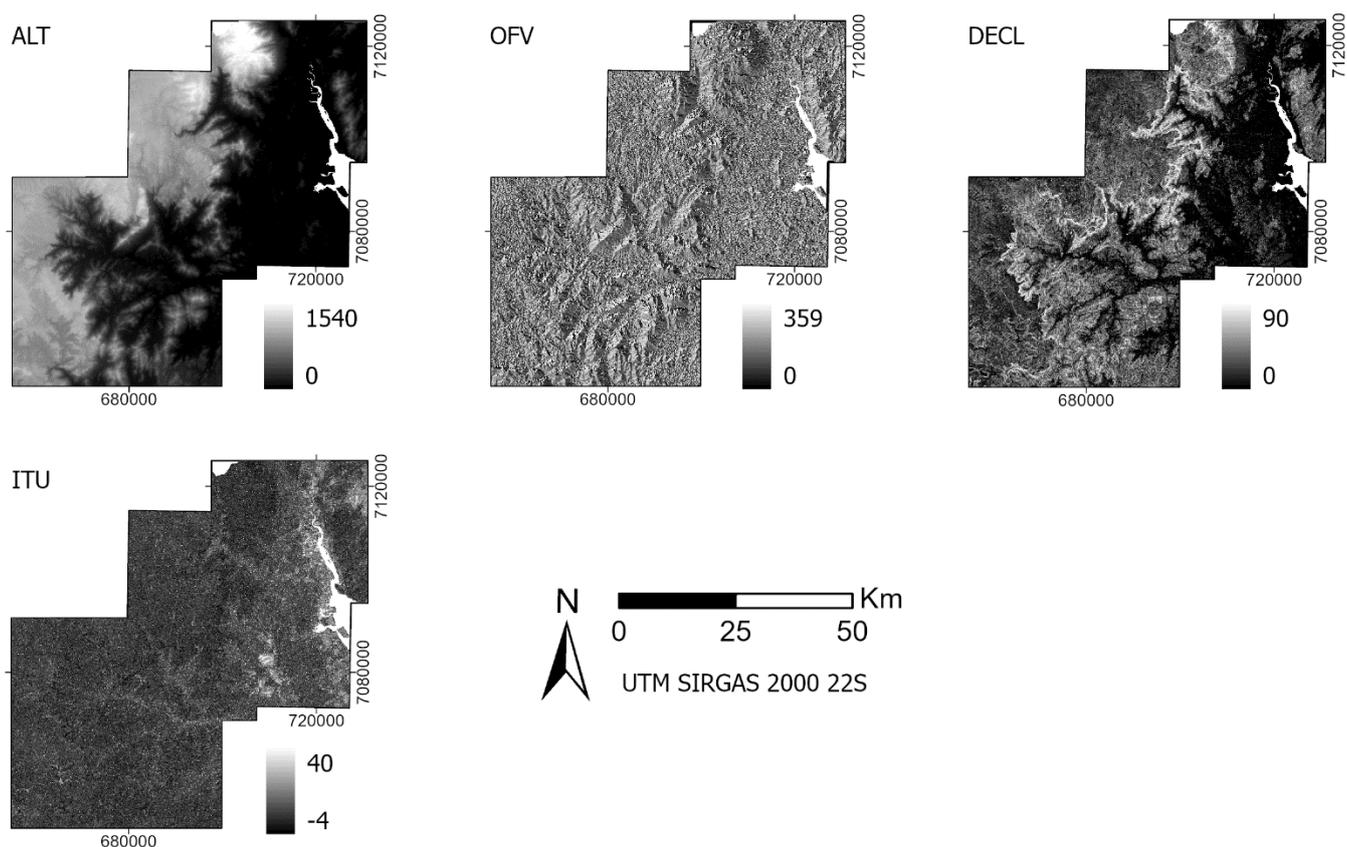


Figura 3.4. Variáveis morfométricas selecionadas para estudo: Altimetria (ALT); orientação de face da vertente (OFV), declividade do terreno (DECL) e índice topográfico de umidade (ITU). Fonte: Organizado pelo autor.

3.2.5. Distância horizontal para lineamentos estruturais e estradas.

No estudo, foram utilizadas duas variáveis de distância: a Distância Horizontal de Estradas (DHE) e a Distância Horizontal de Lineamentos Litoestruturais (DHLL), como ilustrado na Figura 3.5. A DHE está relacionada ao grau de intervenção humana no terreno, podendo induzir deslizamentos em taludes cortados por estradas. Para a obtenção da DHE, foi utilizado o OpenStreetMap por meio do plugin OSMDowloader no software QGIS 3.28, seguido de cálculo da distância euclidiana. Por outro lado, a DHLL está associada ao grau de fraturamento do substrato rochoso decorrente de deformações geológicas estruturais do tipo rúptil. A obtenção da DHLL envolveu a delimitação de vales destacados por estruturas lineares no Modelo Digital de Elevação (MDE), seguida da vetorização e conversão em imagem, utilizando também o cálculo da distância euclidiana.

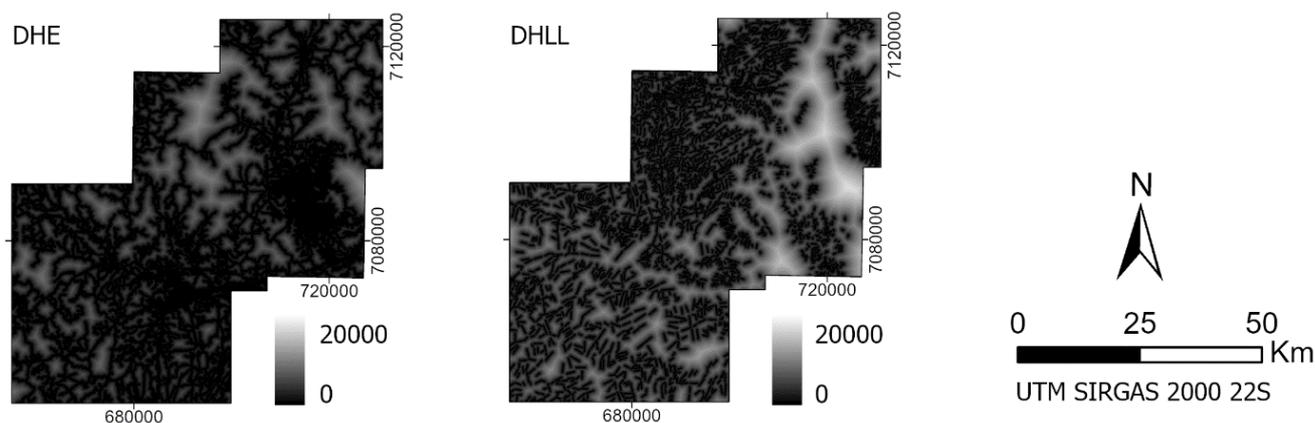


Figura 3.5. Variáveis de Distância Horizontal de Estradas (DHE) e Distancia Horizontal de Lineamentos Litoestruturais (DHLL) para a Área de Amostragem (AA). Fonte: Organizado pelo autor.

3.2.6. Base de dados cartográficos geoambientais

A geologia é amplamente utilizada em modelos de suscetibilidade (WANG et al., 2019). Diferentes tipos de litologia influenciam os vários níveis de suscetibilidade (CHEN et al., 2017), uma vez que essa variável responsável por definir a resistência ao cisalhamento dos materiais que compõem as encostas, desempenhando um papel crucial na determinação de sua condição de estabilidade (ZÊZERE et al., 2017). Para este estudo foi utilizado a Litologia extraída do Mapa Geológico do Estado de Santa Catarina fornecido pelo Serviço Geológico do Brasil – CPRM (2014) disponível na escala de 1:500.000. Apesar de uma escala menor que a utilizada para variáveis morfométricas, optou-se por este dado a princípio, por sua disponibilidade em toda a AA e por ser de natureza qualitativa. Por fim, as unidades geológicas foram reinterpretadas para unidades litológicas para simplificar a entrada na RNA.

De acordo com Pham et al. (2016), o estudo do Uso e Cobertura da Terra é relevante para identificar áreas suscetíveis a MM, especialmente considerando a presença e a remoção da vegetação. Para este propósito, utilizou-se a base de dados do Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo do Brasil (MAPBIOMAS), coleção 7.1, correspondente ao ano de 2021, de escala 1:100.000. As classes de uso e cobertura da terra foram simplificadas para o Nível 1, ou seja, agrupadas de acordo com o tipo de Formação. A base pedológica empregada no estudo foi fornecida pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2021) de escala 1:250.000 e agrupada de acordo com a textura de cada pedotipo. A Figura 3.6 demonstra os dados qualitativos usados como dado de entrada para treinamento da RNA.

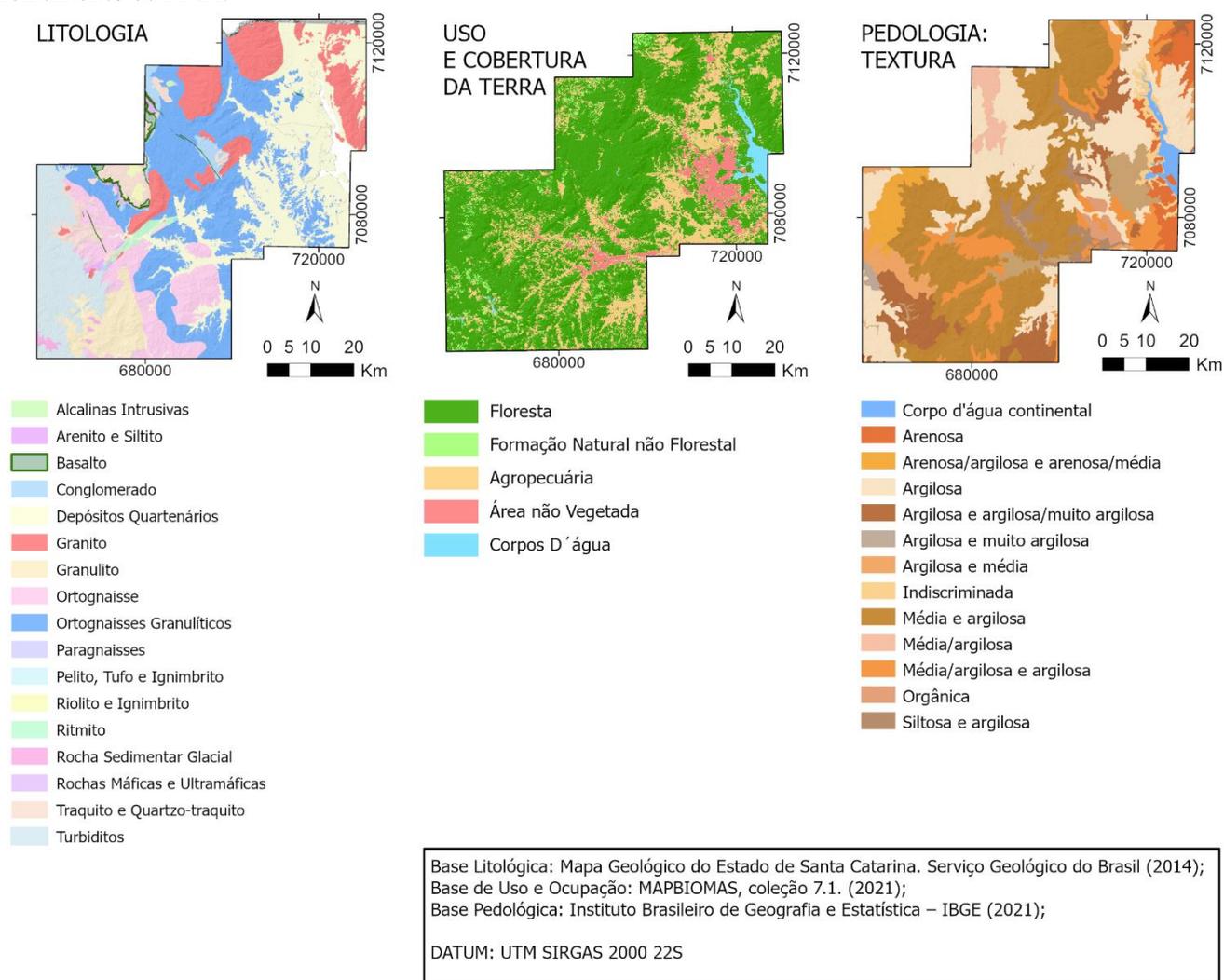


Figura 3.6. Base de dados geoambientais e qualitativos para área de estudo. Fonte: Organizado pelo autor.

Uma vez que as classes dos mapas qualitativos de litologia, pedologia e uso e cobertura da terra não possuem relação de ordem entre si, adotou-se uma codificação em que cada classe foi descrita como uma combinação de imagens binárias, isto é, com código 0 ou 1. Para as 17 classes de litologia, foram definidas 5 imagens binárias, que combinadas permitem que a RNA diferencie a totalidade de classes. Por sua vez, para as 4 classes de uso e cobertura da terra, foram definidas 2 imagens binárias, enquanto para as 14 classes de tipos de solo, foram definidas 4 imagens binárias.

Finalmente, uma vez que o conjunto de dados de entrada para a Rede Neural Artificial (RNA) foi definido, procedeu-se à extração dos valores das variáveis para cada ponto de amostragem, tanto para casos de ocorrência quanto para casos de não ocorrência. Essa extração foi realizada por meio do software ArcGIS PRO 3.01 (ESRI, 2023). Além disso, conduziu-se uma análise exploratória dos dados utilizando gráficos do tipo boxplot, com o intuito de investigar a relação entre as variáveis explicativas e a variável dependente (ocorrência ou não ocorrência).

3.2.7. Redes Neurais Artificiais

Para este estudo, foi empregado modelo de RNA do tipo Perceptron de Multicamadas, também conhecido como *Multilayer Perceptron* (MLP), seguindo o método retropropagativo com múltiplas camadas proposto por Rumelhart et al. (1986). Utilizamos o software MATLAB 2021 para o treinamento da rede, aplicando a Regra Delta (WIDROW; HOFF, 1960) para atualização dos pesos sinápticos, em script próprio desenvolvido pelos autores. Além disso, adotamos a técnica de série paralela de validação cruzada para evitar o superajustamento da rede. Os valores das variáveis foram normalizados por meio de transformações lineares e a função de ativação utilizada nos neurônios foi a sigmoide.

Foram realizados testes com cinco configurações de RNAs. A primeira configuração incluiu todos os dados de entrada da base proposta (RNA1). As outras configurações excluíram os dados qualitativos individualmente: uma RNA sem o dado de geologia (RNA 2), outra sem o dado de uso e ocupação da terra (RNA 3), e uma terceira sem o dado de pedologia (RNA 4). Por fim, foi testada uma RNA apenas com dados morfométricos e distâncias (RNA 5) para avaliar o impacto desses dados no resultado. O número máximo de iterações, inicializações de cada RNA, foi fixado em 5 e o número de ciclos de aprendizagem em 50.000 para todas as configurações. O número de neurônios para treinamento da RNA seguiu a equação $2x+1$, onde x é o número de variáveis de entrada.

As amostras foram divididas em três séries: 50% de amostras para treinamento, 25% para teste e 25% para validação cruzada. Para validar o modelo, foi utilizada a acurácia global – ACC e a métrica Área Sob a Curva ou Area Under the ROC Curve – AUC, conforme DeLong et al. (1988). As validações seguiram o mesmo procedimento adotado em Lucchese et al. (2021) e Oliveira et al. (2019). A acurácia global é calculada pela seguinte equação:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

Em que: TP é o índice de verdadeiros Positivos, TN é o índice de verdadeiros negativos, FP é índice de falsos positivos, FN é índice de falsos negativos.

Já *Area Under de Curve* (AUC), é a área sobre a curva ROC que expressa a relação entre a Taxa de Verdadeiros Positivos (TVP) e Taxa de Falsos Positivos (TFP). As amostras foram divididas em diversos grupos de duas classes por meio de diferentes limiares, e para cada divisão, calculamos a TVP e a TFP, construindo, assim, a curva ROC (FAWCETT, 2006). Estas relações são dadas pelas equações:

$$TVP = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3)$$

e

$$TFP = \frac{FP}{(FP + TN)} \quad (4)$$

Em que: TP é o índice de verdadeiros Positivos, TN é o índice de verdadeiros negativos, FP é índice de falsos positivos, FN é índice de falsos negativos.

O resultado do modelo é obtido na forma de imagem contendo valores no intervalo de 0 a 1. Esses valores foram reclassificados em 5 classes por estatística de quebras naturais e cada classe relacionadas a níveis de suscetibilidade a MM.

3.3. Resultados e discussão

Para uma análise estatística inicial, foram plotadas as amostras de ocorrência e não ocorrência para cada medida morfométrica em gráficos do tipo boxplot, conforme mostrado na Figura 3.7. A análise topográfica revelou que a maioria dos movimentos ocorre em altitudes entre 400 e 750m, com mediana igual a 539,86 e desvio padrão igual a 226,01. Porém, diferentemente dos estudos de Kawata e Bandibas (2009) e Chen et al. (2017), que identificaram que este era um atributo preponderante, em Joinville se observa a sobreposição de dados de ocorrência e não ocorrência, torna-se difícil determinar uma altitude preferencial para ocorrência de MM. Esta discrepância pode estar relacionada ao relevo do município de Joinville, onde, apesar de se observar grande amplitude de ALT, a morfologia do terreno é composta por formas aplainadas de terreno separadas por grande escarpa de planalto, escarpa esta, onde se compreende o maior número de ocorrência de MM do município.

A análise da declividade do terreno natural (DECL) demonstrou que ângulos acima de 30° são suscetíveis a MM, a mediana da declividade é calculada em 35,74 e desvio padrão 10,46. A variável DECL é reconhecida em vários estudos como um dos fatores mais significativamente associados à ocorrência de movimentos de massa (PRADHAN; LEE, 2010), (OLIVEIRA et al., 2018), (QUEVEDO et al., 2019b). Da mesma forma, a variável DECL se destaca como a que mais efetivamente diferencia os conjuntos amostrais de ocorrência e não ocorrência no município de Joinville, em comparação com as outras variáveis. Portanto, acredita-se que esta seja a variável explicativa do modelo de MM em estudo aqui. Importante ressaltar, que a maioria das áreas acima de 30° de declividade em Joinville estão associadas à escarpa de planalto na direção NE-SW, ou seja, esta tendência estrutural parece influenciar a suscetibilidade. Em concordância com a informação anterior, a análise da OFV indicou que a maioria dos MM ocorre em áreas pertencentes ao segundo quadrante, logo, com direção de movimento para o sentido SE.

Os dados de DHE indicam que os MM são mais frequentes à medida que se afastam do eixo das principais estradas. Em contraste, observa-se que os movimentos têm uma ocorrência preferencial próxima aos lineamentos estruturais, sugerindo que a principal natureza dos movimentos de massa nessa região é influenciada por fatores geológicos e geomorfológicos locais. Além disso, a presença de atividades humanas parece ter uma contribuição reduzida na indução desses MM dentro do espaço amostral analisado. A concentração de baixos valores de ITU indica a reduzida retenção de umidade topográfica nos locais de ocorrência. Entretanto, as medianas dos índices de ITU de ocorrência e não ocorrência são muito próximos, não permitindo fazer uma correlação direta.

Na Figura 3.8, é apresentada a relação entre deslizamentos e dados geoambientais. É notável que a maioria significativa das cicatrizes ocorre em litotipos relacionados a granitos, ortognaisses, granulitos e ortognaisses granulíticos. No que se refere ao uso e cobertura do solo, os deslizamentos estão predominantemente associados à classe de Floresta. Além disso, a textura do solo predominante nas áreas de deslizamento está relacionada principalmente a solos de composição média e argilosa, presumivelmente provenientes das rochas ígneas e metamórficas de alto grau. Em suma, as ocorrências de MM em Joinville, estão associadas a áreas vegetadas, com perfil raso de intemperismo, derivados de rochas graníticas e metamórficas com declividades em média de 35,74 graus.

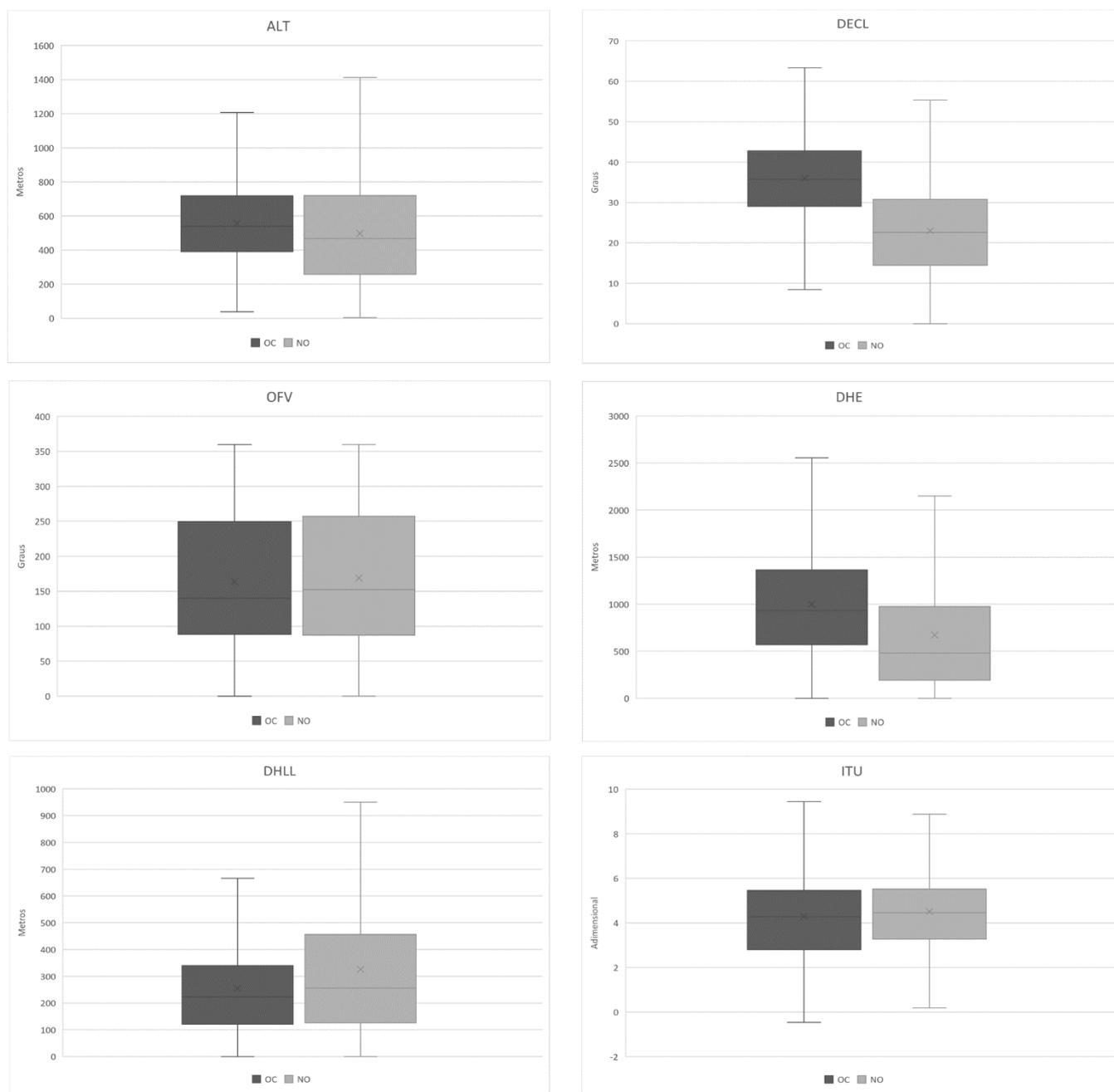


Figura 3.7. Gráficos Boxplot referente a cada dado morfológicos dividido em áreas de ocorrência (OC) e não ocorrência (NO). Legenda: ALT é a altitude em metros; DECL é a declividade em graus; OFV é a orientação de face de vertente em graus; DHE é a distância horizontal de estradas em metros; DHLL é a distância horizontal de lineamentos Litoestruturais em metros e o ITU é o índice topográfico de umidade (adimensional). Fonte: Organizado pelo autor.

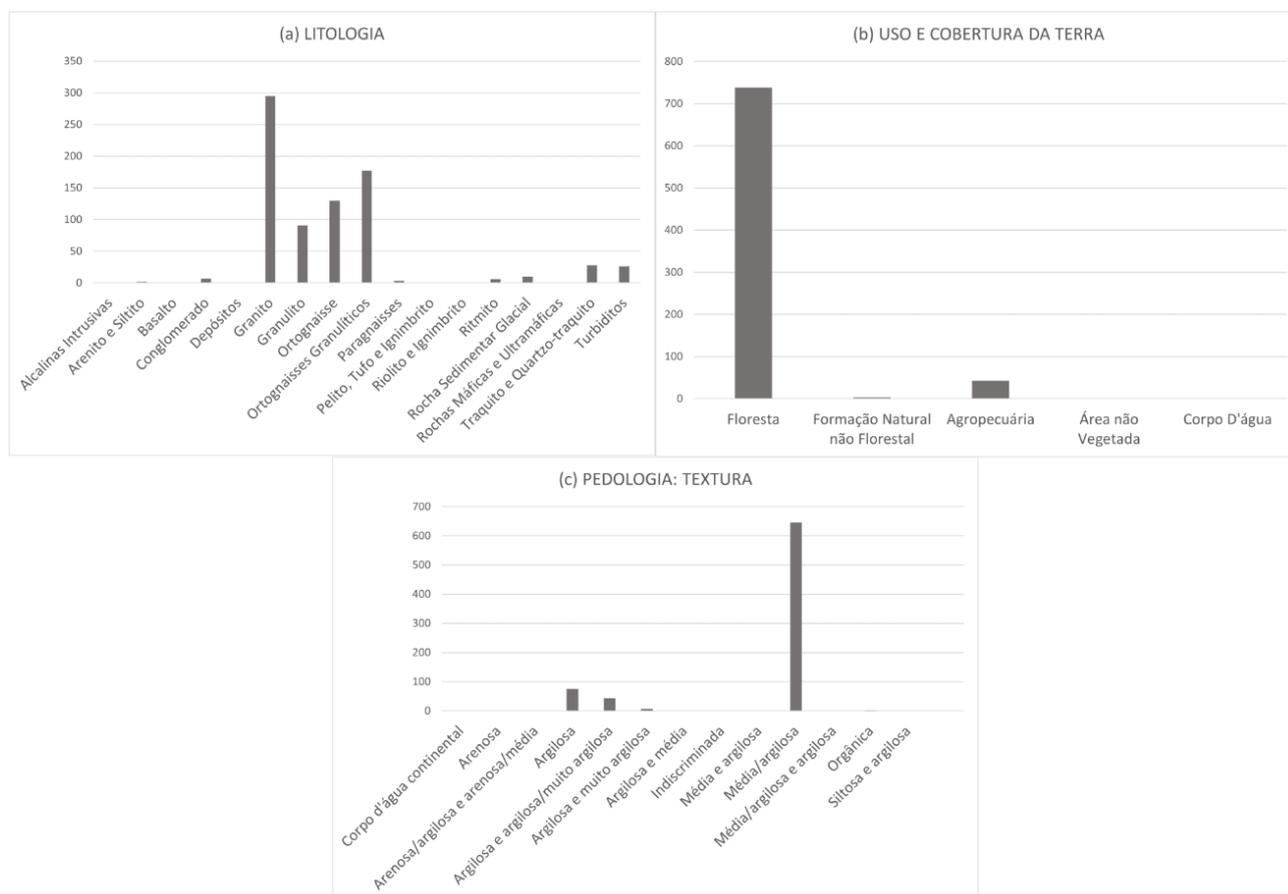


Figura 3.8 – Número de Ocorrências de deslizamentos frente aos dados cartográficos de natureza geoambiental: (a) Número de ocorrências x Litologia; (b) Número de Ocorrências x Uso e Cobertura da terra e (c) Pedologia: Classe Textural.

Os valores de AUC e ACC, obtidos nas cinco simulações de RNA são apresentados na Tabela 3.2. O objetivo foi selecionar modelos com acurácia superior a 80% (PRADHAN; LEE., 2010), (DOU et al., 2015) critério que todos os modelos superaram. Apesar das simulações deste trabalho apresentarem resultados de acurácia aproximados, a simulação RNA 3 obteve a melhor performance, com valores de AUC de 90% e de ACC próximo de 84%, para o município de Joinville. Estes resultados são próximos do que Quevedo et al. (2019) encontrou em seu modelo para a Bacia Hidrográfica do Rio Rolante (AUC>90%) e Gameiro (2020) encontrou para modelos produzidos na região ao sul, central e nordeste do estado de Santa Catarina (AUC entre 87% a 93%), esta relação de paridade é importante visto que as regiões tem condicionantes geomorfológicos muito semelhantes. Os mapas de saída calculadas pela RNA são demonstrados na Figura 3.9, explicitando as principais diferenças dos modelos calculados pela RNA.

Tabela 3.2. Métrica de desempenho dos modelos para os diversos conjuntos amostrais.

		RNA 1	RNA 2	RNA 3	RNA 4	RNA 5
AUC	Treinamento	0,901	0,873	0,909	0,903	0,849
	Teste	0,882	0,854	0,887	0,875	0,836
	Validação Cruzada	0,887	0,866	0,893	0,885	0,846
	Global	0,892	0,866	0,900	0,891	0,845
ACC	Treinamento	0,848	0,807	0,856	0,843	0,782
	Teste	0,823	0,789	0,829	0,814	0,768
	Validação Cruzada	0,828	0,803	0,838	0,822	0,776
	Global	0,836	0,801	0,844	0,830	0,777

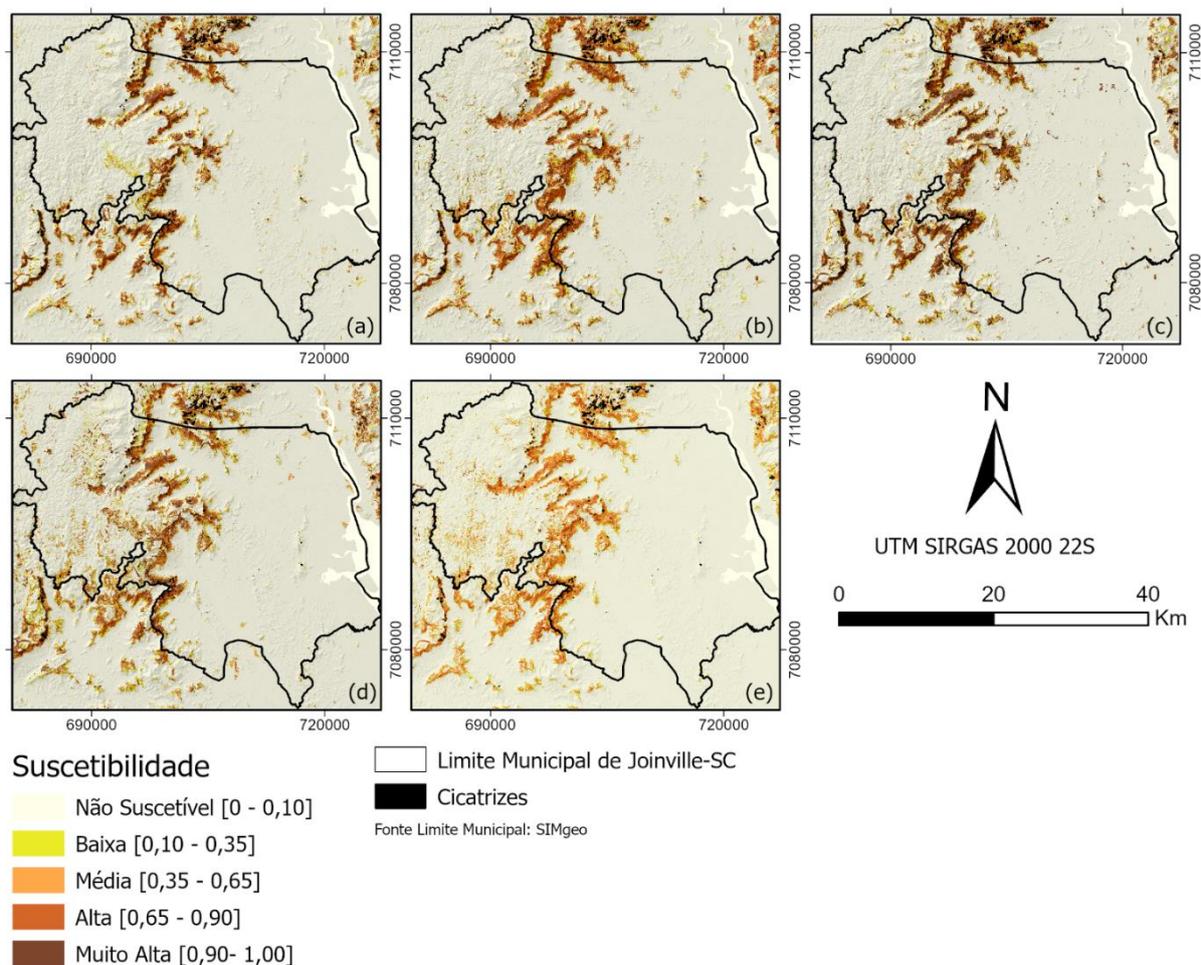


Figura 3.9. Mapas de saída calculados pela RNA para cada conjunto amostral – (a) RNA1: Todos os dados de entrada para o modelo; (b) RNA 2: Sem dado de Litologia; (c) RNA 3: Sem o dado de uso e ocupação da terra, possuindo melhores resultados de acurácia; (d) RNA 4: Sem dados de Solo e (e) RNA 5: sem todos os dados cartográficos qualitativos geoambientais. Fonte: Organizado pelo autor.

A simulação RNA 3, com melhores resultados de acurácia, foi feita com todas as variáveis com exceção do dado de uso e ocupação da terra. Acredita-se que esse resultado se deve à maior concentração das amostras de cicatrizes na classe Floresta do atributo de uso e ocupação da terra, conforme demonstrado na figura 3.8. Normalmente, em inventários de movimentos de massa obtidos pela técnica de sensoriamento remoto, na qual se busca por grandes cicatrizes (as pequenas não podem ser vistas pela grande maioria dos sistemas sensores), pode ocorrer uma prevalência de cicatrizes em um tipo específico de cobertura da terra. Em outras palavras, esse atributo está causando um viés na rede, fazendo com que ela considere que, onde há floresta, há ocorrências, reduzindo a importância de outras variáveis, como a declividade, por exemplo. Por essa razão, quando esse atributo é inserido na rede, reduz-se o poder de generalização da mesma para outras áreas, como por exemplo o centro urbano municipal, que possui áreas de ocorrência de deslizamento e está inserido na classe de áreas não vegetadas do uso e cobertura da terra. Para as variáveis que compõem a simulação RNA 3, foi calculado os percentuais de importância relativa ou *Relative Contribution Index* – RCI conforme Oliveira, Pedrollo e Castro (2015) e demonstrado na tabela 3.3.

Tabela 3. 3. Importância relativa das variáveis utilizadas na simulação RNA 3.

Classe	Importância RCI
LITOLOGIA	33%
PEDOLOGIA:TEXTURA	24%
ALTITUDE	11%
DECLIVIDADE	11%
DISTANCIA HORIZONTAL ENTRE ESTRADAS	10%
DISTANCIA HORIZONTAL ENTRE LINEAMENTOS LITOESTRUTURAIS	5%

Ao compararmos os mapas de resultado produzidos pela RNA 3 e pela RNA 1, que representam simulações com o desempenho mais alto e o segundo desempenho mais alto, respectivamente, e apesar de apresentarem resultados de acurácia semelhantes, é possível observar visualmente que a RNA 1 tende a classificar de maneira mais conservadora as áreas suscetíveis nas encostas do centro urbano. Essa diferença de padrão espacial, mesmo em casos de acurácia próxima, é evidenciada em estudos anteriores, como os realizados por Oliveira et al. (2019) e Gameiro (2020). Portanto, como enfatizado por Gameiro (2020), a análise visual dos mapas derivados de modelos matemáticos empíricos, os quais se baseiam nas relações entre as variáveis de entrada e a saída esperada, desempenha um papel fundamental.

O modelo resultante da simulação RNA 4 exibe o terceiro melhor desempenho em termos de acurácia, mostrando uma tendência mais cautelosa na categorização das encostas na parte leste do município, quando comparado aos modelos gerados pelas RNAs 1 e 3. Além disso, esse modelo apresenta uma maior quantidade de áreas classificadas como suscetíveis em níveis médios, se comparado aos dois modelos mencionados anteriormente. Essa variação na classificação provavelmente se deve à exclusão, no modelo, da separação entre as classes de argissolos e neossolos litólicos. A última classe mencionada é caracterizada por solos pouco profundos encontrados em terrenos mais íngremes, os quais são diretamente associados às ocorrências predominantes na porção norte do município.

As simulações RNA 2 e RNA 5 apresentam menores acurácias do que as demais, em especial a simulação RNA 5. Apesar de apresentar valores de AUC acima de 80%, a simulação RNA 5 exibe uma acurácia global abaixo desse limiar. Ambos os modelos foram simulados sem o arcabouço geológico, dando maior peso à DECL e DHLL. Em uma análise visual, esses resultados demonstram menor capacidade de generalização em áreas com um número menor de amostras de ocorrência, e com classificação mais conservadora em comparação com os outros modelos, com maior ênfase na classe de média suscetibilidade. Isso ressalta a importância do substrato geológico para uma ponderação mais precisa do modelo de suscetibilidade de Joinville.

Para concluir o processo de elaboração do mapa de suscetibilidade do município de Joinville, a imagem resultante da simulação RNA 3, previamente reclassificada em 5 classes de suscetibilidade, foi convertida em formato vetorial utilizando o *software* ArcGIS PRO 3.01 (ESRI, 2023). Com o intuito de ajustar os dados para uma escala de detalhamento de 1:10.000, procedeu-se à remoção dos polígonos de tamanho inferior a 10 km², ou 1 ha, e aplicou-se uma função de suavização. O resultado desse procedimento pode ser visualizado na Figura 3.10.

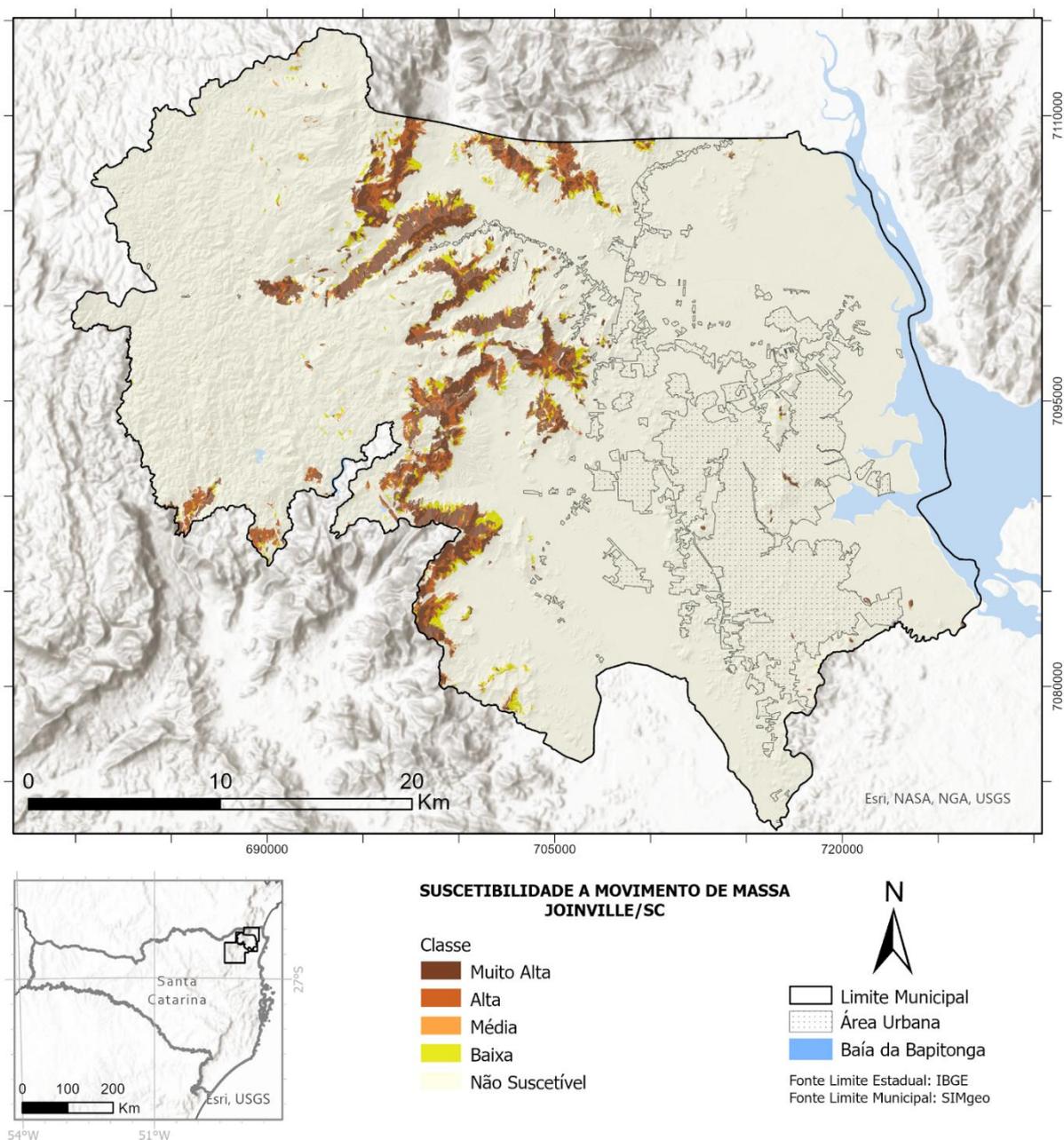


Figura 3.10. Mapa de suscetibilidade a movimentos de massa (SMM) do Município de Joinville-SC. Fonte: Organizado pelo autor.

3.4. Conclusões

Os resultados mostram que foi possível obter um modelo de SMM do município de Joinville-SC, com índices satisfatórios de acurácia global e AUC, através do uso de Redes Neurais Artificiais. De todos os modelos testados, a simulação RNA 3 apresentou melhor performance, com valores de AUC=90% e ACC=84%. Foram utilizadas 18 variáveis e 30 neurônios na camada oculta para aplicação da RNA.

A análise das variáveis morfométricas mostram uma importância sensível dos dados de DECL e OFV, indicando um condicionante de natureza geológica estrutural importante para a região. Ressalta-se aqui, que a variável DECL é possivelmente a variável explicativa do modelo aqui proposto. Os dados de DHE e DHLL corroboram esta análise e demonstram que os MM da área de estudo têm baixa indução antrópica.

Os dados qualitativos, quando utilizados devem ser escolhidos de acordo com o contexto dos MM da área de estudo. No caso deste trabalho, verificou-se que a natureza geológica do município tem importante influencia na

determinação da suscetibilidade do terreno. Em contra partida os dados de Uso e Ocupação causaram um pequeno enviesamento de rede, que reduziu levemente a acurácia e diminuiu o poder de generalização para áreas onde não há amostragem de ocorrências de MM. Ainda sobre esses, dados de melhor resolução acarretarão em melhores resultados.

Este estudo demonstra que as RNAs compõem uma ferramenta interessante para a avaliação da suscetibilidade a MM, auxiliando na prevenção de desastres e no planejamento urbano sustentável. O modelo desenvolvido para o município de Joinville mostrou-se eficaz na identificação de áreas propensas a MM, fornecendo informações valiosas para a gestão do território e redução de riscos. Entretanto, é indispensável uma validação dos dados aqui publicados em campo, para garantir sua eficácia.

Contribuições dos Autores: Redação, amostragem, preparação de dados, geoprocessamento, mapas, simulações e análises: R.R Mendonça; Script RNA para Matlab: G.G. Oliveira; Revisões: G.G. Oliveira e C. G. Tornquist.

Financiamento: Esta pesquisa não recebeu nenhum financiamento externo

Agradecimentos: Os autores agradecem o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), com apoio financeiro via Chamada CNPq N^o 09/2022 - Bolsas de Produtividade em Pesquisa - PQ, processo 311009/2022-0, e Chamada CNPq/MCTI/FNDCT N^o 18/2021 – Faixa A – Grupos Emergentes, processo 408489/2021-9

Conflito de Interesse: Os autores declaram não haver conflito de interesse.

Referências

1. ALVALÁ, R.C.S.; BARBIERI, A. Desastres Naturais. In: NOBRE C.A.; MARENGO, J.A. Mudanças climáticas em rede: um olhar interdisciplinar. São José dos Campos, SP: INCT, 2017. 608 p. ISBN 978-85-7917-463-6.
2. BITAR, O. Y. Cartas de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações - 1:25.000: nota técnica explicativa. São Paulo: IPT; Brasília: CPRM, 2014. 42 p.
3. BRESSANI, L. A.; COSTA, E. A da. Mapeamento geotécnico: suscetibilidade, perigo, vulnerabilidade técnica, risco e risco instalado. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOLOGIA DE ENGENHARIA E AMBIENTAL, 14., 2013, Rio de Janeiro. Anais. Rio de Janeiro: ABGE, 2013.
4. BRAGAGNOLO, L.; DA SILVA, R. V.; GRZYBOWSKI, J. M. V. Artificial neural network ensembles applied to the mapping of landslide susceptibility. *Catena*, v. 184, p. 104240, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104240>.
5. CEMADEN - Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais. Deslizamentos. Disponível em: <http://www2.cemaden.gov.br/deslizamentos/>. Acesso em: 15 de mar. de 2023.
6. CHEN, W., POURGHASEMI, H.R., PANAH, M., KORNEJADY, A., WANG, J., XIE, X., CAO, S. Spatial prediction of landslide susceptibility using an adaptive neuro-fuzzy inference system combined with frequency ratio, generalized additive model, and support vector machine techniques. *Geomorphology* 297, 69–85. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.09.007>.
7. CPRM - SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. Mapa geológico do estado de Santa Catarina. Porto Alegre: CPRM, 2014. Escala 1:500.000.
8. DELONG, E.R., DELONG, D.M., CLARKE-PEARSON, D.L. Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics* 44, 837–845. 1988. DOI: <https://doi.org/10.2307/2531595>
9. DOU, J.; YAMAGASHI, H.; POURGHASEMI, H.R.; YUNUS, A.P.; SONG, X.; XU, Y. & ZHU, Z. An integrated artificial neural network model for landslide susceptibility assessment of Osado Island, Japan. *Natural Hazards*, 78: 1749-1776. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11069-015-1799-2>
10. EMAMI, S. N., YOUSEFI, S., POURGHASEMI, H. R., TAVANGAR, S., & SANTOSH, M. A comparative study on machine learning modeling for mass movement susceptibility mapping (a case study of Iran). *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 79, 5291-5308. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10064-020-01915-7>
11. Esri Inc. Arcgis PRO (versão 3.0.1). Redlands, Estados Unidos, 2023.
12. FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis. *Pattern recognition letters*, v. 27, n. 8, p. 861-874, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
13. GAMEIRO, S. (2020). Capacidade de Generalização e extrapolação espacial de redes neurais artificiais no mapeamento a suscetibilidade de deslizamento. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia. Porto Alegre. 85p.

14. GOMEZ, H.; KAVZOGLU, T.. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. *Engineering Geology*, v. 78, n. 1-2, p. 11-27, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2004.10.004>
15. Google Inc. Google Earth Pro. Mountain View, California, Estados Unidos, 2023.
16. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/panorama>. Consultado em 02 de abril de 2022.
17. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Base de Solos. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/pedologia/10871-pedologia.html>. Acesso em: maio de 2023.
18. KAWABATA, D., BANDIBAS, J. Geomorphology Landslide susceptibility mapping using geological data, a DEM from ASTER images and an Artificial Neural Network (ANN). *Geomorphology* 113 (1-2), 97–109. 2009. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.06>.
19. LAMBERTY, D.; KEPEL FILHO, J. L.; NORONHA, F. L.. Carta de risco a movimentos de massa e inundação do município de Porto Alegre, RS: uma abordagem preliminar a partir dos dados de suscetibilidade e vulnerabilidade. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOLOGIA DE ENGENHARIA E AMBIENTAL, 15., Gramado, 2015. Anais... Gramado: ABGE, 2015. 1 CD ROM.
20. LUCCHESI, L. V.; DE OLIVEIRA, G.G.; PEDROLLO, O. C. Investigation of the influence of nonoccurrence sampling on landslide susceptibility assessment using Artificial Neural Networks. *Catena*, v. 198, p. 105067, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.105067>
21. LUCCHESI, L. V.; DE OLIVEIRA, G. G.; PEDRON, F. A.; SAMUEL-ROSA, A.; DALMOLIN, R. S. D. Variação das características pedológicas e classificação taxonômica de Argissolos derivados de rochas sedimentares. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v. 36, p. 1-9, 2012. <https://doi.org/10.1590/S0100-06832012000100001>
22. LUO, W., LIU, C.-C. Innovative landslide susceptibility mapping supported by geomorphon and geographical detector methods. *Landslides* 15 (3), 465–474. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10346-017-0893-9>.
23. MAPBIOMAS. Disponível em: <http://mapbiomas.org>. Acesso em: 10 de março. 2023.
24. MINISTÉRIO DAS CIDADES. Capacitação em mapeamento e gerenciamento de risco. [S.l.]. Disponível em: <http://www.defesacivil.mg.gov.br/conteudo/arquivos/manuais/Mapeamento/mapeamento-grafica.pdf>. Acesso em: 9 set. 2013.
25. OpenStreetMap contributors. OpenStreetMap. Disponível em: <https://www.openstreetmap.org/>. Acesso em: março de 2023.
26. ODEBRECHT, Edgar et al. Acontecimentos e consequências. Atuação da ABMS e exemplo de um Laudo de Diagnóstico e sua aplicação em Joinville/SC. *ANAIIS COBRAE*, v. 1, p. 1–8, 2017. Disponível em: http://www.adfiducia.com.br/artigos/20170301-134757_modelo-artigo-cobrae-2013---artigo---v3.pdf. Acesso em: 05 setembro de 2022.
27. OLIVEIRA, G. G.; PEDROLLO, O. C.; CASTRO, N. M.R. Simplifying artificial neural network models of river basin behaviour by an automated procedure for input variable selection. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 40, p. 47-61, 2015.
28. OLIVEIRA, G. G.; RUIZ, L. F. C.; GUASSELLI, L. A.; HAETINGER, C. Random Forest and artificial neural networks in landslide susceptibility modeling: a case study of the Fão River Basin, Southern Brazil. *Natural Hazards*, 99, 1049, 2019. DOI: 10.1007/s11069-010-03795-x
29. PASCALE, Stefania et al. Landslide susceptibility mapping using artificial neural network in the urban area of Senise and San Costantino Albanese (Basilicata, Southern Italy). In: *Computational Science and Its Applications–ICCSA 2013: 13th International Conference, Ho Chi Minh City, Vietnam, June 24–27, Proceedings, Part IV 13*. Springer Berlin Heidelberg, 473-488. 2013.
30. PHAM, B.T., BUI, D.T., PRAKASH, I., DHOLAKIA, M. Rotation forest fuzzy rule-based classifier ensemble for spatial prediction of landslides using GIS. *Nat. Hazards* 83, 97–127. 2016. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2304-2>
31. PHAM, B.T., BUI, D.T., PRAKASH, I., NGUYEN, L.H., DHOLAKIA, M. A comparative study of sequential minimal optimization-based support vector machines, vote feature intervals, and logistic regression in landslide susceptibility assessment using GIS. *Environmental Earth Sciences* 76, 371. 2017. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6689-3>
32. PRADHAN, B.; LEE, S. Regional landslide susceptibility analysis using back-propagation neural network model at Cameron Highland, Malaysia. *Landslides*, v. 7, n. 1, p. 13–30, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10346-009-0183-2>
33. QGIS Development Team. **QGIS Geographic Information System** (versão 3.30). 2023. Disponível em: <<http://qgis.osgeo.org>>.

34. 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. XIX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2910-2913. 2019a.
35. QUEVEDO, R. P., GUASSELLI, L. A., DE OLIVEIRA, G. G., & RUIZ, L. F. C. Modelagem de Áreas Suscetíveis a Movimentos de Massa: Avaliação Comparativa De Técnicas De Amostragem, Aprendizado de Máquina e Modelos Digitais de Elevação. *Revista Geociências*, 38(3), 781-795. 2019b. <https://doi.org/10.5016/geociencias.v38i3.14019>
36. REICHENBACH, P., ROSSI, M., MALAMUD, B., MIHIR, M., GUZZETTI, F. A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth Sci. Rev.* 180, 60–91. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
37. RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536, 1986. DOI: <https://doi.org/10.1038/323533a0>
38. SIG SC. Metadados Matriciais v1 [Recurso eletrônico]. Santa Catarina, Brasil: Secretaria de Estado da Administração, 2017. Disponível em: http://sigsc.sc.gov.br/1_Metadados_Matriciais_v1.pdf. Acesso em: 31 de jul. de 2023.
39. SOBREIRA, F. G.; SOUZA, L. A. de. Cartografia geotécnica aplicada ao planejamento urbano. *Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental*, v. 2, n. 1, p. 79-97, 2012.
40. TIEN BUI, D., TUAN, T.A., HOANG, N.-D., THANH, N.Q., NGUYEN, D.B., VAN LIEM, N., PRADHAN, B., Spatial prediction of rainfall-induced landslides for the Lao Cai area (Vietnam) using a hybrid intelligent approach of least squares support vector machines inference model and artificial bee colony optimization. *Landslides* 14 (2), 447–458. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10346-016-0711-9>
41. ULLAH, K., WANG, Y., ZHICE FANG, Z., WANG L., RAHMAN, M. Multi-hazard susceptibility mapping based on Convolutional Neural Networks, *Geoscience Frontiers*, Volume 13, Issue 5, 2022,101425, ISSN 1674-9871. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2022.101425>.
42. WANG, D., PU, R., GONG, P., YANG, R. Predicting forest yield with an artificial neural network and multiple regression. *Chinese University of Hong Kong, Hong Kong*. 771–780. 1995.
43. WANG, Y.; FANG, Z.; HONG, H. Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China. *Science of the total environment*, v. 666, p. 975-993, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.263>
44. WIDROW, B.; HOFF, M. E. Adaptive Switching Circuits. In: IRE WESCON CONVENTION RECORD, New York: IRE Part, 1960. 96– 104.
45. YAO, J., QIN, S., QIAO, S., LIU, X., ZHANG, L., & Chen, J. Application of a two-step sampling strategy based on deep neural network for landslide susceptibility mapping. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 81(4), 148. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10064-022-02615-0>
46. ZÊZERE, J. L., PEREIRA, S., MELO, R., OLIVEIRA, S. C., & GARCIA, R. A. Mapping landslide susceptibility using data-driven methods. *Science of the total environment*, 589, 250-267. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.02.188>.
47. ZHU, A.X., MIAO, Y., WANG, R., ZHU, T., DENG, Y., LIU, J., HONG, H. A comparative study of an expert knowledge-based model and two data-driven models for landslide susceptibility mapping. *CATENA* 166, 317–327. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.04.003>.



Esta obra está licenciada com uma Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) – CC BY. Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original.

4 ARTIGO 2: MODELAGEM DE SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÃO ATRAVÉS DA ANALISE HIERARQUICA-AHP ASSOCIADA A LOGICA FUZZY.

Neste capítulo, é introduzido o segundo artigo desta dissertação, intitulado: *ANÁLISE DA SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÕES NO CENTRO URBANO DE JOINVILLE, SC, BRASIL*. Este artigo será submetido a Revista Geociências (UNESP), e traz os resultados da etapa 2 deste estudo.

ANÁLISE DA SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÕES NO CENTRO URBANO DE JOINVILLE, SC, BRASIL

ANALYSIS OF FLOOD SUSCEPTIBILITY IN THE URBAN CENTER OF JOINVILLE, SC, BRAZIL

Renato Ribeiro MENDONÇA¹; Guilherme Garcia de OLIVEIRA¹, Carlos Gustavo TORNQUIST¹

¹Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Av. Bento Gonçalves, 9500 / Prédio 44202 Bairro Agronomia 91501-970 Porto Alegre RS - Agronomia, Porto Alegre - RS, 90501-970. Emails: renatormendonca@gmail.com; g.g.oliveira10@gmail.com; carlos.tornquist@ufrgs.br

Introdução
Materiais e Métodos
Definição da Área de Estudos
Mapa de Padrões de Relevo
Variáveis Morfométricas
Lógica Fuzzy
Análise Hierárquica – AHP
Validação
Resultados e Discussões
Conclusões
Agradecimentos
Referências

RESUMO – O objetivo deste estudo foi modelar a suscetibilidade a inundações (MSI) no centro urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão. Diversos métodos para determinação da suscetibilidade são encontrados na literatura destacando-se modelos estatísticos e probabilísticos. Devido a inexistência de dados de monitoramento de rios no município, optou-se pelo uso do Processo de Hierarquia Analítica –AHP, atribuindo-se pesos as variáveis que se julga afetar a inundação na área de estudo, sendo estas: Mapa de Padrões de Relevo, Distância Vertical entre Canais de Drenagem (VDCN), Declividade e Distância Horizontal entre Canais de Drenagem (HDCN). O mapa de Padrões de Relevo foi gerado através da compartimentação da área de estudo, utilizando informações de Altimetria, Declividade, Geologia e Pedologia. As demais variáveis, foram obtidas por geoprocessamento de MDE com resolução de 1m. As variáveis foram escalonadas para intervalo de 0 a 1 através da Lógica Fuzzy possibilitando a soma destas. A matriz pareada indicou maior peso para a variável Relevo, seguido de VDCN e Declividade empatados entre si e por último HDCN. A Razão de Consistência mostrou uma relação coerente entre as variáveis (RC<10%). Conclui-se que a variável relevo foi importante para melhor classificação da suscetibilidade em áreas aplainadas como as do município.

Palavras-chave: Suscetibilidade a Inundações; Análise Hierárquica-AHP; Lógica Fuzzy; Geoprocessamento

ABSTRACT - The aim of this study was to model flood susceptibility (MSI) in the urban center of Joinville/SC and its expansion areas. Various methods for determining susceptibility are found in the literature, with statistical and probabilistic models being prominent. Due to the absence of river monitoring data in the municipality, the Analytic Hierarchy Process (AHP) method was chosen, assigning weights to variables believed to affect flooding in the study area, namely Relief Pattern Map, Vertical Distance between Drainage Channels (VDCN), Slope, and Horizontal Distance between Drainage Channels (HDCN). The Relief Pattern Map was generated by segmenting the study area using Altitude, Slope, Geology, and Soil information. The other variables were obtained through geoprocessing of a 1m resolution DEM. The variables were scaled to a range of 0 to 1 using Fuzzy Logic, enabling their summation. The paired matrix indicated a higher weight for the Relief variable, followed by VDCN and Slope, which were tied, and finally HDCN. The Consistency Ratio showed a coherent relationship between the variables (CR <10%). It is concluded that the relief variable was important for the better classification of susceptibility in flat areas like those in the municipality.

Keywords: Flood Susceptibility; Analytic Hierarchy Process (AHP); Fuzzy Logic; Geoprocessing.

4.1 INTRODUÇÃO

No decorrer de sua história, o município de Joinville, em Santa Catarina (SC), tem sido frequentemente confrontado com episódios de inundações, cujo aumento em número e intensidade é atribuído ao

crescimento populacional e à expansão urbana em áreas suscetíveis (Campioli & Vieira., 2019). De acordo com o autor, em 1995, Joinville passou por um desastre significativo causado pelo rompimento da

barragem do Rio Cubatão do Norte devido a um grande volume de água precipitada. O incidente resultou em três mortes, 152 feridos e uma série de consequências devastadoras, incluindo milhares de desabrigados e desalojados, casas destruídas e danificadas, além de danos a pontes, estradas e prédios públicos. A infraestrutura foi gravemente afetada, com árvores caídas e a interrupção do abastecimento de água potável. O prejuízo total foi estimado em aproximadamente 46 milhões de reais, de acordo com a Defesa Civil (2011).

Conforme Tucci (2004) descreve, o fenômeno das inundações ocorre quando as águas de rios, riachos e sistemas de drenagem pluvial transbordam de seus leitos devido à incapacidade de transporte desses sistemas. Isso resulta na submersão de áreas utilizadas pela população para diversos fins, como habitação, transporte (ruas, estradas e calçadas), lazer, comércio, indústria, entre outros. A Classificação e Codificação Brasileira de Desastres (COBRADE) define inundações como o fenômeno que resulta na submersão de áreas que normalmente não estão debaixo d'água, ocorrendo fora dos limites regulares de cursos de água. Essa submersão gradual é geralmente desencadeada por chuvas prolongadas em regiões de planície.

Uma abordagem altamente eficaz para reduzir os impactos de desastres relacionados a inundações e para fornecer uma base técnica sólida para as decisões governamentais sobre o uso e ocupação sustentável do território municipal é a análise da suscetibilidade a inundações. Jacinto et al. (2015) define suscetibilidade a inundações como a propensão de uma área a ser afetada por processos de inundações, sendo esta propensão determinada pelas características intrínsecas do território, como inclinação, geologia, rede fluvial e uso da terra.

Conforme destacado por Das (2019), a

avaliação da suscetibilidade a inundações tem o potencial não apenas de minimizar perdas humanas associadas a esse fenômeno, mas também de mitigar os prejuízos econômicos resultantes. O autor destaca que diversas abordagens que se apoiam no sensoriamento remoto têm demonstrado êxito na composição de modelo de suscetibilidade a inundações (MSI). De acordo com Levy et al. (2007), dentre os métodos utilizados por pesquisadores para estudo de MSI, destaca-se os modelos estatísticos e os probabilísticos. Kaya & Derin (2023) trazem que os métodos frequentemente empregados na avaliação da suscetibilidade a inundações na literatura incluem métodos de tomada de decisão multicritério (MCDM), modelos hidrológicos baseados em princípios físicos, métodos estatísticos e uma variedade de métodos computacionais.

Como exemplos de métodos de modelagens a inundações, Namara et al. (2022), mapeou inundações na planície de Awash Bello, Etiópia, usando os modelos HEC-RAS e HEC-HMS. Tehrany et al. (2014) empregaram o modelo de Pesos de Evidência (WoE) para avaliar o impacto dos fatores condicionantes nas enchentes, reclassificando-os com base nos pesos atribuídos e incorporados ao modelo de Máquina de Vetores de Suporte (SVM) para analisar a relação entre as enchentes e cada um dos fatores. Ahmad et al. (2022) utilizou Redes Neurais Artificiais (RNA) e Árvores de Decisão - Random Forest (RF) em comparação a um modelo de chuva-vazão. Contudo, é importante frisar que ainda não existe um consenso claro acerca do método mais eficaz, tornando essencial a análise criteriosa para determinar qual abordagem é mais apropriada para cada região específica (DAS, 2019).

Em 2015, o Serviço Geológico do Brasil (SGB-CPRM), em parceria com o Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT)

publicou a Carta de Suscetibilidade a Movimentos Gravitacionais de Massa e Inundações para Joinville/SC em escala de semidetalhe: 1:25.000 (IPT, 2015). O resultado mostra que 12,3% da área total do município possui suscetibilidade alta a movimentos de massa gravitacionais e 15,3% suscetibilidade alta para inundações. O modelo utilizado para definição das áreas suscetíveis a inundações foi o Height Above the Nearest Drainage-HAND (Rennó et al., 2008). O método consiste em avaliar a elevação de um ponto em relação à rede de drenagem mais próxima, em padrões de relevo naturalmente suscetíveis a inundações. Importante ressaltar, que, esta metodologia, visa uma aplicação em diversos regimes geomorfológicos e hidrológicos de forma expedita, de maneira que se atenda todo território nacional de forma expedita, tratando-se de um programa institucional do SGB-CPRM (Conceição & Simões, 2019).

Conforme mencionado por Miranda (2019), muitos Modelos de Suscetibilidade de Inundações (MSI) na literatura incorporam uma ampla gama de informações, incluindo dados hidrológicos, climáticos e topográficos como entradas. O autor também resalta que uma maneira eficaz de lidar com a complexidade na escolha dessas entradas é por meio da aplicação do processo de hierarquia analítica, ou Analytic Hierarchy Process - AHP (Saaty, 1977). O método AHP é uma abordagem que pode auxiliar na tomada de decisões, tornando mais fácil a seleção das variáveis de entrada mais apropriadas para o modelo. A utilização do método AHP em conjunto com variáveis que influenciam diretamente o processo de inundação em Joinville pode ser particularmente vital quando se considera a implementação de um MSI na zona urbana do município e suas áreas de expansão. Isso ocorre porque o município carece de estações de

monitoramento operacionais em seus cursos d'água, resultando na escassez de um histórico de dados para monitoramento hidrológico.

O Método AHP é uma das várias abordagens dentro da MCDM, que oferece uma compreensão abrangente de problemas complexos e auxilia no processo decisório (Saaty, 1977). Este método possui a habilidade de traduzir preferências individuais em pesos, por meio de uma estrutura matemática que envolve matrizes e autovetores. Esses índices permitem a ordenação dos critérios em análise, proporcionando orientação ao tomador de decisões. Para alcançar tal propósito, o método opera em três funções fundamentais: a estruturação da complexidade do problema, a mensuração em escala e a síntese do tópico (Forman & Gass, 2001).

No contexto do método AHP, é de suma importância empregar a lógica Fuzzy para estabelecer associações entre as variáveis de entrada de um MSI. Segundo Katinsky (1994) a Lógica Fuzzy pode ser definida como a parte da lógica matemática dedicada aos princípios formais do raciocínio incerto ou aproximado, portanto mais próxima do pensamento humano e da linguagem natural. Silva (2005) traz que ao contrário da lógica Booleana, que possui os estados verdadeiro ou falso, a Lógica Fuzzy trata de valores verdade que variam continuamente no intervalo de 0 a 1, ou seja, indicam o grau de pertinência de um dado elemento a um determinado conjunto. A lógica Fuzzy desempenha um papel crucial ao transformar os mapas de entrada, harmonizando-os em uma escala de valores uniforme. É por isso que esse procedimento é também conhecido como "escalamento das variáveis de entrada", o que, por sua vez, possibilita a execução da álgebra de mapas.

A combinação dessas duas metodologias é amplamente empregada na obtenção de MSI em diversos estudos.

Ramos et al. (2017), propôs uma metodologia para mapear a vulnerabilidade a inundações em diferentes estágios do gerenciamento de desastres na cidade de Igrejinha, RS. Foram utilizados 10 indicadores distribuídos em 3 dimensões de vulnerabilidade, que foram mapeados usando o método de mapeamento assimétrico. Através do processo de hierarquia analítica (AHP), 21 especialistas atribuíram pesos aos indicadores em duas fases do gerenciamento de desastres: resposta e recuperação. Foram criados mapas comparativos usando ferramentas de geoprocessamento em Sistemas de Informação Geográfica. Os resultados destacam diferenças entre as fases de resposta e recuperação, tanto nas dimensões quanto no mapa final de vulnerabilidade a inundações.

Rezende et al. (2017) utilizaram o método para análise de risco a inundações no centro urbano de Paracatu-MG. As áreas de risco alto e muito alto estão localizadas no sul da cidade e apresentam como principais características a urbanização acentuada, baixas declividades e relevo plano, sendo estes os fatores primordiais que contribuem para ocorrência de inundações. De forma equivalente, Miranda et al. (2019) faz uma modelagem espacial da vulnerabilidade a inundações em ambientes mistos na capital Cuiabá-MT. A autora usa a classificação e a comparação propostas pelo método AHP nos fatores de declividade, geologia, altimetria e uso do solo. A sobreposição dos mapas e os devidos pesos geraram um mapa final de suscetibilidade a inundações do município. Conceição & Simões (2019) apresentaram um modelo de suscetibilidade a inundações com aplicação da técnica AHP associada a Lógica Fuzzy com o fim de aprimoramento do modelo já utilizado pelas cartas de

suscetibilidade do SGB/CPRM. O resultado mostrou melhora importante nas classes de inundações principalmente em áreas de alto curso de drenagem, onde a suscetibilidade à inundações é bastante reduzida devido ao relevo íngreme e elevado.

Especificamente em Joinville, Campioli & Vieira (2019) fazem uma abordagem da metodologia AHP associada a lógica Fuzzy para estudo de suscetibilidade na bacia hidrográfica do rio Cubatão do Norte com históricos de inundações registrados pela Defesa Civil de Joinville. Para ponderação, os autores utilizaram as variáveis de hipsometria, declividade, uso do solo, pedologia e geologia. Os resultados deste trabalho mostraram que as variáveis que mais influenciaram a suscetibilidade à inundações foram a hipsometria e a declividade. A pedologia, uso do solo e geologia tiveram menor peso de influência, sendo a geologia o fator que menos preponderou. As áreas de maior risco a inundações compreenderam as macrozonas de maior densidade populacional situadas nas áreas de baixa altitude e declividade, associadas a cambissolos flúvicos, depósitos fluviais de planície de inundações e áreas urbanizadas.

Por fim, para aprimorar os resultados já alcançados no município e viabilizar a implementação de um MSI com uma abordagem mais detalhada, o presente estudo propõe estudo de suscetibilidade para a zona urbana de Joinville e suas áreas de expansão. Essa abordagem é baseada na combinação do método de Análise Hierárquica (AHP) com a Lógica Fuzzy, visando contribuir para uma compreensão mais abrangente dos fatores que influenciam a suscetibilidade às inundações nessa região do município.

4.2 MATERIAIS E MÉTODOS

O MSI proposto por este trabalho seguiu os seguintes passos metodológicos para sua confecção: i) definição da área de estudo; ii) elaboração do mapa de Padrões de Relevo; iii) extração de variáveis morfométricas que se relacionem com processos de inundações a partir de um modelo digital do terreno; iv) escalonamento das variáveis de entrada através da lógica Fuzzy; v) ponderação dos pesos

das variáveis por meio do processo de hierarquia analítica - AHP; vi) álgebra de mapas para geração do índice de suscetibilidade a inundações; vii) reclassificação da imagem resultante em classes de suscetibilidade a inundações; viii) validação dos resultados com dados de ocorrências de inundações. O fluxograma da metodologia aqui descrita é apresentado na Figura 4.1.

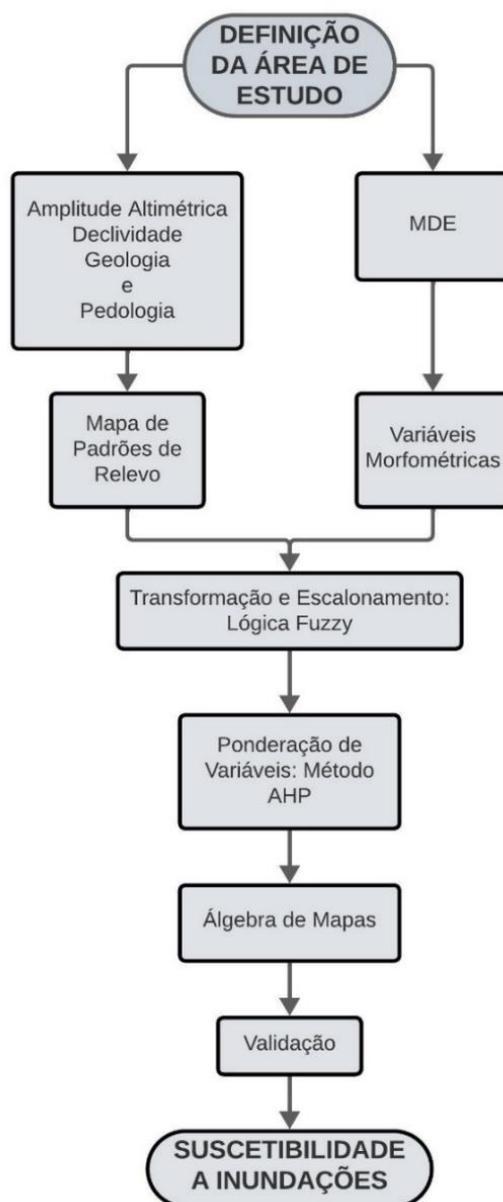
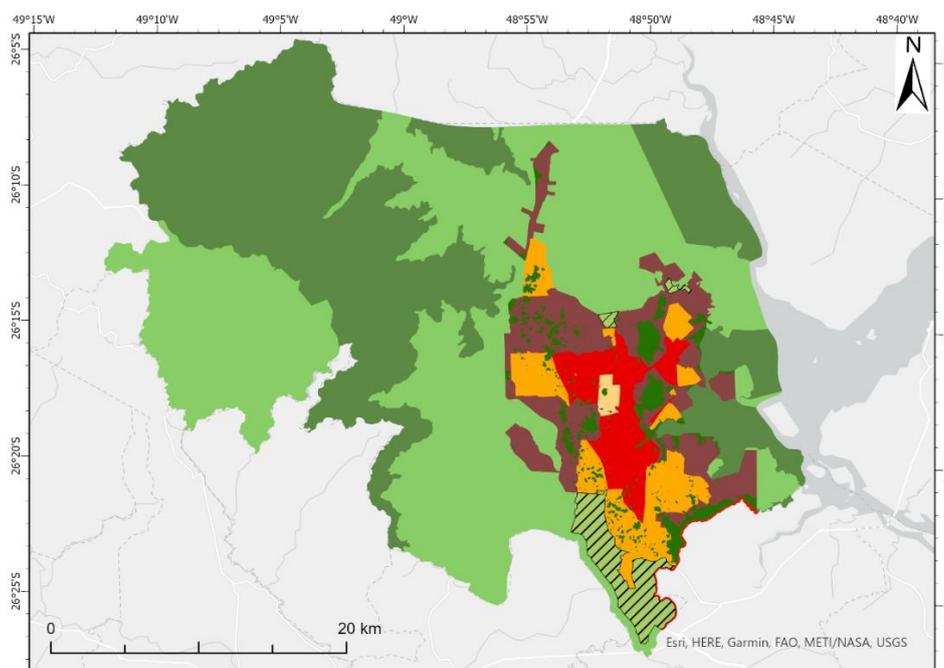


Figura 4.1 - Fluxograma metodológico proposto para obtenção de modelo a suscetibilidade de inundações do centro urbano de Joinville-SC

4.2.1 Definição da Área de Estudo

O município de Joinville se encontra ao norte do estado de Santa Catarina pertencendo à Mesorregião Norte Catarinense. Possui população estimada em torno de 630 mil habitantes conforme dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE., 2023). Sendo assim, é o município com maior população de seu estado e a terceira maior da região sul do país, atrás apenas das capitais Curitiba e Porto Alegre. Possui PIB per capita de R\$ 58.476,90 e Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) de 0,809. A área de unidade territorial é de 1.127,94 km², sendo 48% destas, urbanizadas segundo o IBGE.

Para a delimitação da área de interesse para estudo selecionou-se a zona urbana de Joinville e suas áreas de expansão. Para reconhecimento das áreas de expansão, buscou-se os dados referentes ao Plano Diretor Municipal de Joinville e o Zoneamento Urbano Municipal. A lei municipal LC 470/2017 – Lei de Ordenamento Territorial traz as áreas de adensamento urbano, expansão e preservação. Excetuou-se as áreas de preservação ambiental permanentes e Áreas de Conservação (UCs). O Macrozoneamento do município é demonstrada na Figura 4.2.



Mapa de Macrozoneamento Urbano e Rural: LC 470/2017 - Lei de Ordenamento Territorial

Macrozonas

- Área Rural de Proteção Ambiental - ARPA
- Área Rural de Utilização Controlada - ARUC
- Área Urbana de Adensamento Controlada - AUAC
- Área Urbana de Adensamento Espacial - AUAE
- Área Urbana de Adensamento Prioritário - AUAP
- Área Urbana de Adensamento Secundário - AUAS
- Área Urbana de Proteção Ambiental - AUPA

Áreas de Expansão Urbana:

- AEU NORTE
- AEU LESTE
- AEU SUL

Fonte das áreas: Portal SIMGeo Joinville.

Figura 4.2 - Mapa de Macrozoneamento Urbano e Rural de Joinville. Lei de Ordenamento Territorial LC 470/2017. Fonte: Organizado pelo autor.

A soma das áreas de adensamento urbano e de expansão delineadas pelo Zoneamento Urbano Municipal é apresentada na Figura 4.3, representando a Área de Interesse (AI) para o estudo do MSI proposto neste trabalho. É fundamental ressaltar que esta área está situada entre as

bacias dos rios Palmital, Cubatão, Cachoeira, Piraí. Bem como os rios que compõe as Vertente Leste e Vertente Sul da Baía da Bapitonga. A dinâmica fluvial destas bacias desencadeia os processos de inundação no município. A disposição espacial dessas bacias em relação à AI é ilustrada na Figura 4.4.

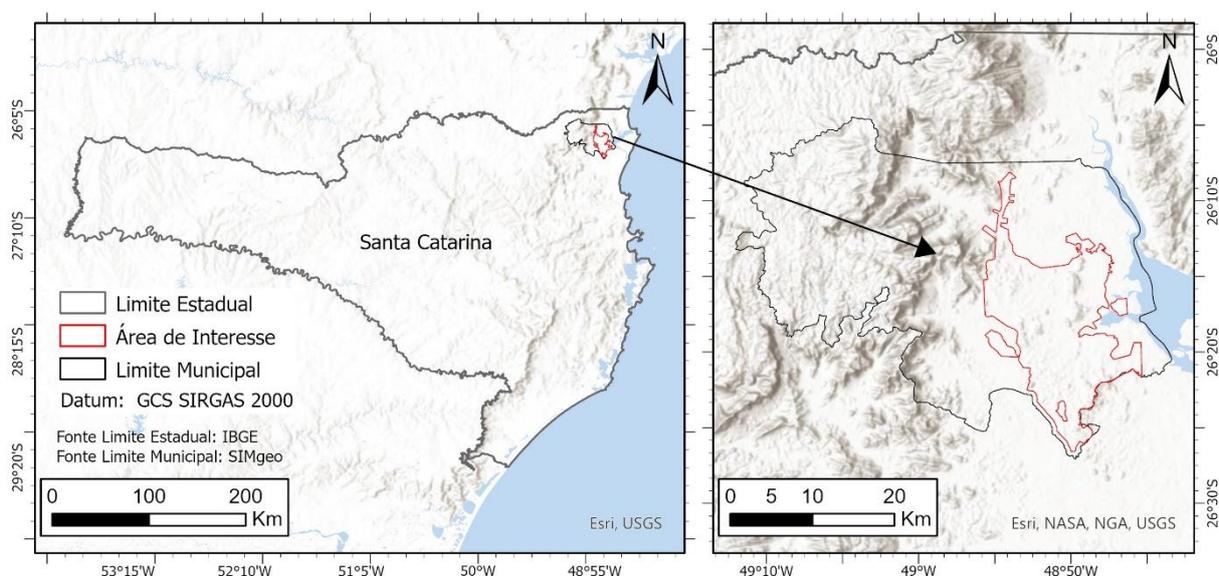


Figura 4.3 - Área de interesse (AI) para desenvolvimento do MSI. Organizado pelo autor.

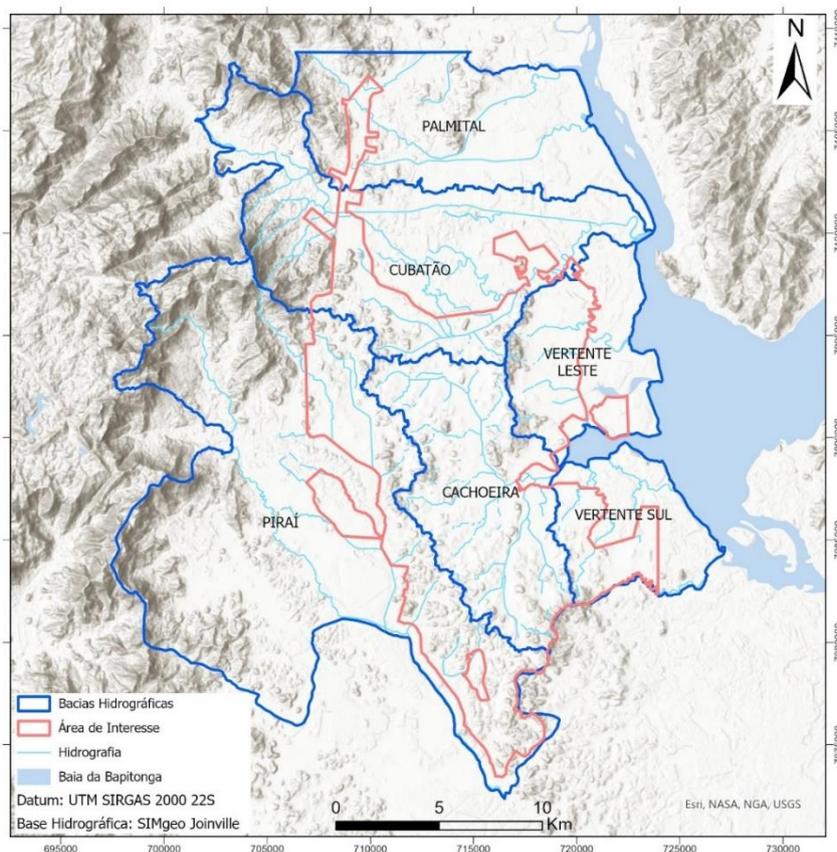


Figura 4.4 - Bacias que compõe a Área de Interesse. Fonte: Organizado pelo autor.

4.2.2 Mapa de Padrões de Relevo

A abordagem adotada para obter o mapa de padrões de relevo segue a metodologia apresentada por Dantas (2016) e Dantas et al. (2020). A metodologia se baseia nos pressupostos de Ab'Saber (1969) em se fazer uma análise aplicadas aos estudos ambientais em três fatores: a delimitação da segmentação morfológica dos terrenos, a análise da configuração superficial das paisagens e a investigação da fisiologia da própria paisagem. Esta metodologia foi desenvolvida no âmbito do Programa para Geodiversidade do Brasil (SGB-CPRM) com fim de subsidiar uma compartimentação geomorfológica em escala de semidetalhe a detalhe. Conforme Dantas (2020), de maneira geral, o mapeamento de padrões de relevo corresponde ao terceiro nível hierárquico na metodologia de mapeamento geomorfológico proposta por Ross (1992). Em determinadas situações, características significativas do relevo foram inclusas no mapeamento em escala de semidetalhe, atingindo assim o quarto nível hierárquico.

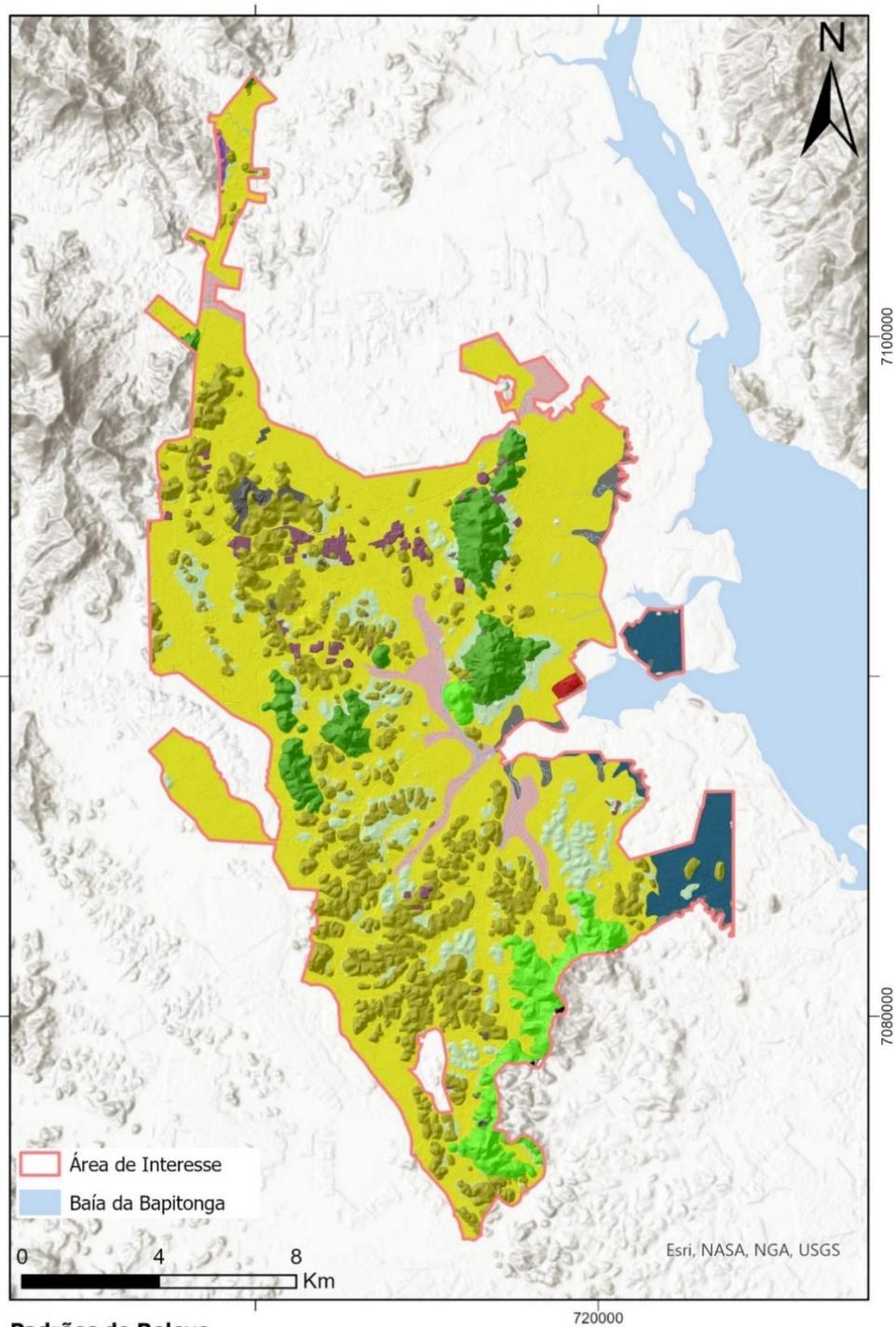
Na prática, a geração do mapa de segmentação é baseada em dados derivados de processamento de Modelo Digital de Elevação (MDE), que são cruzados com informações preexistentes: Mapa de Solos, Mapas Geológicos e similares. O MDE utilizado foi fornecido pela Secretaria de Desenvolvimento Sustentável de Santa Catarina (SIGSC), apresentando uma resolução espacial de 1 metro. Este dado foi reclassificado com base nos limiares de corte topográfico, visando aperfeiçoar a compreensão da elevação do terreno. Para auxiliar a diferenciação das unidades de relevo, o MDE foi processado para obtenção dos dados de declividade e

representação de relevo sombreado. Todos estes processamentos foram executados no ambiente de Sistema de Informação Geográfica (SIG), utilizando o aplicativo ArcGIS PRO 3.01 (Esri, 2023).

O mapa de solos utilizados para a análise foi obtido na base municipal SIMgeo na escala 1:10.000 (Uberti, 2011). O mapa de geologia utilizado foi o desenvolvido no programa de Mapeamento geológico e hidrológico do município de Joinville na escala de 1:50.000 (Iglesias et al., 2021) pelo SGB-CPRM. Por se tratar de uma área majoritariamente plana, foi utilizado o mapa geológico do quaternário costeiro dos estados de Santa Catarina e do Paraná (Martin et al., 1988) para separação dos compartimentos fluviais que compõe as unidades de planícies fluviais e os terraços.

Após a obtenção dos dados morfométricos e informações qualitativas do terreno, o passo subsequente envolveu a identificação dos padrões de relevo de acordo com as diretrizes do manual do SGB/CPRM, conforme descrito por Dantas (2016). O mapa desenvolvido é apresentado na Figura 4.5 e será usado como variável de entrada para o MSI do município.

Para possibilitar a utilização da variável de padrões de relevo para soma de variáveis, este dado que originalmente foi concebido no formato vetorial, procedeu-se à conversão para o formato de imagem, atribuindo índices às diferentes classes de relevo, em um intervalo de 0,1 a 1, como descrito na Tabela 4.1. As classes de padrão de relevo mais propensas a inundações receberam índices mais elevados. A imagem final é demonstrada na figura 4.6.



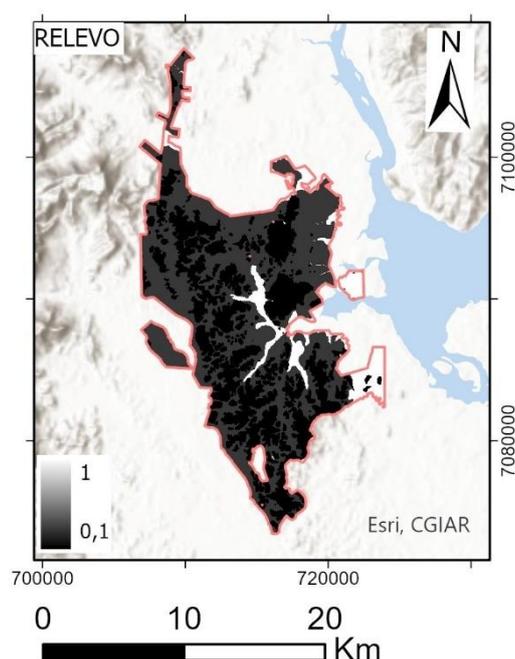
Padrões de Relevô

- | | |
|--|---|
| ■ Colinas | ■ Planícies fluviomarinhas (mangues) |
| ■ Depósitos Tecnogênicos (aterros sanitários) | ■ Rampas de Colúvio/Depósitos de Tálus |
| ■ Escarpas de Borda de Planalto | ■ Sambaquis |
| ■ Formações Tecnogênicas (esplanadas de desmonte de morros) | ■ Terraços Fluviais |
| ■ Formações Tecnogênicas (terrenos alterados pela atividade de mineração) | |
| ■ Morros Altos | |
| ■ Morros baixos | |
| ■ Morrotes | |
| ■ Planícies Fluviodeltaicas (brejos) | |
| ■ Planícies de Inundação (Várzeas) | |

Figura 4.5 - Mapa de Padrões de Relevô de Joinville, SC, Brasil. Fonte: Organizado pelo autor.

Tabela 4.1 - Pesos atribuídos a cada Classe de Padrão de Relevo.

Padrões de Relevo	Índice atribuído
Planícies de Inundação (Várzeas), Planícies Fluviodeltaicas (brejos), Planícies Fluviomarinhas (brejos) e Planícies fluviomarinhas (mangues).	0,9
Terraços Fluviais e Rampas de Aluvio-Colúvio	0,6
Demais padrões	0,1

**Figura 4. 6** - Imagem de padrões de relevo com valores reescalados para o intervalo de 0,1 a 1.

4.2.3 Variáveis Morfométricas

Conforme Tehrany et al. (2013) destacam, que os fatores relacionados à topografia desempenham um papel crucial na modelagem hidrológica, especialmente para identificar áreas suscetíveis a inundações. As variáveis de natureza morfométricas selecionadas para a formulação do modelo proposto neste estudo são ilustrados na Figura 4.7 e resultam de

geoprocessamento do MDE por meio do software ArcGIS PRO 3.01 (Esri, 2023). Estes atributos incluem Declividade, Distância Horizontal entre Linhas de Drenagem (HDCN) e Diferença Vertical entre Linhas de Drenagem (VDCN), sendo esta última variável, análoga ao modelo HAND proposto por Rennó et al. (2008)

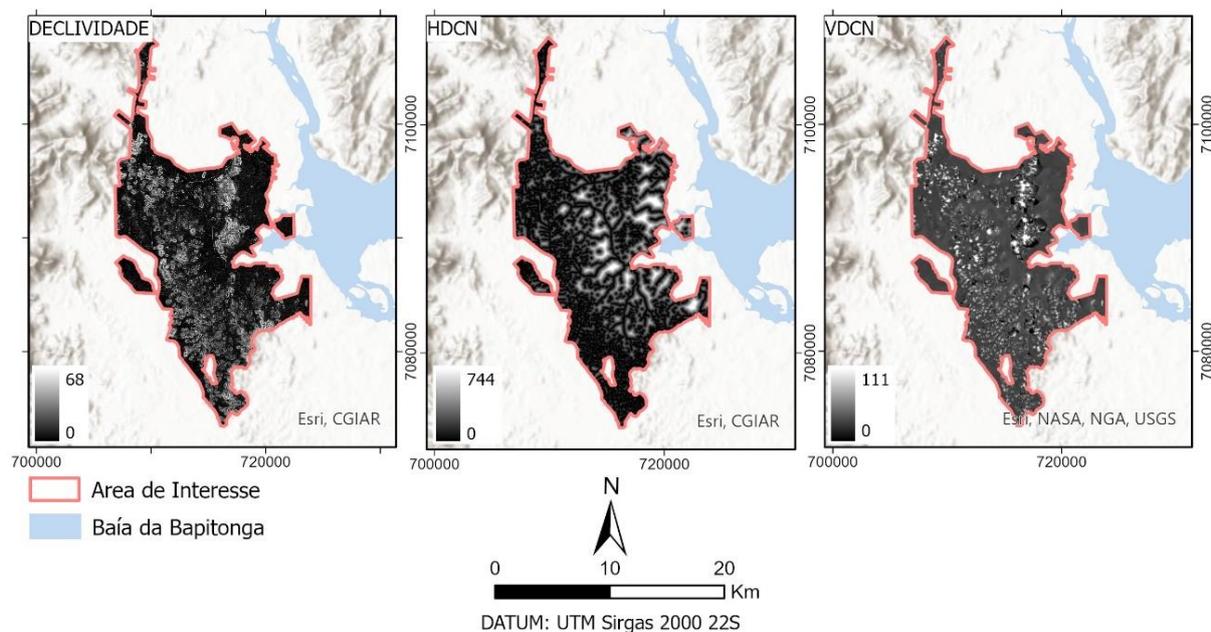


Figura 4.7 - Variáveis Morfométricas considerados para o modelo de suscetibilidade a inundações (MSI). Organizado pelo autor.

4.2.4 Lógica Fuzzy

Para diminuir a subjetividade do processo de cruzamento de dados e possibilitar a álgebra de mapas originalmente em diferentes domínios numéricos, aplicou-se a Lógica Fuzzy para

escalonar as variáveis matriciais selecionada para estudo para o mesmo intervalo de valores. O método utilizado foi o linear, através do SIG ArcGIS PRO 3.01 (Esri, 2023) para que estes apresentem valores no intervalo de 0 a 1. O resultado é demonstrado na Figura 4.8

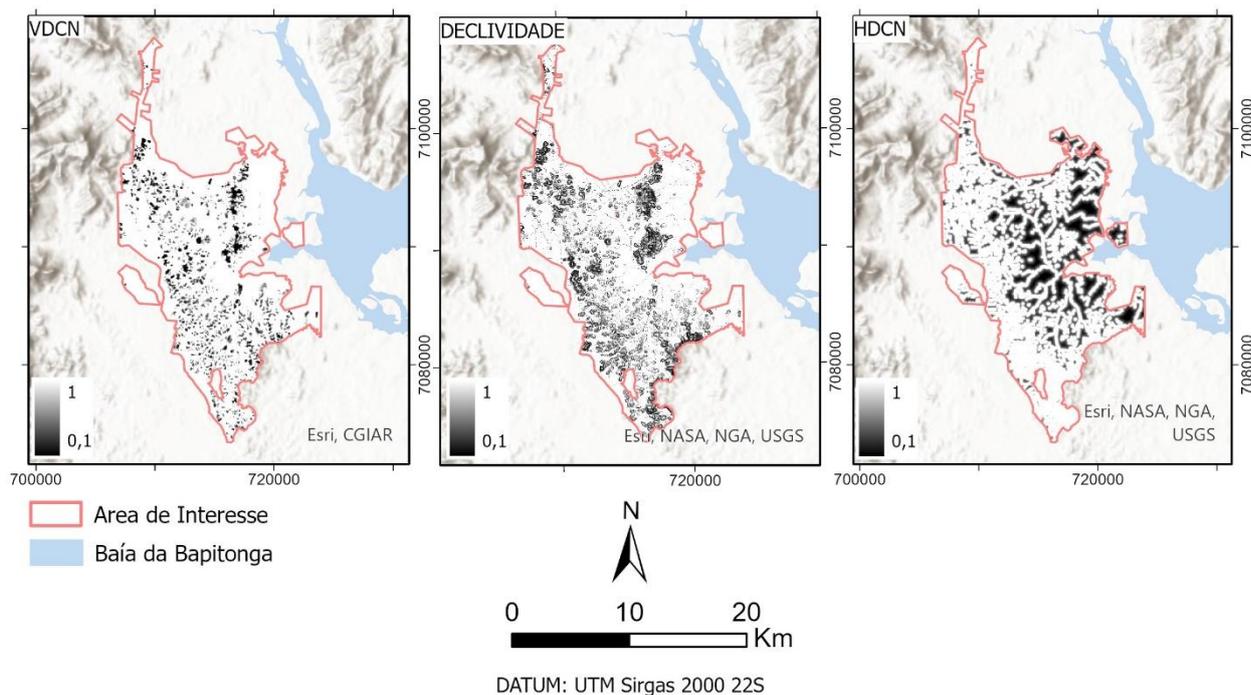


Figura 4.8 - Variáveis consideradas para o MSI escalonadas pela lógica Fuzzy. Organizado pelo autor.

4.2.5 Processo de Hierarquia Analítica - AHP

Para aplicar o método AHP, o primeiro passo consiste na construção de uma matriz quadrada de comparação em pares, com dimensões $n \times n$, na qual as linhas e colunas são reservadas para representar os critérios em consideração. O resultado dessa comparação reflete a importância relativa de cada critério em relação a todos os outros critérios presentes. A avaliação comparativa dos critérios é realizada utilizando uma escala de julgamento que varia de 1 a 9. Nessa escala, o valor 1 indica o menor grau de importância, enquanto o valor 9 representa a máxima relevância atribuída a um critério, conforme exemplificado na Tabela 4.2. De acordo com o descrito no trabalho de Conceição & Simões (2019), a partir de cada comparação realizada, são obtidos os autovetores, os quais fornecem orientação sobre o grau de relevância relativa de cada tema considerado dentro do contexto analisado.

Tabela 4.2 – Escala de Julgamento

Valor	Definição
1	Elementos iguais
3 ou 1/3	Fraca importância de um elemento sobre outro
5	Importância forte de um elemento sobre outro
7	Importância muito forte de um elemento sobre outro
9	Importância extrema de um elemento sobre outro

2,4,6,8 Valores intermediários entre dois julgamentos adjacentes

Fonte: Schmidt (1995) segundo Conceição & Simões (2019).

Após o julgamento da importância relativa de cada uma das variáveis, faz-se a matriz de comparação pareada exemplificada pela tabela 4.3. O cálculo auto vetor (W) da matriz por álgebra linear traz os pesos para cada classe que se pretende utilizar.

Tabela 4.3 – Exemplo de Matriz de Comparação Pareada.

Indicador de Vulnerabilidade	C1	C2	C3	...	CN
C1	1	C2/C1	C3/C1	...	CN/C1
C2	C1/C2	1	C3/C2	...	CN/C2
C3	C1/C3	C2/C3	1	...	CN/C3
C4	C1/C4	C2/C4	C3/C4	...	CN/C4
CN	CM/C1	CM/C2	CM/C3	...	1

Fonte: Adaptado de Saaty (1977).

Logo após o cálculo da matriz é necessária fazer a avaliação de consistência dos resultados para verificar se há inconsistências na análise. Essa verificação é feita por meio do cálculo do Índice de Consistência (IC) e da Razão de Consistência (RC).

O trabalho de Campioli & Viera (2019) traz que o Índice de consistência (IC) prevê uma boa estimativa em relação aos pesos resultantes do AHP, sendo necessário verificar se o valor do autovalor máximo da matriz está próximo do número de indicadores utilizados para o cálculo. Para essa verificação, utiliza-se a equação 1:

$$IC = \lambda_{max} - \frac{n}{n-1} \quad (1)$$

em que: $\lambda_{máx}$ = máximo autovalor; e n = número de indicadores.

Tabela 4.4– Valores de Índices Randômicos (RI).

n	1	2	3	4	5	6	7
RI	0,00	0,00	0,58	0,90	1,12	1,24	1,41

Fonte: Adaptado de Saaty (1977).

Conhecendo os valores de IC e IR, pode-se calcular o valor de RC que deve ser inferior a 0,10 (10%) para que haja consistência dos dados. O cálculo da Razão de Consistência é obtido pela equação 2.

$$RC = \frac{IC}{IR} \quad (2)$$

em que: IC = Índice de Consistência e IR= Índice Randômico.

Por fim, para se obter o MSI, se realiza uma soma ponderada através de Álgebra de Mapas em ambiente SIG pela equação (3):

$$MSI = \sum C_N * W_N \quad (3)$$

Em que, MSI = Suscetibilidade a inundações, C_N é a variável de entrada escalonada e W_N é o peso do autovetor

Para o cálculo da Razão de Consistência, é preciso usar o valor do Índice Randômico (IR), extraído da tabela de valores para matrizes quadradas de ordem n obtido de acordo com o número de parâmetros utilizados para o cálculo AHP. A Tabela 4.4 traz os valores para os Índice Randômico (Saaty, 1977).

calculado na matriz de comparação pareada. O produto desta soma ponderada é uma imagem apresentando um índice de 0 a 1. Para representação da suscetibilidade, esta imagem foi reclassificada em 5 classes de suscetibilidade. Conforme Das (2019), a maioria dos pesquisadores define os limites das classes com base em sua própria opinião de especialista, e não há uma regra específica para a classificação automática (Ayalew et al., 2004; Kayastha et al., 2013). Portanto, para este estudo adota-se o desvio quartílico de forma análoga a Conceição & Simões (2017).

4.2.6 Validação

Para validação dos resultados, buscou-se na literatura dados especializados sobre inundações. Em 2018, o SGB-CPRM realizou em Joinville/SC a setorização de áreas de risco obtendo como resultado o reconhecimento de 140 áreas de grau alto e muito alto risco, sendo destas 84 áreas em

risco a deslizamentos e correlatos e 56 áreas em risco devido a eventos de inundações e enxurradas (Bellettini et al., 2018). A classificação do grau de risco das áreas de inundações é feita pela associação da vulnerabilidade das casas dentro de cada área associada à frequência de ocorrência dos processos. Tais classificações são descritas na tabela 4.5. As áreas de inundações reconhecidas pelo SGB-CPRM

dentro da AI são exibidas na Figura 4.7, sendo 18 de Alto Risco (R3) e 35 áreas de Muito Alto Risco (R4) a inundações, totalizando 53 áreas. Importante salientar que as áreas demarcadas pela setorização de risco do SGB-CPRM, seguem classificação de acordo com o proposto pelo Ministério das Cidades e pelo Instituto de Pesquisas Tecnológicas-IPT (2004, 2007). Tal classificação é descrita na Tabela 4.5.

Tabela 4.5 – Classificação dos graus de risco para enchentes e inundações.

Grau de Risco	Descrição
Alto (R3)	Drenagem ou compartimentos de drenagem sujeitos a processos com alto potencial de causar danos. Média frequência de ocorrência (registro de uma ocorrência significativa nos últimos cinco anos) e envolvendo moradias de alta vulnerabilidade.
Muito Alto (R4)	Drenagem ou compartimentos de drenagem sujeitos a processos com alto potencial de causar danos. Alta frequência de ocorrência (pelo menos três eventos significativos em cinco anos) e envolvendo moradias com alta vulnerabilidade.

Fonte: Modificado de Ministério das Cidades e IPT (2004) apud Bellettini et al. (2018).

Silveira (2008) em seu trabalho faz um compilado de ocorrências históricas de inundações no período de 1851 a 2008 no município de Joinville, trazendo uma espacialização de áreas inundadas segundo registros históricos inventariados. Este mapa

é demonstrado na Figura 4.9, e possui coerência e concordância com os dados do SGB-CPRM. Logo, optou-se por usá-los para validação dos resultados do modelo de inundação deste trabalho.

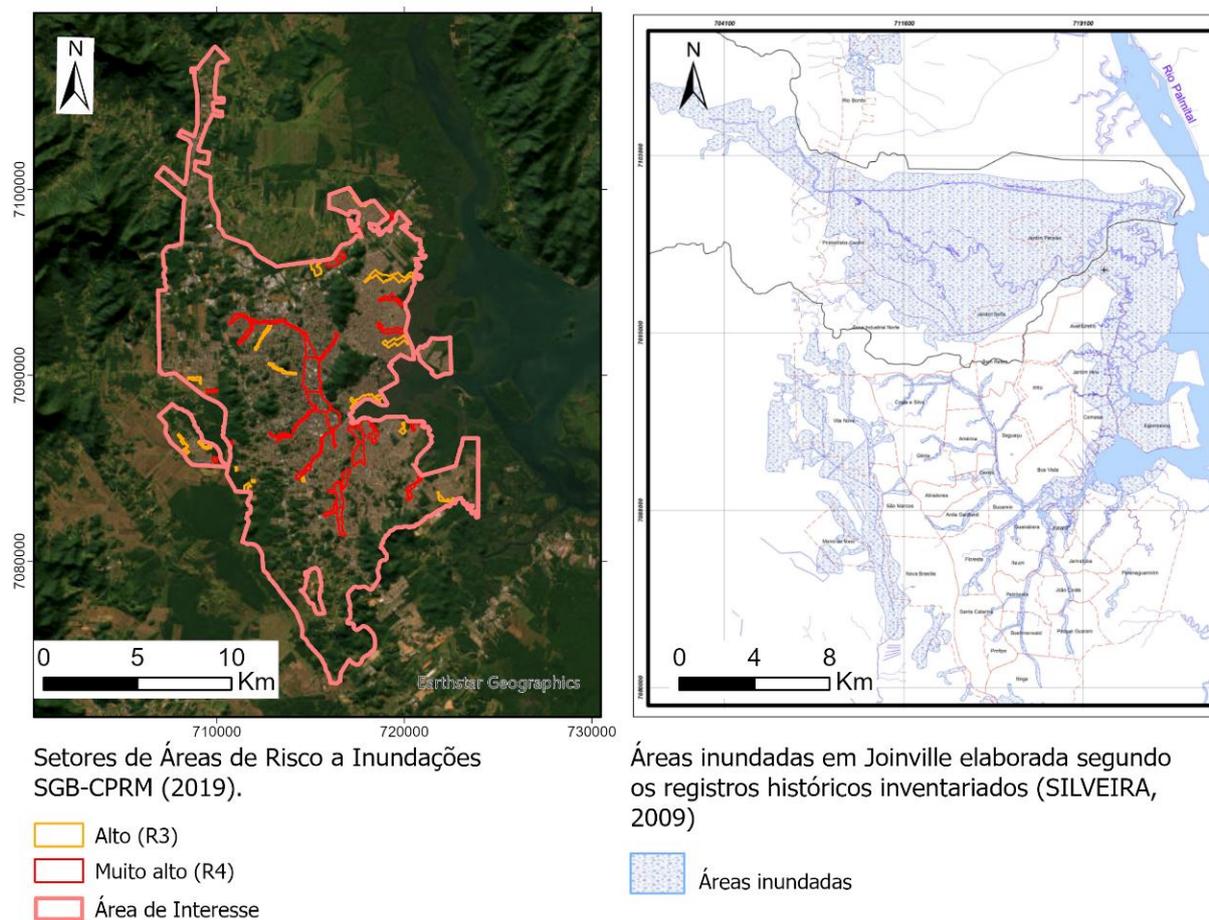


Figura 4.9 - Dados para validação do modelo de inundação: (a) setores de risco reconhecidos pelo SGB-CPRM e (b) áreas inundadas compiladas pelo trabalho de Silveira (2009).

4.3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 4.6 apresenta a matriz de comparação pareada, calculada de acordo com a metodologia proposta por Saaty (1977), incluindo os valores de escala de julgamento recomendados para cada variável. O modelo exibe um melhor ajuste quando se atribui maior importância às variáveis Padrões de Relevo e VDCN, que

são ligeiramente mais relevantes do que a Declividade e mais importantes do que a variável HDCN. Os pesos associados a cada variável foram calculados por meio dos autovetores (W) e estão detalhados na Tabela 4.7. Os índices usados para validar a relação proposta, como IC, IR e RC, também estão apresentados nesta mesma tabela.

Tabela 4.6 – Matriz de comparação pareada calculada conforme Saaty (1977).

Variáveis/Temas	Relevo	VDCH	Declividade	HDCN
Relevo	1	1	2	3
VDCN	1	1	1	2
Declividade	0,5	0,5	1	3
HDCN	0,33	0,33	0,67	1

Tabela 4.7 – Auto vetores (W) calculados e valores de IC e RC para consistência da razão pareada.

Variável	W	n	λ_{max}	IC	IR	RC
Relevo	0,36	4	1,03	0,05	0,9	0,05
VDCN	0,26					
Declividade	0,26					
HDCN	0,12					

Na associação proposta entre as variáveis, o índice RC exibe um valor de 0,05, inferior ao limiar de 10% (0,10) estabelecido por Saaty (1977). Portanto, existe coerência nas interações e nos pesos calculados para o autovetor W. Logo, a

$$MSI = (Relevo * 0,36) + (VDCN * 0,26) + (Declividade * 0,26) + (HDCN * 0,12) \quad (4)$$

A Figura 4.10 exibe a imagem resultante da combinação das variáveis fuzzificadas, onde os valores variam de 0 a 1. Posteriormente, essa imagem foi dividida

em cinco classes de suscetibilidade, utilizando o desvio quartil como critério de associação a cada nível de suscetibilidade.

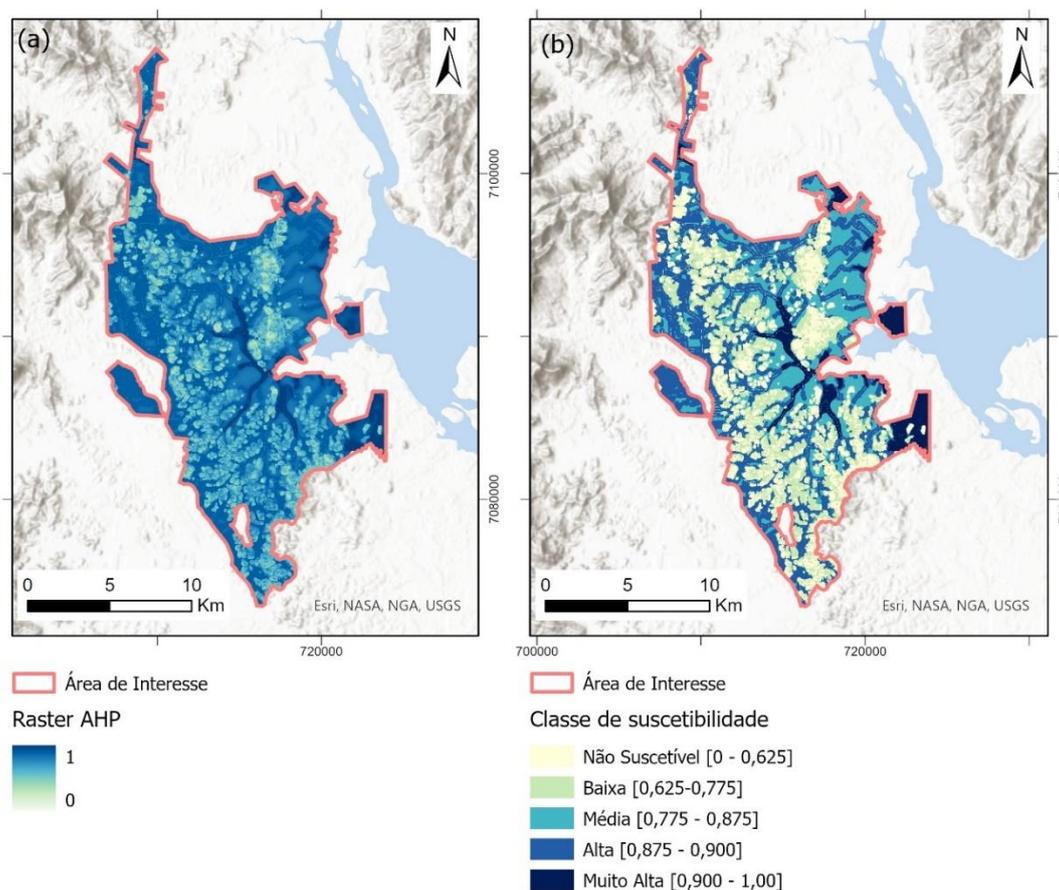


Figura 4.10 - Resultados obtidos após a soma ponderada das imagens fuzzificadas: (a) Imagem gerada após somatório das variáveis com índice 0 a 1; (b) Imagem reclassificada através do desvio quartílico em 5 classes de suscetibilidade.

Fonte: Organizado pelo autor.

Em uma análise inicial, observamos que o modelo em questão classifica como não suscetíveis as áreas de relevo com maiores altitudes, incluindo colinas, morros baixos e morros altos. Esse resultado era esperado e está em concordância com a realidade. O modelo sugere que as áreas propensas a inundações estão relacionadas com os padrões de relevo de menor declividade naturalmente suscetíveis a esses eventos, tais como planícies, terraços fluviais e rampas alúvio e colúvio, conforme também discutido no trabalho de Conceição e Simões (2019). Especificamente, as áreas de planícies de inundação, planícies fluviomarinhas e planícies fluviodeltaicas são classificadas como de muito alta suscetibilidade.

O estudo de Campioli & Vieira (2019) revela que, apesar da influência limitada da geologia na matriz de comparação pareada, as categorias geológicas associadas a áreas planas, como depósitos aluviais, áreas paludosas, regiões flúvio-estuarinas e zonas urbanizadas, afetaram as categorias de suscetibilidade mais elevada. Da mesma forma, o uso do mapa de padrões de relevo neste estudo de MSI oferece uma vantagem significativa, especialmente ao segmentar diversas categorias em regiões planas, incluindo a diferenciação entre terraços fluviais e planícies de inundação. Nesse sentido, o trabalho de Martin et al. (1988) desempenhou um papel fundamental na diferenciação dos graus de suscetibilidade nas áreas planas do município. Em resumo, as áreas de terraços indicadas no mapa de padrões de relevo influenciaram as áreas de suscetibilidade média a inundações, enquanto as áreas de planície (fluviais, fluviomarinhas e fluviodeltaicas) determinaram as áreas de muito alta suscetibilidade.

A variável VDCN desempenhou um papel fundamental na determinação das classes de não suscetibilidade e baixa suscetibilidade. À medida que nos afastamos do canal de drenagem principal, essa variável apresenta valores mais baixos, chegando próximo a zero em áreas de maiores amplitudes de relevo. Esse comportamento ocorre principalmente devido à normalização da amplitude do relevo em relação à distância do curso de drenagem, como demonstrado no estudo de Rennó et al. (2008). Em contrapartida, a variável HDCN influenciou às áreas planas, definindo estas áreas, somando-se com as variáveis Padrões de relevo e VDCN definindo assim, áreas de classe alta de suscetibilidade.

A Declividade desempenhou um papel significativo na separação dos compartimentos de padrões de relevo, e somou-se às outras variáveis para definir o valor de cada classe de suscetibilidade. Os trabalhos de Conceição & Simões (2017); Rezende et al. (2017) e Campioli & Vieira (2019) obtém resultados análogos.

Por outro lado, algumas pequenas áreas apresentaram classes de baixa suscetibilidade a inundações em topos aplainados de colinas e morrotes, devido à terraplanagem para fins urbanos. Isso provavelmente ocorreu devido ao peso atribuído à declividade na equação. No entanto, a exclusão dessa variável acarretaria na redução da precisão espacial de todas as classes de suscetibilidade a inundações. A anomalia observada nos topos de colinas e morrotes pode ser corrigida facilmente com uma simples reclassificação dessas áreas.

Ao se analisar o modelo com base nos dados selecionados para validação, nota-se que as classes de suscetibilidade alta e muito alta a inundações estão alinhadas com áreas de alto e muito alto risco (R3 e R4)

identificadas pela setorização de áreas de risco do SGB-CPRM. Ou seja, são áreas identificadas com eventos de inundação recorrentes. A principal diferença é que, a setorização de áreas de risco do SGB-CPRM foca no terreno ocupado por casas, prédios e dispositivos urbanos, enquanto o modelo aqui obtido indica a propensão natural do terreno a eventos independente de urbanização. Quando comparadas com as áreas inundadas indicadas pelo estudo de

Silveira (2008), fica evidente que as classes mais suscetíveis estão consonantes aos principais registros de inundação, especialmente nas proximidades dos rios Cubatão, Cachoeira e Piraí, que são os principais desencadeadores de eventos de inundação no município. Por fim, o mapa de Suscetibilidade a Inundações obtido por geoprocessamento é apresentado na Figura 4.11.

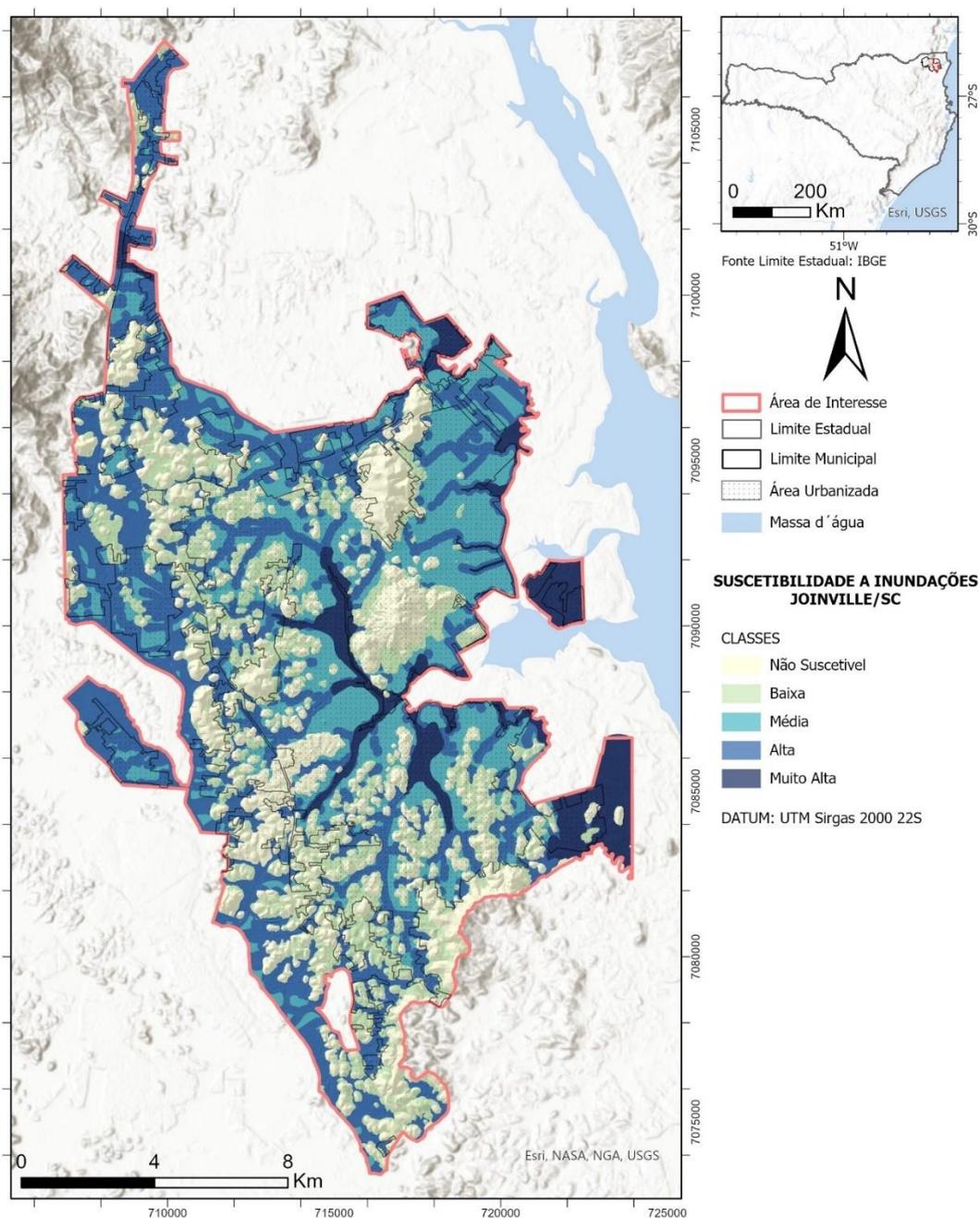


Figura 4.11 - Modelo de Suscetibilidade a Inundações. Fonte: Organizado pelo autor.

4.4 CONCLUSÕES

O objetivo deste estudo foi obter um modelo de suscetibilidade a inundações através do método de Análise Hierárquica AHP associada a Logica Fuzzy para a zona urbana de Joinville e suas áreas de expansão. A utilização do mapa de padrões de relevo como uma das variáveis mostrou relevância no estudo e está em consonância com os dados utilizados para validação. Os pesos utilizados na matriz de comparação pareada demonstram coerência, com valor de $RC < 0,1$ ($RC = 0,05$) e modelo calculado com a soma das variáveis ponderadas se mostra compatível com as áreas com registro de eventos de inundações dos principais rios que compõem o centro urbano de Joinville.

As classes de suscetibilidade se mostram compatíveis, uma vez que a classe não suscetível está relacionada a padrões de relevos de maior amplitude altimétrica e as áreas suscetíveis associadas às áreas aplainadas do centro urbano.

Especificamente às áreas de suscetibilidade altas e muito altas estão em consonância com as áreas com registro de inundação (SILVERA, 2008) e com as áreas de ocupação urbana classificadas como risco alto e muito alto pelo SGB-CPRM.

O mapa de Suscetibilidade a Inundações neste estudo foi gerado por meio de geoprocessamento, combinando o processo de hierarquia analítica - AHP com Lógica Fuzzy. Embora tenha sido validado usando dados da literatura, é imprescindível uma validação em campo para garantir sua eficácia.

Os dados deste mapa podem ser de grande valia para políticas de ordenamento territorial do município, visando uma expansão de forma sustentável, evitando-se ocupações em áreas que apresentem altas classes de suscetibilidade a inundações e gerando novas áreas de risco no município.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), com apoio financeiro via Chamada CNPq N° 09/2022 - Bolsas de Produtividade em Pesquisa - PQ,

processo 311009/2022-0, e Chamada CNPq/MCTI/FNDCT N° 18/2021 – Faixa A – Grupos Emergentes, processo 408489/2021-9.

REFERÊNCIAS

- AHMAD, M., AL MEHEDI, M. A., YAZDAN, M. M. S., Kumar, R. Development of Machine Learning Flood Model Using Artificial Neural Network (ANN) at Var River. *Liquids*, 2(3), 147-160. 2022
- AYALEW, L., YAMAGISHI, H., UGAWA, N., Landslide susceptibility mapping using GISbased weighted linear combination, the case in Tsugawa area of Agano River, Niigata prefecture, Japan. *Landslides* 1, 73–81. 2004.
- BRASIL. Ministério do Desenvolvimento Regional. Secretaria Nacional de Proteção e Defesa Civil. COBRADE 2.0: Classificação Brasileira de Desastres. Disponível em: https://www.gov.br/mdr/pt-br/centrais-de-contenido/publicacoes/protecao-e-defesa-civil-sedec/DOCU_cobrade2.pdf. Acesso em: 01set2023.
- CAMPIOLI, P. F., & VIEIRA, C. V. Avaliação do Risco a Inundação na Bacia Hidrográfica do Rio Cubatão do Norte, Joinville/SC (Flood Risk Assessment in the Cubatão do Norte River Basin, Joinville/Santa Catarina–Brazil). *Revista Brasileira de Geografia Física*, 12(1), 124-138. 2019.
- CONCEIÇÃO, R. A. C.; SIMÕES, P. M. L. Modelagem de Suscetibilidade A Inundação Utilizando Processo Analítico Hierárquico (AHP) e Lógica Fuzzy. *Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. INPE-Santos-SP, Brasil*. p 90-93. 2019.
- DANTAS, M. E. Biblioteca de padrões de relevo: carta de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundação. [Rio de Janeiro]: CPRM, 2016. II.
- DANTAS, M. E.; SANTANA, M.S.; SIMÃO, G. F. de C.; MAIA, M. A. M.; SHINZATO, E. Cartas de padrões de relevo municipais (escala: 1:25.000): Serviço Geológico do Brasil - CPRM. [S. l.]: CPRM, 2020.
- DAS, S. Geospatial mapping of flood susceptibility and hydro-geomorphic response to the floods in Ulhas basin, India. *Rem. Sens. Appl. Soc. Environ.* 14, 60–74. Das, S., 2019b. 2019.
- DEFESA CIVIL. Coordenadoria de Defesa Civil, 2011. Plano de Alerta e Atendimento a emergências de Inundação do Rio Cubatão do Norte. Joinville: PMJ. Disponível: <https://www.joinville.sc.gov.br/wp-content/uploads/2017/12/Plano-de-Alerta-e-Atendimento-a-Emerg%C3%Aancias-de-Inunda%C3%A7%C3%A3o-do-Rio-Cubat%C3%A3o-do-Norte-nov2011.pdf>. Acesso em: 05set2022.
- ESRI INC. Arcgis PRO (versão 3.0.1). Redlands, Estados Unidos, 2023.
- FORMAN, E. H.; GASS, S. I. The analytic hierarchy process - an exposition. *Operations Research*, v. 49, n. 4, p. 469-486, 2001.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Base de informações do Censo Demográfico 2023. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/panorama>. Acesso em: 20 ago. 2023.

- IPT-INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS. Carta de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações: município de Joinville - SC. Rio de Janeiro, 2015. 1 mapa, color. Escala 1:50.000.
- IGLESIAS, C. M. F.; KLEIN, C.; ROCHA, P. G.; BETIOLLO, L. M.; PROVENZANO, C. A. S.; LOPES, W. R.; HORN, B. L. D.; REZENDE, G. G. (org.). Mapeamento Geológico e Hidrogeológico do Município de Joinville – SC: produto 6, Mapeamento Geológico Estrutural e de Recursos Minerais. Porto Alegre: CPRM, Programa Geologia, Mineração e Transformação Mineral. 2021.
- JACINTO, R. et al. Continental Portuguese territory flood susceptibility index—contribution to a vulnerability index. *Natural Hazards and Earth System Science*, v. 15, n. 8, p. 1907-1919, 2015.
- KATINSKY, M. Fuzzy set modeling in geographic information systems. University of Wisconsin--Madison, 1994.
- KAYA, C. M.; DERIN, L. Parameters and methods used in flood susceptibility mapping: a review. *Journal of Water and Climate Change*, 2023.
- KAYASTHA, P., DHITAL, M.R., DE SMEDT, F. Application of the analytical hierarchy process (AHP) for landslide susceptibility mapping: a case study from the Tinau watershed, West Nepal. *Comp. Geosci.* 52, 398–408. 2013.
- Lei Complementar no 470 de 09 de janeiro de 2017 - Lei de Ordenamento Territorial (LOT), alterada pela LC 659. Disponível em: <https://www.joinville.sc.gov.br/wp-content/uploads/2023/09/Lei-Complementar-no-470-de-09-de-janeiro-de-2017-Lei-de-Ordenamento-Territorial-LOT-Alterada-pela-LC-659.pdf>. Acesso em: 25Jan2022.
- LEVY, J. K. et al. Multi-criteria decision support systems for flood hazard mitigation and emergency response in urban watersheds 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, v. 43, n. 2, p. 346-358, 2007.
- MARTIN, L.; SUGUIO K.; FLEXOR J. e AZEVEDO, E.G. Mapa geológico do quaternário costeiro dos estados do Paraná e Santa Catarina por. Brasília. mapas. (Brasil. Departamento Nacional da Produção Mineral. Sér. Geologia, 28. Seção Geologia Básica, 18. 1988.
- MIRANDA, N. M. G., CAPRARIO, J., MARTINI, L. C. P., FINOTTI, A. R. Processo Hierárquico Analítico (AHP) em Modelagem Espacial da Vulnerabilidade à Inundação em Ambientes Mistos. *Anuário do Instituto de Geociências*, 42(4), 172-181. 2019.
- Ministério das Cidades / Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT. Mapeamento de Riscos em Encostas e Margem de Rios. Celso Santos Carvalho, Eduardo Soares de Macedo e Agostinho Tadashi Ogura, organizadores. Brasília: Ministério das Cidades; Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT, 2007.
- Ministério das Cidades / Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT. Treinamento de Técnicos Municipais para o Mapeamento e Gerenciamento de Áreas Urbanas com Risco de

- Escorregamentos, Enchentes e Inundações: Apostila de treinamento. 73p. 2004.
- NAMARA, W. G.; DAMISSE, T. A.; TUFA, F. G.. Application of HEC-RAS and HEC-GeoRAS model for flood inundation mapping, the case of Awash bello flood plain, upper Awash River Basin, oromiya regional state, Ethiopia. *Modeling Earth Systems and Environment*, v. 8, n. 2, p. 1449-1460, 2022.
- OLIVEIRA, G. G.; RUIZ, L. F. C.; GUASSELLI, L. A.; HAETINGER, C. Random Forest and artificial neural networks in landslide susceptibility modeling: a case study of the Fão River Basin, Southern Brazil. *Natural Hazards*, 99, 1049, 2019.
- RAMOS, P. A. S. Proposta metodológica para mapeamento de vulnerabilidade à inundação. Porto Alegre, 2017. 120 p. Dissertação.
- RENNÓ, C. D. et al. HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM: Mapping terra-firme rainforest environments in Amazonia. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, n. 9, p. 3469–3481, set. 2008.
- REZENDE, P. S.; MARQUES, D. V.; OLIVEIRA, L. A. Construção de modelo e utilização do método de Processo Analítico Hierárquico–AHP para mapeamento de risco a inundação em área urbana. *Revista Caminhos da Geografia*, 2017.
- ROSS, J. L. S. O registro cartográfico dos fatos geomorfológicos e a questão da taxonomia do relevo. *Revista do Departamento de Geografia. São Paulo*, v. 6, p. 17-29, 1992.
- SAATY, T.H., 1977. A Scaling Method Form Priorities In: Hierarquical Structures. *Journal of Mathematical Psychology* 15, 234-281.
- SIGSC - Sistemas de Informações Geográficas. Estado de Santa Catarina. Disponível em <http://sigsc.sds.sc.gov.br/>. Acessado em maio de 2020.
- SILVEIRA, Wivian Nereida et al. História das Inundações em Joinville: 1851 - 2008. Curitiba: Ed. Organic Trading, 2009. 153 p. ISBN - 978.85.87755-06-3
- TEHRANY, M. S; PRADHAN, B.; JEBUR, M. N. 2014. Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *Journal Of Hydrology*, [s.l.], v. 512, 332-343, Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.03.008>. Acesso em 06set2022.
- TUCCI, C. E.M. Gerenciamento integrado das inundações urbanas no Brasil. *Rega/Global Water Partnership South América*, v. 1, n. 1, p. 59-73, 2004.
- UBERTI, A.A.A., Boletim Técnico do Levantamento da Cobertura Pedológica do Município de Joinville. In: Estudos Para A Elaboração do Mapa De Fragilidade Ambiental Do Município De Joinville – Santa Catarina. Disponível em <https://simgeo.joinville.sc.gov.br/>. Consultado em: 10mar2022.
- GOERL, R. F., Michel, G. P., KOBİYAMA, M. Mapeamento de áreas susceptíveis a inundação com o modelo

HAND e análise do seu desempenho em diferentes resoluções espaciais. Revista brasileira de cartografia. Vol. 69, n. 1 (2017), p. 61-69. 2017.

5 APTIDÃO URBANA DE JOINVILLE FRENTE A DESASTRES DECORRENTES DE MOVIMENTOS DE MASSA E INUDAÇÕES.

Após a obtenção dos resultados que avaliam a suscetibilidade a eventos geodinâmicos capazes de desencadear desastres, este capítulo propõe uma análise da aptidão para urbanização no município, sendo a etapa 3 deste estudo. Conforme apontado por Sobreia e Souza (2012), uma análise de suscetibilidade identifica áreas mais propícias e áreas com restrições para ocupação. No entanto, estudos de suscetibilidade normalmente são compilados em escalas de semi-detalhe (1:25.000 e 1:50.000), logo, nesta escala de trabalho, não seria possível fornecer o nível de detalhamento necessário para orientar a ocupação urbana de forma adequada.

Entretanto, os estudos de suscetibilidade deste trabalho foram obtidos utilizando variáveis de natureza morfométricas de um MDE de resolução 1 m (SDS-SC). Para o modelo de SMM em específico, este MDE foi reamostrado para 5 m, visando economia no custo computacional. Esta resolução do dado altimétrico e derivados deste, permitiu delimitação de 5 classes de suscetibilidade em escala de detalhe (1:10.000). Portanto, pretende-se neste capítulo, fazer um ensaio sobre aptidão do centro urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão a partir dos dados de suscetibilidade.

De acordo com Mandai (2012), uma das principais considerações no planejamento territorial é a seleção apropriada de locais para usos do solo. Avaliações de adequação podem inevitavelmente ser sujeitas a interpretações subjetivas quando se trata de critérios não paramétricos. De acordo com Zuquete e Gandolfi (2004), a atividade de zoneamento, ou seja, delineamento das unidades é um dos processos fundamentais em se conceber um mapa de aptidão. Batista (2014) nos traz que as formas de delimitação ou classificação de unidades com heterogeneidade mínima podem ser feitas através de vários processos, como sobreposições, matrizes, álgebra de mapas, geoestatística etc.

Muitos estudos que compilam dados geotécnicos para criar uma carta de aptidão utilizam diferentes métodos e critérios para definir as classes de aptidão urbana: Mandai (2012) descreve 3 classes de aptidão para planejamento territorial em torno do anel rodoviário do Distrito Federal: Unidades aptas de uso intensivo (verde), Unidades aptas com restrições, de uso parcialmente restritivo (amarelo) e Unidades inaptas, de uso totalmente restritivo (vermelho). Estas classes são associadas a

declividade do terreno, tipo litológico, profundidade do solo e nível freático. Bressani (2014), definiu 3 classes de aptidão (Baixa, Média, Alta) para áreas suscetíveis a inundação e 3 classes para áreas suscetíveis a movimentos de massa. O autor ainda descreve estes conjuntos de 3 classes com detalhamento para cada escala de carta publicada: 1:50.000 para todo território municipal, 1:25.000 para toda área urbana e 1:2.000 para uma porção central do município.

As cartas geotécnicas publicadas pelo SGB/CPRM, também classificam a Aptidão à Urbanização em três classes: baixa, média e alta aptidão, de acordo com a necessidade de intervenção para ocupação (Antonelli et. al. 2021). Importante ressaltar que as cartas de Aptidão à Urbanização do SGB/CPRM derivam da análise da suscetibilidade do município a movimentos de massa e inundações em conjunto com o mapeamento das unidades geotécnicas presentes nas áreas de expansão municipal.

Para conceber o mapa de Aptidão à Urbanização do centro urbano de Joinville/SC e suas zonas de expansão, por meio de geoprocessamento, se converteu as classes de suscetibilidade para as classes de aptidão, de forma inversamente proporcional, conforme tabela 5.1. Posteriormente, se sobrepôs o MSI sobre o modelo de SMM, ambos já reclassificados em classes de aptidão, preponderando a categoria de aptidão mais baixa, indicando que as áreas que pertencem a essa classe apresentam a menor capacidade de resistir ou a maior probabilidade de serem afetadas tanto por inundações quanto por movimentos de massa. Em outras palavras, essas áreas são as mais vulneráveis a eventos geodinâmicos e requerem uma atenção especial em termos de planejamento urbano e gestão de riscos.

Tabela 5.1– Classes de suscetibilidade x Classes de Aptidão à Urbanização

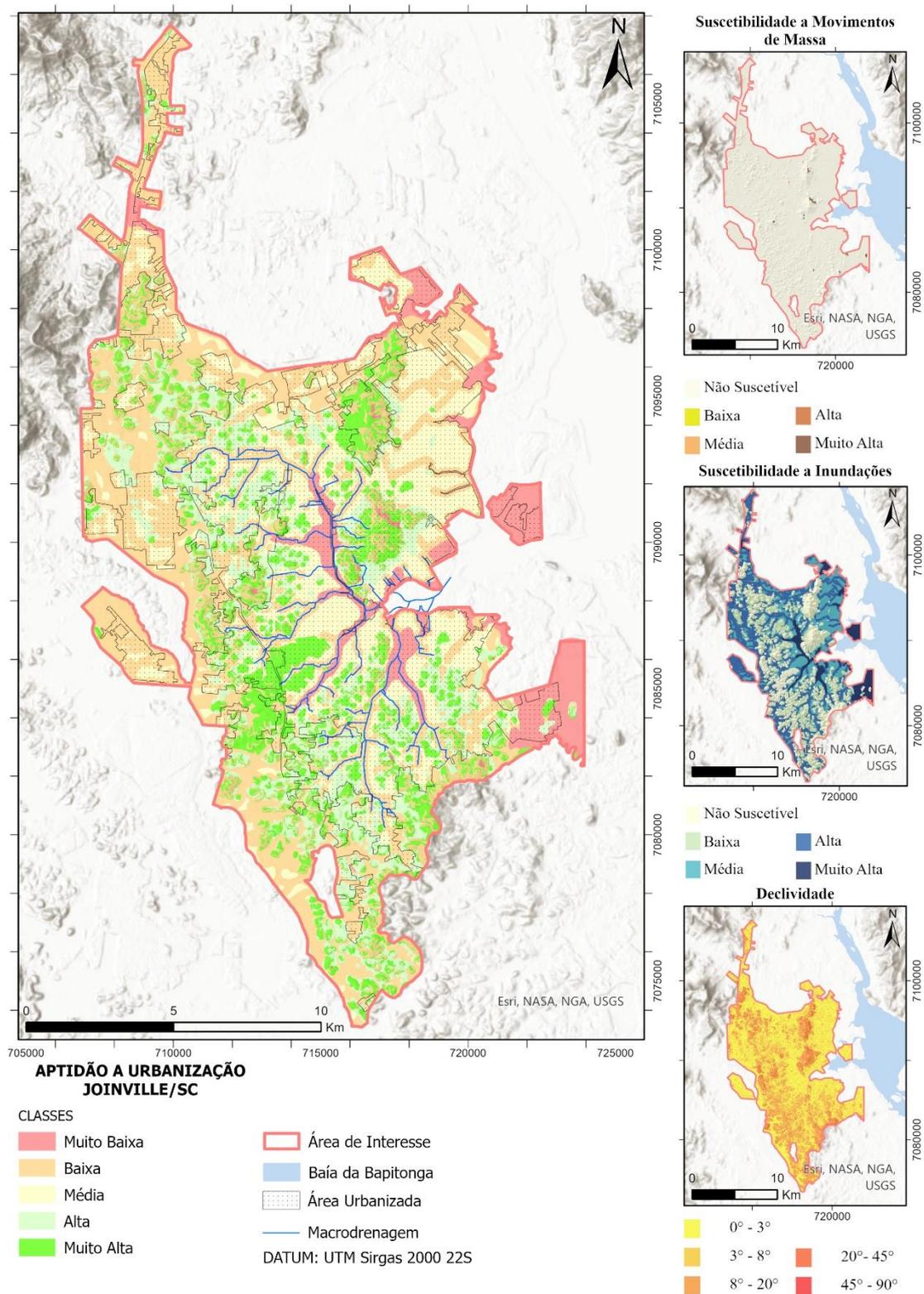
Classe de Suscetibilidade	Classe de Aptidão à Urbanização
Não Suscetível	Muito Alta
Baixa	Alta
Média	Média
Alta	Baixa
Muito Alta	Muito Baixa

Fonte: Organizado pelo autor.

Em uma análise complementar da suscetibilidade, o estudo de SMM apresentado no capítulo 3 desta dissertação traz que as áreas de ocorrência dos movimentos, apresentam em média, declividade de 35,74° com desvio padrão de 10,46°. Em contrapartida, a lei federal 6.766 traz em seu artigo terceiro, parágrafo único, diretrizes sobre parcelamento de solo urbano e descreve em seu item III que “não será admitido parcelamento de solo para fins urbanos, em zonas urbanas ou de expansão urbana específicas, em terrenos com declividade igual ou superior a 30% ou 17°, salvo se atendidas exigências específicas das autoridades competentes”. Esta diretriz visa a redução de riscos decorrentes de movimentos de massa, naturais ou induzidos, no processo de loteamento e ocupação urbana. Portanto para uma classificação mais conservadora, visando-se a maior segurança possível na ocupação urbana, extraiu-se a declividade do terreno do MDE, e reclassificou-se todas as áreas acima de 17° de declividade. Estas áreas foram classificadas como baixa aptidão, sendo necessário, maiores intervenções de infraestrutura para a urbanização destas.

Por fim, o mapa de Aptidão Urbana frente a desastres decorrentes de movimentos de massa e inundações proposto neste trabalho é apresentado na Figura 5.1. O Quadro 5.1 traz a descrição de cada classe de aptidão para a área de estudo. A descrição é baseada em um amalgama do que preconiza Santos (2014) e Antonelli et. al. (2021).

Figura 5.1 - Mapa de Aptidão à Urbanização frente a desastres decorrentes de movimentos de massa e inundações do Centro Urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão.



Fonte: Organizado pelo autor.

Quadro 5.1 – Descrição das Classes de Aptidão Urbana.

	CLASSE	DESCRIÇÃO
	Muito Baixa	Terrenos com muito alta suscetibilidade a movimentos de massa e/ou inundações, necessitando de obras hidráulicas e/ou obras de engenharia de grande porte para ocupação de forma segura. Aconselha-se a restrição destas áreas a ocupação e a destinação destas para preservação.
	Baixa	Terrenos com alta suscetibilidade a movimentos de massa e/ou inundações ou inclinações maiores que 30% ou 17°. Necessário obras hidráulicas e/ou obras de engenharia para ocupação de forma segura. Aconselha-se a restrição destas áreas a ocupação por loteamentos. Sugere-se a destinação destas áreas para preservação, ou dispositivos urbanísticos (parques, campos de futebol, etc.) os quais restringem a permanência de pessoas por grandes períodos de tempo, associado a sistemas de alerta a chuvas e inundações.
	Média	Terrenos com muito média suscetibilidade a movimentos de massa e/ou inundações, necessitando de obras de infraestrutura urbanística e/ou estudo hidráulico/geotécnico para ocupação de forma segura. Sugere-se a ocupação destas áreas com parcimônia e mediante a sistemas de alerta de chuvas e inundações eficientes.
	Alta	Terrenos com baixa suscetibilidade a movimentos de massa e/ou inundações, necessitando de obras de infraestrutura urbanística para ocupação, como redes de drenagem, sistema de esgotamento e águas servidas. Sugere-se a ocupação destas áreas, respeitando normas de ocupação por legislação vigente, de forma a não se alterar as características naturais do terreno, prevenindo-se de cortes severos para conformação de terreno e/ou aterros sem controle de compactação evitando-se o estrangulamento de rios e córregos.
	Muito Alta.	Terrenos não suscetíveis a movimentos de massa e/ou inundações. necessitando de obras de infraestrutura urbanística para ocupação, como redes de drenagem, sistema de esgotamento e águas servidas. Sugere-se a ocupação destas áreas, respeitando normas de ocupação por legislação vigente, de forma a não se alterar as características naturais do terreno, prevenindo-se de cortes severos para conformação de terreno e/ou aterros sem controle de compactação evitando-se o estrangulamento de rios e córregos.

Fonte: Organizado pelo autor.

A classificação de aptidão aqui proposta difere dos trabalhos de Mandai (2012) e Bressani (2014), não somente no número de classes, mas principalmente no caráter restritivo das classes de baixa e muito baixa aptidão. Optou-se por sugerir o uso controlado destas áreas, pois entende-se que, a depender da intervenção de infraestrutura de engenharia, como obras de contenção de encostas e/ou obras de natureza hidráulica, uma área com baixa e muito baixa aptidão pode ser ocupada de forma segura, cabendo ao poder público analisar o custo benefício de se ocupar estas áreas.

A tabela 5.2 traz uma quantificação de cada classe de aptidão urbana dentro da AI. Observa-se a predominância da classe de baixa aptidão principalmente definidas pelas altas suscetibilidade a inundações em áreas adjacentes de córregos e rios. No entanto, é importante ressaltar que, entre as áreas não consolidadas, uma proporção

significativa corresponde a áreas de alta e muito alta aptidão, totalizando 35,78%. Isso sugere a viabilidade de um crescimento urbano sustentável em regiões menos propensas a movimentos de massa e inundações.

Tabela 5. 2 - Quantificação e Porcentagem de cada classe de aptidão reconhecida na AI.

Classe de Aptidão	Área Total (Km²)	%Área Total	Área Urbanizada (Km²)	%Área Urbanizada	Área Não Consolidada (Km²)	%Área Não Consolidada
Muito Alta	37,74	15,79	17,49	13,09	20,25	19,23
Alta	40,09	16,78	22,66	16,96	17,43	16,55
Média	41,32	17,29	36,26	27,13	5,06	4,81
Baixa	97,89	40,96	45,74	34,22	52,15	49,52
Muito Baixa	21,92	9,17	11,50	8,61	10,42	9,89

Em uma análise visual, as classes de aptidão que se apresentam em regiões aplainadas do município se mostram coerentes. O vetor de urbanização de Joinville se deu as margens do rio Cachoeira cuja a recorrência de inundações segundo o SGB/CPRM, estas áreas apresentam ao menos três eventos significativos nos últimos 5 anos, sendo classificada como muito alto risco (R4) (BELLETTINI et. al., 2018). Esta mesma área é classificada como muito baixa aptidão. As áreas adjacentes classificadas como média aptidão são condizentes com a descrição da classe, visto que a ocupação desta área se deu por intensa intervenção de obras hidráulicas de macrodrenagem, como canalizações de rios, instalações de grandes galerias e afins.

No que diz respeito a classificação das classes de aptidão de áreas de maior amplitude, principalmente em áreas morros baixos e altos, estas parecem estar superestimadas. Acredita-se que esta anomalia esteja vinculada ao método de amostragem na execução do modelo de SMM. Mesmo com o poder de generalização das Redes Neurais, a amostragem se deu por sensoriamento remoto delimitando deslizamentos de grande amplitude, não sendo possível, via imagens multitemporais do Google Earth, amostragem de deslizamentos de poucos metros em área urbana,

induzidos ou não, por exemplo. Este tipo de amostragem pode ser fundamental para estimar de forma correta a classe de aptidão em Joinville, ainda que a reclassificação em baixa aptidão à urbanização das áreas acima de 17° tenham amenizado essa distorção.

Por fim, ressalta-se a necessidade da validação deste mapa em trabalho de campo, visando sanar estas distorções. Em uma análise mais abrangente, um estudo geotécnico do material pedológico e inconsolidado pode enriquecer o conhecimento sobre a aptidão urbana do município, convertendo os dados aqui em uma carta geotécnica de aptidão urbana.

6.CONCLUSÕES

Foi possível através de modelagem por métodos de geoprocessamento e aprendizado de máquina, chegar a um diagnóstico sobre a aptidão à urbanização do centro urbano do município de Joinville/SC e suas áreas de expansão frente a desastres decorrentes de processos de movimentos de massa e inundações. Sobre os resultados obtidos, conclui-se:

- a) Foi possível obter um modelo de suscetibilidade a movimentos de massa do município de Joinville através do uso de Redes Neurais Artificiais, com valores de métricas de desempenho do modelo chegando aos 90% (AUC=90% e ACC=84%). As variáveis que mais influenciaram o modelo foram as bases de Geologia e Pedologia e o dado de natureza morfométrica que mais influenciou o modelo foi a declividade (DECL).
- b) Foi possível obter um modelo de suscetibilidade a inundações do centro urbano de Joinville/SC e suas áreas de expansão através do Processo De Hierarquia Analítica - AHP associado a Logica Fuzzy. A utilização do mapa de padrões de relevo mostrou relevância como variável de entrada do modelo e o resultado se mostra em consonância com o registro de áreas inundadas da área de estudo.
- c) A análise de aptidão urbana foi realizada através da associação dos resultados dos modelos de suscetibilidade a movimentos de massa e inundações. As classes de aptidão para as áreas aplainadas se mostraram coerente. Já as classes de aptidão em áreas de relevo de maior amplitude se mostraram superestimada. Apesar da capacidade de generalização das RNAs, atribui-se esta distorção ao processo de amostragem através de sensoriamento remoto, não sendo possível, a amostragem de pequenos deslizamentos, comuns aos centros urbanos.

REFERÊNCIAS

- ALVALÁ, Regina CS; BARBIERI, ALISSON FLÁVIO. **Desastres naturais. Mudanças climáticas em rede: um olhar interdisciplinar. São José dos Campos, SP: Inpe, v. 1, p. 203-230, 2017.**
- AHMAD, Mumtaz et al. Development of Machine Learning Flood Model Using Artificial Neural Network (ANN) at Var River. **Liquids**, v. 2, n. 3, p. 147-160, 2022.
- BATISTA, Clistenes Teixeira. Geoprocessamento aplicado ao mapeamento geotécnico em escala regional - o caso da serra de Baturité, CE. 2014. 2017 f. Tese (Doutorado em Geologia) - Centro de Ciências, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014.
- BASTOS, G.; SOUZA, N. M. de. Zoneamento geotécnico geral da região de Feira de Santana-BA. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA GEOTÉCNICA E I ENCONTRO REGIONAL DE GEOTECNIA E MEIO AMBIENTE, 2, 1996, São Carlos. Anais... São Carlos: ABGE, 1996. p. 87-92.
- BELLETTINI, Angela da Silva; PEIXOTO, Carlos Augusto Brasil; LAMBERTY, Débora; MENDONÇA, Renato Ribeiro. Setorização de áreas de alto e muito alto risco a movimentos de massa, enchentes e inundações: Joinville, Santa Catarina. [Porto Alegre]: CPRM, 2018
- BITAR, Omar Yazbek. **Cartas de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações-1: 25.000: nota técnica explicativa.** IPT; CPRM, 2014.
- BRASIL. Lei nº 12.608, de 10 de abril de 2012. Dispõe sobre a proteção e a defesa civil. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 11 abr. 2012. Seção 1, p. 1.
- BRASIL. Presidência da República. Lei 6.766, de 19 de dezembro de 1979. Dispõe sobre o Parcelamento do Solo Urbano e dá outras Providências. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l6766.htm#:~:text=Art.,%C3%A0s%20peculiaridades%20regionais%20e%20locais. Acesso em: 01 de setembro de 2023.
- BRESSANI, L.A. (Coord.) (2014). Elaboração de cartas geotécnicas de aptidão à urbanização frente aos desastres naturais no município de Igrejinha, RS: relatório final. Centro de Pesquisas e Estudos sobre Desastres no Rio Grande do Sul; coordenação geral Luiz A. Bressani. – Porto Alegre: UFRGS, CEPED-RS, 2014.
- BRESSANI, Luiz A. Elaboração de cartas geotécnicas de aptidão à urbanização frente aos desastres naturais no município de Igrejinha, RS: relatório final, (Porto Alegre, Centro Universitário de Estudos e Pesquisas Sobre Desastres da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2014), 182 p. 2014.
- CAMPIOLI, Pâmela Fermino; VIEIRA, Celso Voos. Avaliação do Risco a Inundação na Bacia Hidrográfica do Rio Cubatão do Norte, Joinville/SC (Flood Risk Assessment in the Cubatão do Norte River Basin, Joinville/Santa Catarina–Brazil). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 12, n. 1, p. 124-138, 2019.

CERRI, LE da S.; AMARAL, CP do. Riscos geológicos. Geologia de Engenharia. São Paulo: **ABGE**, p. 303-10, 1998.

DA CONCEIÇÃO, Raimundo Almir Costa; SIMÕES, Patrícia Mara Lage. Modelagem de Suscetibilidade A Inundação Utilizando Processo Analítico Hierárquico (AHP) e Lógica Fuzzy. **Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. INPE-Santos-SP, Brasil. p 90-93. 2019.

DANTAS, Marcelo Eduardo (Org.). Biblioteca de padrões de relevo: carta de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundação. [Rio de Janeiro]: **CPRM**, [2016]. il.

DEFESA CIVIL. Coordenadoria de Defesa Civil, 2011. Plano de Alerta e Atendimento a emergências de Inundação do Rio Cubatão do Norte. Joinville: PMJ. Disponível: <https://www.joinville.sc.gov.br/wp-content/uploads/2017/12/Plano-de-Alerta-e-Atendimento-a-Emerg%C3%A4ncias-de-Inunda%C3%A7%C3%A3o-do-Rio-Cubat%C3%A3o-do-Norte-nov2011.pdf>. Acesso em: 5 set. de 2022.

DINIZ et al. Cartografia geotécnica. In: COUTINHO, R. Q. (Org.). **Parâmetros para a cartografia geotécnica e diretrizes para medidas de intervenção de áreas sujeitas a desastres naturais**. Brasília: Ministério das Cidades/Gegep/UFPE, 2013. cap. 7.

DOS SANTOS, Álvaro Rodrigues. **Manual Básico para elaboração e para uso da Carta Geotécnica**. São Paulo: Ed. Rudder, 2014.

EMAMI, Sayed Naeim et al. A comparative study on machine learning modeling for mass movement susceptibility mapping (a case study of Iran). **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 79, p. 5291-5308, 2020.

FELL, Robin et al. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. **Engineering geology**, v. 102, n. 3-4, p. 85-98, 2008.

FORMAN, E. H.; GASS, S. I. The analytic hierarchy process - an exposition. **Operations Research**, v. 49, n. 4, p. 469-486, 2001.

GRANT, K.; FINLAYSON, A. A. Application of terrain analysis to urban and regional planning. 1978.

Guasselli, L. A., Garcia de Oliveira, G., Pacheco Quevedo, R., & Brubacher, J. P. MODELAGEM HIDROLÓGICA E ESPACIALIZAÇÃO DE ÁREAS SUSCETÍVEIS ÀS INUNDAÇÕES NO MUNICÍPIO DE IGREJINHA, RS. *Geo UERJ*, (28), 353–380, 2016.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/panorama>. Consultado em 2 de set. de 2023.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS-IPT. Carta de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações: município de Joinville - SC. Rio de Janeiro, 2015. 1 mapa, color. Escala 1:25.000.

JACINTO, Rita et al. Continental Portuguese territory flood susceptibility index—contribution to a vulnerability index. **Natural Hazards and Earth System Science**, v. 15, n. 8, p. 1907-1919, 2015.

JULIÃO, Rui Pedro et al. Guia metodológico para a produção de cartografia municipal de risco e para a criação de sistemas de informação geográfica (SIG) de base municipal. 2009.

KAWABATA, Daisaku; BANDIBAS, Joel. Landslide susceptibility mapping using geological data, a DEM from ASTER images and an Artificial Neural Network (ANN). **Geomorphology**, v. 113, n. 1-2, p. 97-109, 2009.

KUMAR, Deepak et al. Landslide susceptibility mapping & prediction using support vector machine for Mandakini River Basin, Garhwal Himalaya, India. **Geomorphology**, v. 295, p. 115-125, 2017.

LUCCHESI, Luísa Vieira; DE OLIVEIRA, Guilherme Garcia; PEDROLLO, Olavo Correa. Investigation of the influence of nonoccurrence sampling on landslide susceptibility assessment using Artificial Neural Networks. **Catena**, v. 198, p. 105067, 2021.

MACEDO, ES De; BRESSANI, Luiz Antônio. Diretrizes para o zoneamento da suscetibilidade, perigo e risco de deslizamentos para planejamento do uso do solo. São Paulo: **ABGE**, p. 2013, 2013.

MANDAI, Pedro Rafael. Avaliação da aptidão à urbanização com uso de Inferência Fuzzy em dados geomorfométricos: subsídios para o planejamento territorial em torno do anel viário do Distrito Federal. 2012.

MCCULLOCH, Warren S.; PITTS, Walter. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The bulletin of mathematical biophysics**, v. 5, p. 115-133, 1943.

MITCHELL, T. M. Machine Learning. McGraw Hill. 1997. 414 p.

MINISTÉRIO DAS CIDADES. Capacitação em mapeamento e gerenciamento de risco. [S.l.,]. Disponível em: <http://www.defesacivil.mg.gov.br/conteudo/arquivos/manuais/Mapeamento/mapeamento-grafica.pdf>. Acesso em: 9 set. 2021.

NAMARA, Wana Geyisa; DAMISSE, Tamene Adugna; TUFA, Fayera Gudu. Application of HEC-RAS and HEC-GeoRAS model for flood inundation mapping, the case of Awash bello flood plain, upper Awash River Basin, oromiya regional state, Ethiopia. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 8, n. 2, p. 1449-1460, 2022.

NETO, Alfredo BONINI; BONINI, Carolina dos Santos Batista. Redes Neurais Artificiais: Apresentação e utilização do algoritmo perceptron em biosistemas. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, v. 4, n. 2, p. 87-95, 2010.

ODEBRECHT, Edgar et al. Acontecimentos e consequências. Atuação da ABMS e exemplo de um Laudo de Diagnóstico e sua aplicação em Joinville/SC. **ANAIS COBRAE**, v. 1, p. 1–8, 2017. Disponível em:

http://www.adfiducia.com.br/artigos/20170301-134757_modelo-artigo-cobrae-2013---artigo---v3.pdf. Acesso em: 5 set. 2022.

PASCALÉ, Stefania et al. Landslide susceptibility mapping using artificial neural network in the urban area of Senise and San Costantino Albanese (Basilicata, Southern Italy). In: Computational Science and Its Applications–ICCSA 2013: 13th International Conference, Ho Chi Minh City, Vietnam, June 24-27, 2013, Proceedings, Part IV 13. Springer Berlin Heidelberg, 2013. p. 473-488.

PRADHAN, Biswajeet; LEE, Saro. Regional landslide susceptibility analysis using back-propagation neural network model at Cameron Highland, Malaysia. **Landslides**, v. 7, n. 1, p. 13-30, 2010.

QUEVEDO, Renata Pacheco et al. Modelagem de áreas suscetíveis a movimentos de massa com redes neurais artificiais. **XIX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO**, v. 19, n. 2019, p. 2910-2913, 2019.

REZENDE, Patrícia S.; MARQUES, Daniela V.; OLIVEIRA, Luiz A. Construção de modelo e utilização do método de Processo Analítico Hierárquico–AHP para mapeamento de risco á inundação em área urbana. **Revista Caminhos da Geografia**, 2017.

RIBEIRO, Rafael Silva; DIAS, Gilmar Pauli. 2020. Carta Geotécnica de Aptidão à Urbanização de Cataguases (MG): Levantamento do Histórico de Ocupação Territorial e Proposta Para a Expansão Urbana. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 43, n. 2, p. 189-198.

RUSSELL, Stuart., NORVIG, Peter. Artificial Intelligence: A Modern Approach, Global Edition 4th. In Foundations (Vol. 19). 2021.

SAATY, Thomas L. A scaling method for priorities in hierarchical structures. **Journal of mathematical psychology**, v. 15, n. 3, p. 234-281, 1977.

SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL-CPRM. Carta geotécnica de aptidão à urbanização frente a desastres naturais: município de Cataguases, MG. [S. l.]: CPRM, 2015.

SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL-CPRM. Cartas Geotécnicas de Aptidão a urbanização. Disponível em:<http://www.cprm.gov.br/publique/Gestao-Territorial/Prevencao-de-Desastres/Produtos-por-Estado---Cartas-Geotecnicas-de-Aptidao-a-Urbanizacao-5370.html>. Acesso em 05 de setembro 2022.

SILVA, Ivan Nunes da; SPATTI, Danilo Hernane; FLAUZINO, Rogério Andrade. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. 2010.

SOBREIRA, Frederico Garcia; SOUZA, Leonardo Andrade de. Cartografia geotécnica aplicada ao planejamento urbano. **Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental**, v. 2, n. 1, p. 79-97, 2012.

TEHRANY, Mahyat Shafapour; PRADHAN, Biswajeet; JEBUR, Mustafa Neamah. Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and

support vector machine models in GIS. **Journal of hydrology**, v. 512, p. 332-343, 2014.

TOMINAGA, Lídia Keiko. Desastres naturais: por que ocorrem. Desastres naturais: conhecer para prevenir. São Paulo: **Instituto Geológico**, p. 197, 2009.

ZADEH, Lotfi Asker. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. **Fuzzy sets and systems**, v. 1, n. 1, p. 3-28, 1978.

ZHU, A.-Xing et al. A comparative study of an expert knowledge-based model and two data-driven models for landslide susceptibility mapping. **Catena**, v. 166, p. 317-327, 2018.

ZUQUETTE, Lazaro Valentim. Importância do mapeamento geotécnico no uso e ocupação do meio-físico: fundamentos e guia para elaboração. 1993. **Tese de Doutorado**. Universidade de São Paulo.

ZUQUETTE, L.V.; GANDOFI, N. Cartografia Geotécnica. São Paulo. **Oficina de Texto**, 2004.