

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas
Ambientais

NATÁLIA DIAS LOPES

COMPARAÇÃO DE DOIS MODELOS EMPÍRICOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DO
GRAU DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTO EM ÁREAS CÁRSTICAS
CARBONÁTICAS NA BACIA DO RIO VIEIRA, MUNICÍPIO DE MONTES
CLAROS – MG

BELO HORIZONTE

2023

Natália Dias Lopes

**COMPARAÇÃO DE DOIS MODELOS EMPÍRICOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DO
GRAU DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTO EM ÁREAS CÁRSTICAS
CARBONÁTICAS NA BACIA DO RIO VIEIRA, MUNICÍPIO DE MONTES CLAROS
– MG**

Versão Final

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem de Sistemas Ambientais da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) como requisito parcial para obtenção de título de Mestre em Modelagem Ambiental.

Orientador: Prof.Dr. Bráulio
Magalhães Fonseca

Belo Horizonte

2023

L864c
2023

Lopes, Natália Dias.

Comparação de dois modelos empíricos para a classificação do grau de suscetibilidade a abatimento em áreas cársticas carbonáticas na Bacia do Rio Vieira, município de Montes Claros - MG [manuscrito] / Natália Dias Lopes. – 2023.

110 f., enc.: il. (principalmente color.)

Orientador: Bráulio Magalhães Fonseca.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Geociências, 2023.

Bibliografia: 104-110.

1. Modelagem de dados – Aspectos ambientais – Teses. 2. Rochas carbonáticas – Teses. 3. Carste – Vieira, Rio, Bacia (MG) – Teses. I. Fonseca, Bráulio Magalhães. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Instituto de Geociências. III. Título.

CDU: 911.2:519.6(815.1)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
COLEGIADO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO PROGRAMA EM ANÁLISE E MODELAGEM DE SISTEMAS AMBIENTAIS

FOLHA DE APROVAÇÃO

COMPARAÇÃO DE DOIS MODELOS EMPÍRICOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DO GRAU DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTO EM ÁREAS CÁRSTICAS CARBONÁTICAS NA BACIA DO RIO VIEIRA, MUNICÍPIO DE MONTES CLAROS – MG

NATÁLIA DIAS LOPES

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada, no dia 15 de maio de 2023, pela Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais da Universidade Federal de Minas Gerais constituída pelos seguintes professores:

Bráulio Magalhães Fonseca - UFMG - (Doutor)

Maria Giovana Parizzi - UFMG - (Doutora)

Marcelo Antônio Nero - UFMG - (Doutor)

Belo Horizonte, 15 de maio de 2023.



Documento assinado eletronicamente por **Marcelo Antonio Nero, Professor do Magistério Superior**, em 31/05/2023, às 13:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Maria Giovana Parisi, Professora do Magistério Superior**, em 31/05/2023, às 15:46, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Braulio Magalhaes Fonseca, Professor do Magistério Superior**, em 20/06/2023, às 13:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2343999** e o código CRC **E88C47B4**.

Dedico o resultado deste trabalho a todas as pessoas que
estiveram ao meu lado durante a minha formação como
pessoa, profissional e mestre.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a minha mãe, Angélica, por todo o suporte emocional e por ser meu modelo de mulher guerreira e persistente. À minha irmã, Rafaela, que sempre me inspirou como profissional dedicada e focada nas causas sociais. Ao meu pai, exemplo de garra e que me mostrou a importância da dedicação e do amor à profissão.

Ao meu querido parceiro, Bruno, que surgiu na minha vida no meio desta jornada e me deu forças para seguir em frente.

Ao meu orientador, Bráulio Magalhães, que mesmo diante das inúmeras demandas que surgiram nestes dois últimos anos, se dedicou a corrigir os meus caminhos e me direcionar para a busca do conhecimento científico.

Aos demais professores que contribuem para que o conhecimento e a pesquisa no Brasil sejam cada vez mais difundidos e respeitados, cito aqui três nomes em especial, Pedro Casagrande, Guilherme Knauer e Lúcia Fantinel.

Aos meus queridos pesquisadores, analistas e técnicos do Serviço Geológico do Brasil que produziram grande parte dos dados utilizados neste trabalho e que são fontes de inspiração e aprendizado diário. Alguns nomes que não poderiam faltar neste agradecimento, são Júlio Lana, Fernando Carneiro, Patrícia Lage, Bruna Fiume, Maria Antonieta, Larissa Montandon, Frederico Peixinho, Raimundo Almir, Marlon Coutinho, Renato e Rafael Ribeiro.

E a todos os demais colegas que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho, meu muito obrigado.

RESUMO

Os processos de abatimento são eventos naturais que fazem parte da formação do relevo, dando origem a feições como dolinas e uvalas. Porém, quando se desenvolvem em áreas ocupadas, seja pela urbanização, agricultura, pecuária ou outras atividades econômicas, podem gerar danos à vida e ao patrimônio material. No Brasil, vários municípios possuem seu território sobre rochas carbonáticas e, em alguns destes, já ocorreram danos causados por processos de abatimento. Neste contexto, vê-se como importante o conhecimento e a gestão de áreas suscetíveis a abatimentos ligados ao complexo ambiente cárstico. Tentando compreender os aspectos naturais que corroboram com a ocorrência de abatimentos, este trabalho realizou uma revisão bibliográfica de forma a apresentar os históricos dos principais eventos, as áreas cársticas carbonáticas do Brasil, os tipos de inventários relacionados a mapas de avaliação de risco e suscetibilidade, além de apontar os principais temas e características naturais abordados em modelos que utilizam técnica de análise de multicritérios para elaboração de produtos que auxiliem a gestão do uso e ocupação do território cárstico frente a este processo. O conhecimento dos diversos aspectos naturais que contribuem na classificação da suscetibilidade a abatimentos para a área selecionada para o estudo de caso, foi reunido e analisado através da utilização de dois tipos de modelos empíricos que utilizam análise multicritério, o baseado no conhecimento e o modelo baseado nos dados. O primeiro modelo utiliza o conhecimento de especialistas e aplica técnicas de simulação de Monte Carlo e Lógica Fuzzy, resultando em um mapa que aponta as diferentes classes de suscetibilidade e a incerteza destas informações pixel a pixel. Já o segundo modelo foi baseado em dados, sendo elaborado através da aplicação de aprendizado de máquina. Como resultado, são apresentadas duas cartas de suscetibilidade que qualificam o potencial a processos de abatimentos naturais na bacia do Rio Vieira no município de Montes Claros. Apesar dos dois modelos utilizarem as mesmas bases de dados, houve pouca similaridade entre eles, principalmente quanto aos locais com classe de média suscetibilidade, sendo a maior concordância encontrada nas classes de baixa.

Palavra-chave: Suscetibilidade. Abatimento. Modelos.

ABSTRACT

Slump processes are natural events that are part of the relief formation, giving rise to features such as sinkholes and uvalas. However, when they develop in occupied areas, whether due to urbanization, agriculture, livestock or other economic activities, it can cause damage to life and property. In Brazil, several municipalities have their territory on carbonate rocks and, in some of these, damage caused by abatement processes has already occurred. In this context, it is seen as important the knowledge and management of areas susceptible to subsidence linked to the complex karst environment. Trying to understand the natural aspects that corroborate the occurrence of slumps, this work carried out a bibliographical review in order to present the histories of the main events, the carbonate karst areas of Brazil, the types of inventories related to risk and susceptibility assessment maps, in addition to pointing out the main themes and natural characteristics addressed in models that use a multicriteria analysis technique to generate products that help manage the use and occupation of the karst territory in the face of this process. Knowledge of the various natural aspects that contribute to the classification of susceptibility to abatement for the study area was gathered and analyzed using two types of empirical models that use multicriteria analysis, the knowledge-based model and the data-based model. The first model uses the knowledge of specialists and applies Monte Carlo and Fuzzy Logic simulation techniques, resulting in a map that points out the different classes of susceptibility and the reliability of this information pixel by pixel. The second model was based on data, being elaborated through the application of machine learning. As a result, two susceptibility maps are presented that qualify the potential for natural abatement processes in the Rio Vieira basin in the municipality of Montes Claros. Despite the two models using the same databases, there was little similarity between them, mainly regarding the places with medium susceptibility class, with the highest agreement found in the low classes.

Keyword: Susceptibility. Sinkhole. Model.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - MAPA DAS ÁREAS CÁRSTICAS CARBONÁTICAS DO BRASIL	21
FIGURA 2 – PORCENTAGEM DO TERRITÓRIO MUNICIPAL COM OCORRÊNCIA DE ROCHAS CÁRSTICAS CARBONÁTICAS.....	23
FIGURA 3 - DISTRIBUIÇÃO DOS MUNICÍPIOS CONFORME A ÁREA EM KM ² DE ROCHAS CÁRSTICAS CARBONÁTICAS EM ÁREA URBANA	24
FIGURA 4 - MAPA COM A LOCALIZAÇÃO DOS ESTADOS E MUNICÍPIOS COM REGISTRO DE EVENTOS DE ABATIMENTO	28
FIGURA 5 - ÁREAS COM DOLINAS RECENTES EM JAÍBA-MG: (A) DOLINA DE COLAPSO CERCADA EM ÁREA DE ROCHA; (B) DOLINA DE COLAPSO CERCADA POR FAZENDEIRO; (C) IMAGEM DE AGOSTO DE 2003 EM JAÍBA –MG (COORDENADA 640600.41M E/ 829901.24 M S); (D) IMAGEM DE MAIO DE 2021 EM JAÍBA –MG (COORDENADA 640600.41M E/ 829901.24 M S)	30
FIGURA 6- LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	45
FIGURA 7 - FLUXOGRAMA SIMPLIFICADO DA ELABORAÇÃO DE INVENTÁRIO DE FEIÇÕES	47
FIGURA 8 - FLUXOGRAMA SIMPLIFICADO DA ELABORAÇÃO DO MAPA TEMÁTICO DE POTENCIAL GEOLÓGICO	48
FIGURA 9 - FLUXOGRAMA SIMPLIFICADO DA ELABORAÇÃO DO MAPA TEMÁTICO DE POTENCIAL GEOMORFOLÓGICO.....	50
FIGURA 10 - FLUXOGRAMA SIMPLIFICADO DA ELABORAÇÃO DO MAPA TEMÁTICO DE POTENCIAL HIDROGEOLÓGICO.....	52
FIGURA 11 - FLUXOGRAMA SIMPLIFICADO DA ELABORAÇÃO DO MAPA TEMÁTICO DE POTENCIAL HIDROLÓGICO	53
FIGURA 12 – MATERIAIS E FERRAMENTAS UTILIZADAS NO ARCGIS PARA CÁLCULO DO ITH.	54
FIGURA 13 – ROTINA DESENVOLVIDA NO MODEL BILDER PARA CÁLCULO DO SPI ANUAL	56
FIGURA 14 - FLUXOGRAMA DO PROCESSO DE CONSULTA AOS ESPECIALISTAS	58
FIGURA 15 – PONTOS DE OCORRÊNCIA DE SISMOS.....	62
FIGURA 16 - MAPA DE CLASSES LITOLÓGICAS (CLIT).....	64
FIGURA 17 - MAPA DE DENSIDADE DE ESTRUTURAS GEOLÓGICAS (EGEO).....	64
FIGURA 18 - MAPA DE PROFUNDIDADE DA ROCHA (PROC).....	64
FIGURA 19 - MAPA DO ÍNDICE GLOBAL DE DISSECAÇÃO DO RELEVO (IGDR)	64
FIGURA 20 - MAPA DE DECLIVIDADE DAS ENCOSTAS (INC)	64
FIGURA 21 - MAPA DE DENSIDADE DE FEIÇÕES CÁRSTICAS (FCARS)	64
FIGURA 22 - MAPA DE CLASSES DE AQUÍFEROS (CAQUI).....	64
FIGURA 23 - ESTIMATIVA DE NÍVEL ESTÁTICO (NE).....	64
FIGURA 24 - POTENCIAL DE RECARGA (PREC)	64
FIGURA 25 - DENSIDADE DE DRENAGEM (DDREN)	65
FIGURA 26 – ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE UMIDADE (ITH)	65
FIGURA 27 - ÍNDICE DE SECA METEOROLÓGICA (SPI)	65
FIGURA 28 - POTENCIAL GEOLÓGICO	69

FIGURA 29 - POTENCIAL GEOMORFOLÓGICO	69
FIGURA 30 - POTENCIAL HIDROLÓGICO	70
FIGURA 31 - POTENCIAL HIDROGEOLÓGICO	70
FIGURA 32 - CLASSES DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS.....	73
FIGURA 33 - CLASSE DE SUSCETIBILIDADE ASSOCIADA A BAIXA E ALTA INCERTEZA	74
FIGURA 34 - CLASSE DE SUSCETIBILIDADE ASSOCIADA A BAIXA E ALTA INCERTEZA	75
FIGURA 35 - ÁREA DE ESTUDO	81
FIGURA 36 - FLUXOGRAMA DAS ETAPAS DESENVOLVIDAS NESTA SEÇÃO	82
FIGURA 37 - FLUXO DE AÇÕES DESEMPENHADAS PELO PROGRAMA ORANGE DURANTE O APRENDIZADO DE MÁQUINA E DE ANÁLISE DO MODELO	86
FIGURA 38 - INVENTÁRIO DE DOLINAS E UVALAS	89
FIGURA 39 - MAPAS TEMÁTICOS, NA SEQUÊNCIA: MAPA DE PROFUNDIDADE DAS ROCHAS, POTENCIAL LITOLÓGICO, DE ESTRUTURAS GEOLÓGICAS, DE DECLIVIDADE, IGDR, DENSIDADE DE FEIÇÕES CÁRSTICAS, DENSIDADE DE DRENAGENS, ITH, ÍNDICE DE SECA, NÍVEL ESTÁTICO, TIPO DE AQUÍFEROS E ÁREAS DE RECARGA.....	91
FIGURA 40 - LOCALIZAÇÃO DAS CLASSES DE PONTOS DE TREINAMENTO	93
FIGURA 41 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR APRENDIZADO DE MÁQUINA, INDICANDO PIXEL COM CARACTERÍSTICAS TÍPICAS DE ÁREAS DE DOLINAS E PIXEL SEM ESTAS CARACTERÍSTICAS.....	94
FIGURA 42 - ANÁLISE DOS MÉTODOS COM MELHOR RESULTADO QUANDO UTILIZADA UMA VALIDAÇÃO CRUZADA, ESTRATIFICADA COM 60% DOS DADOS SENDO UTILIZADOS PARA TREINAMENTO	95
FIGURA 43 - GRÁFICO ROC COM AS CURVAS REFERENTE AOS MODELOS UTILIZANDO REGRESSÃO LOGÍSTICA, <i>RANDOM FOREST</i> , <i>NAIVE BAYERS</i> E <i>NATURAL NETWORKS</i>	96
FIGURA 44 - MATRIZ DE CONFUSÃO DOS MODELOS UTILIZANDO (A) REGRESSÃO LOGÍSTICA, (B) <i>RANDOM FOREST</i> , (C) <i>NAIVE BAYERS</i> E (D) <i>NATURAL NETWORKS</i>	96
FIGURA 45 - MAPA DE ÁREAS COM (VALOR 1) OU SEM (VALOR 0) SIMILARIDADE COM ÁREAS DE DOLINAS.....	98
FIGURA 46 - CLASSES DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS.....	99

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - SOMA DO NÚMERO DE MUNICÍPIOS EM CADA ESTADO QUE APRESENTAM PARTE DO TERRITÓRIO OU TODO O TERRITÓRIO SOBRE ÁREAS CÁRSTICAS COM ROCHAS CARBONÁTICAS	21
GRÁFICO 2 - ÁREAS (EM KM ²) CÁRSTICAS CARBONÁTICAS POR ESTADOS	22
GRÁFICO 3 – DISTRIBUIÇÃO (EM%) DOS PRINCIPAIS TEMAS UTILIZADOS NA GERAÇÃO DE MODELOS DE SUSCETIBILIDADE E RISCO DE ABATIMENTO EM ÁREAS CÁRSTICAS CARBONÁTICAS.....	38
GRÁFICO 4 - DISTRIBUIÇÃO DOS PARÂMETROS MAIS UTILIZADOS E A RELAÇÃO DO NÚMERO DE PUBLICAÇÕES QUE UTILIZARAM.	38
GRÁFICO 5 – ÁREAS DE ATUAÇÃO DOS ESPECIALISTAS CONSULTADOS	65
GRÁFICO 6 – TEMPO DE ATUAÇÃO NA PROFISSÃO DOS ESPECIALISTAS CONSULTADOS.....	66
GRÁFICO 7 – TITULAÇÃO DOS ESPECIALISTAS CONSULTADOS	66
GRÁFICO 8 - ANÁLISE DOS RESULTADOS DO PRIMEIRO FORMULÁRIO	66
GRÁFICO 9 – ANÁLISE DAS RESPOSTAS DO SEGUNDO FORMULÁRIO.....	68
GRÁFICO 10 – ANÁLISES DOS PESOS INDICADOS NO PRIMEIRO FORMULÁRIO.....	70
GRÁFICO 11 - ANÁLISES DOS PESOS INDICADOS NO SEGUNDO FORMULÁRIO	70
GRÁFICO 12 - PORCENTAGEM DE DOLINAS EM CADA CLASSE DE SUSCETIBILIDADE	75
GRÁFICO 13 - PORCENTAGEM DE DOLINAS EM CADA CLASSE DE SUSCETIBILIDADE E STD	76

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - LISTA DE MUNICÍPIOS COM MAIS DE 90% DO TERRITÓRIO SOBRE ROCHAS CÁRSTICAS CARBONÁTICAS.....	23
TABELA 2 - TABELA DE CLASSIFICAÇÃO DO POTENCIAL DE OCORRÊNCIA DE CAVERNAS.....	48
TABELA 3 - VALORES ATRIBUÍDOS ÀS DIFERENTES ESTRUTURAS	50
TABELA 4 - VALORES ATRIBUÍDOS A CADA TIPO DE AQUÍFERO	52
TABELA 5 – CLASSES DE SPI E PESOS	56
TABELA 6: MATRIZ COMBINATÓRIA DE CLASSES DE AVG E STD	60
TABELA 7 - REGISTRO DE SISMOS POR ANO.....	62
TABELA 8 - ÍNDICES DE AVALIAÇÃO DAS RESPOSTAS DO PRIMEIRO FORMULÁRIO	66
TABELA 9 - RESPOSTAS DO SEGUNDO FORMULÁRIO.....	67
TABELA 10 – ANÁLISE DAS AVALIAÇÕES DOS DOIS FORMULÁRIOS	71
TABELA 11 - AVALIAÇÃO DA INCERTEZA E INTERAÇÃO DE CADA VARIÁVEL.....	71
TABELA 12 - AVALIAÇÃO DA INCERTEZA QUANDO ANALISADO APENAS TRÊS POTENCIAIS.....	72
TABELA 13 – CLASSES DE SUSCETIBILIDADE	73
TABELA 14 – CONFIABILIDADE DO MODELO	73
TABELA 15 - CLASSIFICAÇÃO DAS LITOLOGIAS	84
TABELA 16 - VALORES UTILIZADOS PARA CADA TIPO DE AQUÍFERO	85
TABELA 17 - TABELA DO BANCO DE DADOS UTILIZADO.....	88
TABELA 18 - RESULTADO DA VERIFICAÇÃO DOS VALORES DE VIF DAS 12 VARIÁVEIS	92
TABELA 19 - VALORES DAS CLASSES DE OCORRÊNCIA OU NÃO DE DOLINAS DAS CINCO PRIMEIRAS CÉLULAS, ENCONTRADO POR MEIO DO MÉTODO RANDOM FOREST	97
TABELA 20 – MATRIZ DE CONFUSÃO COM VALORES DE ACURÁCIA DO MODELO BASEADO NO CONHECIMENTO E EM DADOS	102
TABELA 21 - MATRIZ DE CONFUSÃO COM VALORES DE ACURÁCIA PARA AS ÁREAS CLASSIFICADAS COMO BAIXO STD NO MODELO BASEADO NO CONHECIMENTO E NO MODELO BASEADO EM DADOS.....	102

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Objetivos	14
2 METODOLOGIA E RESULTADOS	15
3 ARTIGO 1 – UMA ANÁLISE DOS DADOS UTILIZADOS EM MODELOS DE QUALIFICAÇÃO DE RISCO E SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS EM ÁREAS CÁRSTICAS COM ROCHAS CARBONÁTICAS	16
3.1 Introdução	16
3.2 O carste	17
3.2.1 O carste em rochas carbonáticas no Brasil	19
3.3 Modelos	24
3.4 Dados de Inventário	27
3.5 Parâmetros condicionantes	33
3.6 Discussão	39
3.7 Conclusão	40
4 ARTIGO 2 - APLICAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO E LÓGICA FUZZY NA CRIAÇÃO DE MODELO DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS BASEADO NO CONHECIMENTO PARA A BACIA DO RIO VIEIRA EM MONTES CLAROS – MG	42
4.1 Introdução	42
4.2 Área de estudo	43
4.3 Metodologia	45
4.3.1 Aquisição dos dados	45
4.3.2 Inventário	46
4.3.3 Mapas Temáticos	47
4.3.4 Pesquisa com especialistas	56
4.3.5 Modelo de multicritério	59
4.4 Resultado e discussão	61
4.5 Conclusão	76
5 ARTIGO 3 - APLICAÇÃO DO APRENDIZADO DE MÁQUINA NA CLASSIFICAÇÃO DO GRAU DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS NA BACIA DO RIO VIEIRA EM MONTES CLAROS – MG	78
5.1 Introdução	78
5.2 Área de estudo	80
5.3 Material e métodos	82
5.4 Resultados e discussão	87
5.5 Conclusões	99
6 ANÁLISE DOS RESULTADOS OBTIDOS E CONSIDERAÇÕES FINAIS	101
REFERÊNCIAS	104

1 INTRODUÇÃO

Áreas com características naturais suscetíveis a colapsos e subsidências ocorrem em diferentes regiões do país e do mundo. Estima-se que cerca de 13% das áreas continentais sejam constituídas de rochas carbonáticas, sendo que 10% a 15% possuem condições favoráveis para desenvolvimento de carste (WILLIAMS; FONG, 2022).

Quando nestas áreas ocorrem a expansão populacional ou implantação de atividades antrópicas associada à ausência ou ineficácia de políticas de planejamento do uso do solo, há possibilidade de processos de abatimentos cársticos causarem problemas em construções, estradas, mineração, barragens e produções agrícolas (DAOXIAN, 1988). Por essa razão, o estudo de tais processos se tornou importante não apenas para especialistas, mas também para sociedade.

Os problemas atuais de abatimentos, apesar de serem poucos quando comparados a inundações e deslizamentos, podem vir a aumentar visto que afundamentos tendem a agravar e a serem acelerados a medida os terrenos vão sendo ocupados pela população (TOMINAGA, 2015).

No âmbito internacional, uma das principais políticas para a redução do risco de desastres naturais foi proposta pela Organização das Nações Unidas (ONU) após a Década Internacional de Redução de Desastres Naturais (1990 - 1999). Ela se refere ao Estratégia Internacional de Redução de Desastres – ISDR (*International Strategy for Disasters Reduction*) que tem por objetivo o fomento de estratégias para reduzir o risco de desastres no mundo (ISDR, 2000).

Outro marco importante foi a elaboração do documento que apresenta os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) da Organização das Nações Unidas (ONU) de 2018. Uma das metas, objetivo 11, visa tornar as cidades seguras, resilientes e sustentáveis sendo importante para as áreas de carste: o item 11.3 que trata de aumentar a urbanização inclusiva e sustentável, e as capacidades para o planejamento e gestão de assentamentos humanos; 11.4 propõe o aumento de esforços para proteger e salvaguardar o patrimônio natural; 11.5 mira reduzir o número de mortes e o número de pessoas afetadas por catástrofes e diminuir as perdas econômicas diretas causadas por elas e 11.6 que trata de reduzir o impacto ambiental negativo per capita das cidades (ONU, 2018).

Para a criação de medidas que possibilitem um planejamento urbano mais seguro e que minimizem os danos gerados por desastres, em 2012, o governo federal, por meio da Lei Federal 12.608/2012 (BRASIL, 2012), estabeleceu a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil e, posteriormente, o Plano Nacional de Redução de Desastres, no qual cartas de suscetibilidade a processos naturais como deslizamento e inundação são indicadas como um instrumento importante na gestão de desastres.

Modelos que avaliam o território quanto a suscetibilidade a eventos abordam análise espacial e, neste caso, pode-se dividir o estudo em três processos principais: decompor a realidade segundo seus componentes mais relevantes, compor arranjos de variáveis por modelos que destacam alguns aspectos da realidade e recompor em modelos (ROCHA; MOURA; CASAGRANDE, 2018; FONSECA, 2015).

Em 1990, este processo de decompor a realidade e cruzar mapas para compor um único plano de informações adequado para análise do território foi denominado por Tomlin (1990) de Álgebra de Mapas. Atualmente, é entendida como a técnica da associação de mapas a valores numéricos proveniente de julgamentos de aspectos quantitativos ou qualitativos utilizado como base para a Análise Multicritérios (MALCZEWSKI, 1999; MALCZEWSKI, 2000; MALCZEWSKI, 2006).

A análise de multicritérios é baseada na álgebra de mapas com a combinação de variáveis para a construção de cartas sínteses que visam auxiliar a identificação de áreas prioritárias para algum fenômeno (MOURA, 2007). No caso deste trabalho, é o abatimento em ambiente carbonático com rochas carbonáticas.

A combinação entre as variáveis, na análise de multicritério, pode acontecer por métodos como Análise Combinatória ou Peso de Evidências associados tanto a modelos quantitativos quanto qualitativos. Na Análise Combinatória, a combinação das variáveis é feita par a par a partir de julgamentos do significado da presença de determinados fatores de modo simultâneo no território até se chegar a um produto final. Já o Peso de Evidências, resulta em um mapa que representa um ranking dos dados gerando uma hierarquização de valores do menos ao mais importante sem realce específico de nenhum aspecto (ROCHA; MOURA; CASAGRANDE, 2018).

Pesquisadores vêm utilizando a análise de multicritério associada a técnicas de Sistema Geográfico de Informação - GIS (*Geographic Information System*) na formulação de modelos que apontam e classificam áreas susceptíveis a subsidência. Sendo estes modelos baseados em métodos heurísticos, probabilísticos e estatísticos

como regressão logística (LR), exemplo *Analytical Hierarchy Processes* (AHP) (LEE; OH; KIM, 2010) bem como Lógica Fuzzy (TAHERI *et al.*, 2015).

Os modelos heurísticos, também conhecidos como baseados no conhecimento, são aqueles em que o entendimento de especialistas é associado a etapas da modelagem. Já os modelos estatísticos e probabilísticos são conhecidos como modelos baseados em dados, técnica esta utilizada para descobrir e descrever padrões (WITTEN; FRANK; HALL, 2005).

Este trabalho aplica os dois métodos. Para o primeiro, baseado no conhecimento, é executada uma modelagem de multicritério utilizando a técnica da Lógica Fuzzy para atribuir pesos e valores a variáveis e critérios baseado na experiência de especialistas e simulação de Monte Carlo para avaliar o resultado. O segundo modelo, baseado em dados, testa-se quatro técnicas estatísticas de aprendizagem de máquina, Regressão Logística, *Randon Forest*, *Naive Bayers* e *Natural Networks*, e realiza-se a classificação do território segundo a técnica que apresentou o melhor resultado.

Vale pontuar que modelos não são a representação de toda a realidade da paisagem, sendo apenas uma estrutura simplificada dela (CHORLEY, 1967; 1975 *apud* CHRISTOFOLETTI, 1999), porém a avaliação e o conhecimento das classes de suscetibilidade aos processos naturais, mesmo que de forma qualitativa, são fundamentais para a criação de políticas de prevenção, planos diretores e urbanísticos, dentre outras ações de gestão.

O processo de abatimento em áreas com feições cársticas em rochas carbonáticas será o foco desta pesquisa. Visa-se comparar o resultado de dois métodos empíricos de modelagem e apresentar o resultado através de modelos que apontem onde estão localizadas as áreas de alta, média e baixa suscetibilidade à ocorrência deste tipo de processo, sendo utilizado como estudo de caso uma área do estado de Minas Gerais, localizada no município de Montes Claros.

1.1 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é comparar dois tipos de modelo empíricos, um baseado em dados e outro baseado no conhecimento, quando aplicados na classificação da suscetibilidade de áreas cársticas com presença de rochas carbonáticas. Utilizará como estudo de caso a área da Bacia do Rio Vieira, no

município de Montes Claros em Minas Gerais. Este estudo tem como objetivos específicos:

- a) Apresentar uma lista dos principais estados e municípios com áreas cársticas em rochas carbonáticas no Brasil;
- b) Definir os critérios importantes para a elaboração de modelos de suscetibilidade a abatimento;
- c) Colaborar no avanço da implementação dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da Organização das Nações Unidas, de 2018, sendo foco o objetivo 11 que visa tornar as cidades seguras, resilientes e sustentáveis.

2 METODOLOGIA E RESULTADOS

Esta dissertação é composta por três artigos sobre suscetibilidade a abatimentos cársticos em rochas carbonáticas. O primeiro apresenta uma revisão de trabalhos já desenvolvidos sobre a temática ou temas relacionados à suscetibilidade a abatimento.

Por meio deste estudo, apresenta-se um histórico dos principais eventos de abatimento, as áreas cársticas carbonáticas do Brasil, os tipos de inventários relacionados a mapas de avaliação de risco e suscetibilidade. Além disso, aponta-se os principais temas e características naturais abordados em modelos que utilizam técnica de análise de multicritérios para geração de produtos que auxiliem a gestão do uso e ocupação do território cárstico frente a estes processos.

O segundo artigo utiliza análise de decisão de multicritério associada a sistemas de informações geográficas para apresentar uma classificação do grau de suscetibilidade a abatimento, através de um modelo baseado no conhecimento, para a área da bacia do Rio Vieira, em Montes Claros (MG). Para a construção do modelo foi executado um conjunto de três etapas, sendo a primeira composta pela aquisição e avaliação de dados que deram origem ao inventário e aos mapas temáticos relacionados a aspectos geológicos, hidrológico, geomorfológicos e hidrogeológicos. Para indicar as áreas de alta, média e baixa suscetibilidade a abatimentos, todos estes critérios e subcritérios receberam pesos e notas levantados através de pesquisa com especialistas e aplicação de lógica Fuzzy.

Os pesos assim como os dados foram considerados durante a modelagem que utiliza o método de simulação de Monte Carlo para execução de múltiplas simulações

e posterior avaliação da incerteza e sensibilidade do resultado. A última fase usou os dados de inventário das feições de abatimento para validação do modelo.

Já o terceiro artigo, assim como no artigo anterior, apresenta como resultado um mapa com diferentes classes de suscetibilidade a abatimento utilizando a mesma área do segundo artigo, além disso, também utiliza o conhecimento apresentado no primeiro artigo. A diferença é que neste artigo a modelagem é feita baseada em dados, e não em conhecimento. Para isso é utilizada uma técnica que vem se destacando pela facilidade, velocidade e acurácia dos resultados na modelagem de eventos naturais, o aprendizado de máquina. Neste artigo foi testados quatro modelos estatísticos de aprendizagem, Regressão Logística, *Random Forest*, *Naive Bayes* e *Natural Networks*, o resultado dos quatro modelos foram analisados através da Matriz de Confusão dos valores preditivos e do método *Receiver Operator Characteristic Curve* -ROC.

Por fim, no capítulo de considerações finais é apresentada a comparação, através da análise da acurácia bem como as divergências relacionadas a comissão e omissão para cada classe de suscetibilidade. Os números de comissão indicam quantos pixels pertencentes a outras classes são absorvidos pela classe analisada e os de omissão indicam quantos pixels pertencentes à determinada classes são classificadas em outras sendo possível compreender quais as classes apresentaram resultados mais parecidos nos dois modelos.

3 ARTIGO 1 – UMA ANÁLISE DOS DADOS UTILIZADOS EM MODELOS DE QUALIFICAÇÃO DE RISCO E SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS EM ÁREAS CÁRSTICAS COM ROCHAS CARBONÁTICAS

3.1 Introdução

A utilização de modelos computacionais associados ao Sistema de Informações Geográficas (SIG) vem sendo cada vez mais utilizada. No âmbito da gestão territorial, é aplicado no estudo de cenários e na classificação dos potenciais naturais dos terrenos frente aos processos que podem causar desastres naturais, como deslizamentos, quedas de blocos, inundações e abatimentos.

Para que os modelos apresentem resultados satisfatórios, uma etapa muito importante é o levantamento do inventário e escolha dos critérios analisados. Moura

(2007) aponta que um dos passos para a análise espacial é a seleção de variáveis que respondam pelas características da área segundo suas especificidades, potencialidades e vulnerabilidades. Além disso, sugere que o número de variáveis seja o maior possível, considerando aquelas que tenham relações com o estudo, porém tomando cuidado para evitar a ocorrência de redundâncias.

A escolha destas variáveis, quando se trata do tema suscetibilidade a processos naturais, deve considerar o fato que o termo suscetibilidade é definido como a propensão natural dos terrenos ao desenvolvimento de um fenômeno ou processo do meio físico (SOBREIRA; SOUZA, 2012). Ou seja, é a possibilidade espacial de ocorrência de um determinado fenômeno numa dada área com base em fatores condicionantes do terreno, independentemente do seu período de recorrência (ZÊZERE *et al.*, 2004).

Para elencar os condicionantes naturais relacionados aos abatimentos cársticos deve-se entender a realidade deste sistema. Tal sistema é compreendido como um conjunto de processos e fenômenos que ocorrem tanto na superfície quanto no subterrâneo e resulta da interação da água com rochas que são solúveis em condições naturais (ANDREYCHOUK *et al.*, 2009).

As rochas carbonáticas fazem parte deste grupo de rochas solúveis. Estima-se que cerca de 13% das áreas continentais sejam constituídas por estas rochas, sendo que 10% a 15% possuem condições favoráveis para desenvolvimento de carste (WILLIAMS; FONG, 2022).

Dessa forma este trabalho tem como proposta, apresentar um breve panorama do carste no Brasil de modo a identificar, primeiramente, as principais regiões e municípios prioritários para elaboração de estudos. Posteriormente, levantar as possibilidades de criação de inventários e apresentar os principais parâmetros condicionantes para abatimentos em áreas cársticas carbonáticas considerando um levantamento bibliográfico de trabalhos publicados no Brasil e em outros países.

3.2 O carste

A palavra “carste” está relacionada ao nome “Karst”, que significa “terreno rochoso” ou “campo de pedras” (CHRISTOFOLETTI, 1980). O termo foi importado da forma germânica “Karst” e tem relação com uma região da Eslovênia, denominada “Kras”, caracterizada pela ausência de drenagem superficial e presença de afundamentos de terreno, cavernas e rios subterrâneos (GAMS, 1991).

No dicionário geológico de Bates e Jackson (1987), carste é definido como um tipo de topografia formada por dissolução de rochas, como calcário e dolomito, marcadas pela presença de feições como dolinas, cavernas, dentre outros.

Tais rochas ocorrem em várias partes do planeta e, segundo Travassos (2019), aproximadamente 25% da população mundial vive no carste ou tem alguma relação com a sua hidrologia. Sendo assim é importante compreender seus aspectos físicos e sua vulnerabilidade visto que “com o aumento da população humana e a crescente ocupação de terrenos cársticos, os afundamentos tendem a agravar e a serem acelerados pela própria ocupação e pelo uso de recursos naturais” (TOMINAGA, 2015, p.101).

Apesar da sua importância, estudar e compreender o carste é sempre um desafio, visto que muito dos sistemas cársticos se localizam sob a superfície (BAKALOWICZ, 2013). Das três porções deste ambiente, exocarste e endocarste propostas por Bögli (1980), citado por Timo (2014), e epicarste proposto por Piló (1998), apenas a primeira corresponde a representação superficial.

O endocarste é o domínio subterrâneo onde ocorrem as cavernas e espeleotemas. Tais feições são formadas através da dissolução e precipitação de carbonato de cálcio (CHRISTOFOLETTI, 1980). O epicarste, corresponde ao domínio intermediário entre o exocarste e o endocarste (FORD; WILLIAMS, 2007). Tem papel muito importante para o entendimento da formação de depressões cársticas, visto que essa zona é responsável por até 80% da denudação química do sistema (PILÓ, 1998; KLIMCHOUK; FOODY, 2020). A importância deste setor para a dissolução dos carbonatos se dá devido a sua relação próxima com o solo, o que faz com que o carste se desenvolva e evolua como resultado do epicarste, criando feições superficiais como uvalas e dolinas, bem como subsuperficiais, como condutos e cavernas (BAKALOWICZ, 2013).

O exocarste, por sua vez, é definido como o conjunto de formas superficiais geradas a partir da corrosão em rochas solúveis pela água de chuva (TIMO, 2014), é dotado de uma diversidade de formas, importantes indicativas da ocorrência e evolução dos carste, como dolinas, uvalas, entre outros (CHRISTOFOLETTI, 1980). A uvala é uma depressão alongada, vezes resultantes da junção de duas ou mais dolinas (GUARESCHI; NUMMER, 2010). A sua presença aumenta a capacidade de infiltração de água na região calcária e implica num grau mais avançado de evolução do que a dolina (BIGARELLA; BECKER; SANTOS, 1994).

Já a palavra dolinas tem como significado “pequeno vale” ou “pequenas depressões fechadas”, sendo originadas sobre a superfície de rochas carstificáveis (ALBRECHT, 1998). De forma mais detalhada pode ser compreendida por meio da definição de Beck (2012), na qual o autor entende esta estrutura como expressões superficiais do processo subterrâneo de drenagem e erosão em terrenos cársticos que normalmente se apresentam como depressões na superfície terrestre.

3.2.1 O carste em rochas carbonáticas no Brasil

No Brasil, o registro de um dos primeiros estudos relacionados ao sistema cárstico foi do dinamarquês Lund, o qual fez referência a um estudo realizado em 1936 sobre a geologia e paleontologia da caverna Nova de Maquiné, atualmente conhecida como Gruta de Maquiné, localizada no município de Lagoa Santa (LUND, 1950 *apud* ALBRECHT, 1998). Já a primeira classificação dos sistemas cársticos foi proposta por Karmann e Sánchez (1979), no qual foram definidas cinco províncias espeleológicas, todas desenvolvidas em rochas carbonáticas, sendo elas: Vale do Ribeira (SP), Bambuí (BA, GO e MG), Serra da Bodoquena (MS), Alto Rio Paraguai (MT) e Chapada de Ibiapaba (CE).

Em 1986, os mesmos autores identificaram mais três províncias. Anos depois, o reconhecimento de feições cársticas se expandiu para além das rochas carbonáticas, foi então que Auler e Smart (2001) definiram um total de 14 áreas cársticas. O atual “Mapa das Regiões Cársticas do Brasil”, publicado pelo Centro Nacional de Pesquisa e Conservação de Cavernas (CECAV), delimita, 19 regiões cársticas, sendo elas: Formação Caatinga (BA), Formação Carajás (PA), Formação Salinas (MG), Formação Vazante (MG), Grupo Açungui (PR e SP), Grupo Apodi (CE e RN), Grupo Araras (MT), Grupo Bambuí (BA, DF, GO, MG e TO), Grupo Brusque (SC), Grupo Corumbá (MS), Grupo Paranoá (DF, GO, MG e TO), Grupo Rio Pardo (BA), Grupo Ubajara (CE), Grupo Una (BA), Grupo Vargem Grande (PI), Grupo Xambioá (PA e TO), Região Cárstica de São João Del Rei (MG), Região Cárstica Quadrilátero Ferrífero (MG) e Supergrupo Canudos (BA e SE) (TIMO, 2014). Das províncias citadas, nem todo carste ocorre em rochas carbonáticas, mas tem-se que, aproximadamente, 53% das cavernas conhecidas se desenvolvem em rochas carbonáticas (ICMBIO, 2022).

A província espeleológica que possui maior expressão em área é a do Grupo Bambuí, com ocorrência nos estados de Minas Gerais, Bahia, Goiânia e Tocantins.

Nela o carste ocorre em rochas carbonáticas, principalmente do período Cambriano e Neoproterozóicas, como a Formações Sete Lagoas, Serra de Santa Helena e Lagoa do Jacaré, formações estas presentes na revisão estratigráfica feita por Dardenne e Walde (1979).

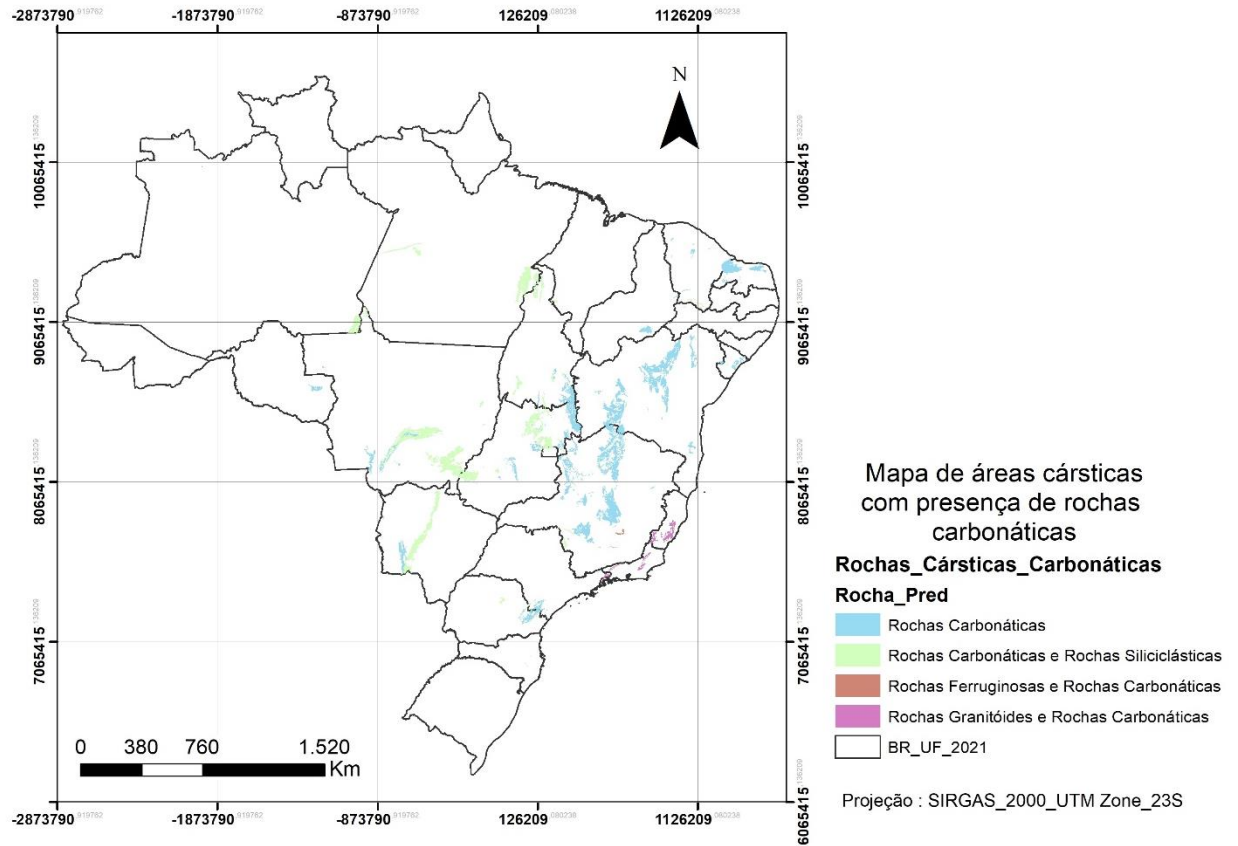
Quando analisados os elementos do endocarste, tem-se um importante banco de dados levantado para todo o Brasil, que é apresentado na plataforma Cadastro Nacional de Informações Espeleológicas (CANIE) do CECAV. Partindo destes dados, o anuário estatístico do patrimônio Espeleológico Brasileiro, publicado pelo CECAV (2020), apresentou que o estado de Minas Gerais possui o maior número de cavernas cadastradas, um total de 9.765. Em segundo lugar está o estado do Pará, com 2.743, ou seja, aproximadamente um terço.

Quanto à distribuição das cavernas, o mesmo documento, considerando o limite das regiões hidrográficas do Brasil definido pela Agência Nacional das Águas, aponta que o maior número ocorre na Bacia do São Francisco, sendo aproximadamente 40% de todas as cavernas catalogadas.

Com base nestes dados e dados geológicos, foi elaborado o mapa Potencial de Cavernas (CECAV, 2013), o qual indica que 1.799 municípios brasileiros possuem áreas consideradas como de alto e muito alto potencial à ocorrência de cavernas. Essas estruturas, em caso de colapso, podem atingir a superfície e causar abatimentos. Vale pontuar que o mapa de potencial de cavernas contempla estruturas cársticas em rochas carbonáticas e não carbonáticas. Porém, além desta divisão, o CECAV também disponibiliza um arquivo *shapefile* de Áreas de Ocorrências de Cavernas, no Brasil, subdivididas conforme a litologia, sendo possível separar as áreas de carste que tem relação com rochas carbonáticas (Figura 1). Neste caso, tem-se que dos municípios brasileiros, 773 possuem áreas com rochas carbonáticas em províncias cársticas. Estes municípios estão distribuídos em 21 dos 23 estados e o maior número deles, 195, estão no estado de Minas Gerais. Na sequência, a Bahia e Goiás possuem, 95 e 77 municípios em províncias cársticas associada presença de rochas carbonáticas (Gráfico 1).

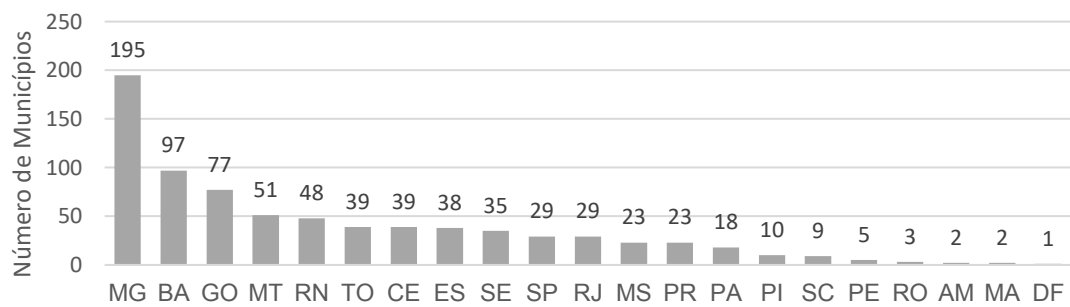
Quando analisados os estados inseridos nesse contexto geológico, observa-se que Minas Gerais é o estado com maior área (55.630 km²), seguido de Bahia e Mato Grosso (Gráfico 2).

Figura 1 - Mapa das áreas cársticas carbonáticas do Brasil

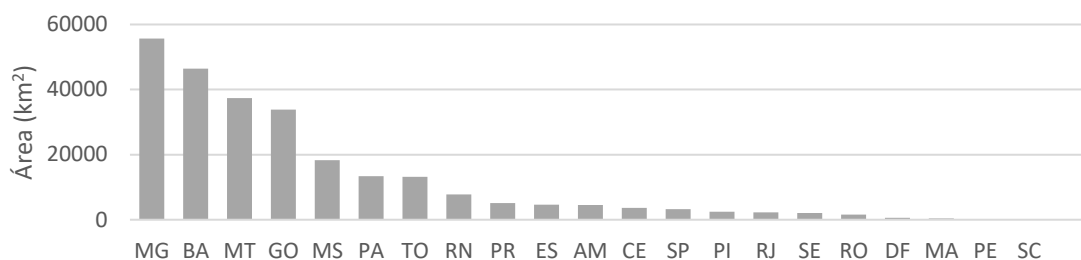


Fonte: Modificada de Nunes, 2022.

Gráfico 1 - Soma do número de municípios em cada estado que apresentam parte do território ou todo o território sobre áreas cársticas com rochas carbonáticas



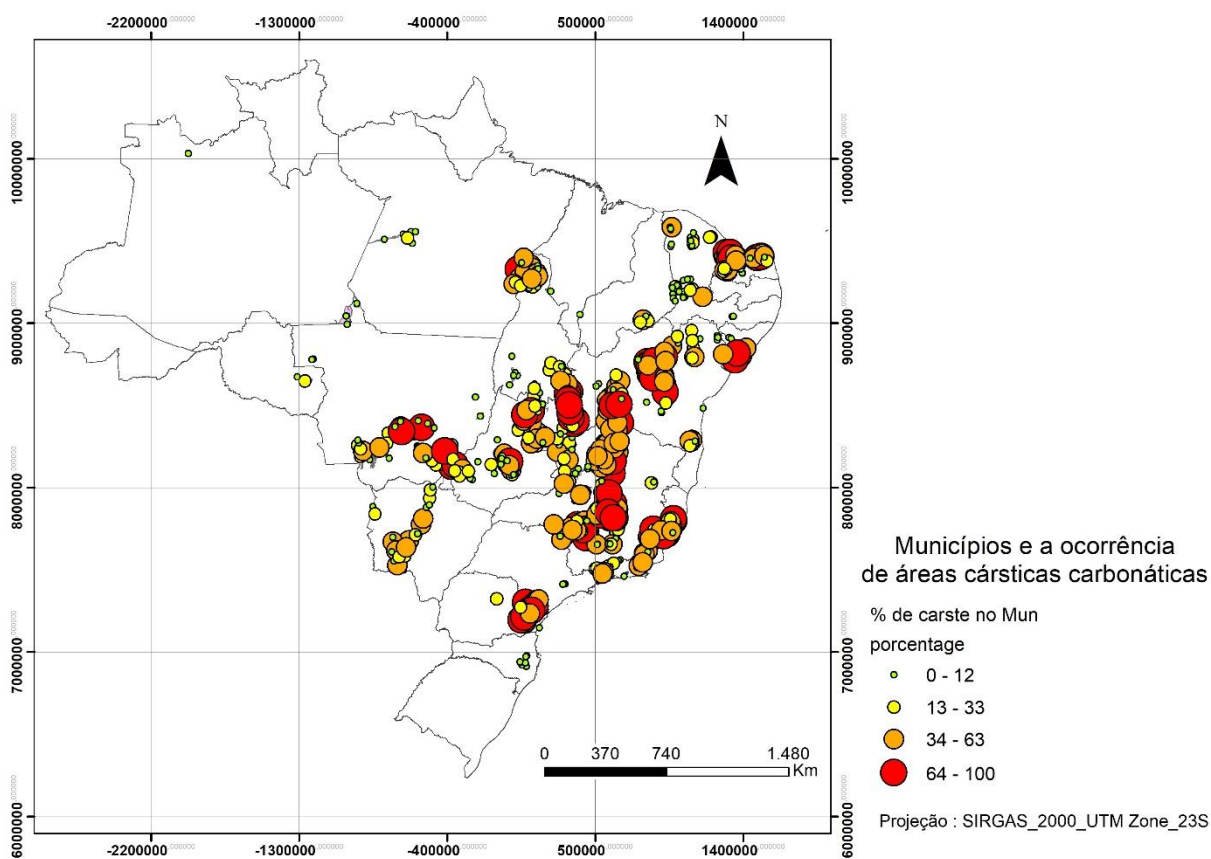
Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 2 - Áreas (em km²) cársticas carbonáticas por Estados

Fonte: Elaborado pela autora.

Além de compreender quais Estados brasileiros possuem maiores áreas cársticas, para a gestão, também é importante saber a situação a nível municipal. Sendo apresentado na figura 2 a representação das porcentagens dos territórios municipais com presença de rochas cársticas carbonáticas.

Alguns municípios merecem uma maior atenção, dado que, mais de 90% do seu território é composto por áreas cársticas carbonáticas. Na tabela 1, são apresentados todos os municípios que possuem mais de 90% da sua área relacionada ao ambiente cárstico carbonático. Observa-se que, dos 23 municípios que apresentam o referido quantitativo, 17 estão no Estado de Minas Gerais.

Figura 2 – Porcentagem do território municipal com ocorrência de rochas cársticas carbonáticas

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 1 - Lista de municípios com mais de 90% do território sobre rochas cársticas carbonáticas

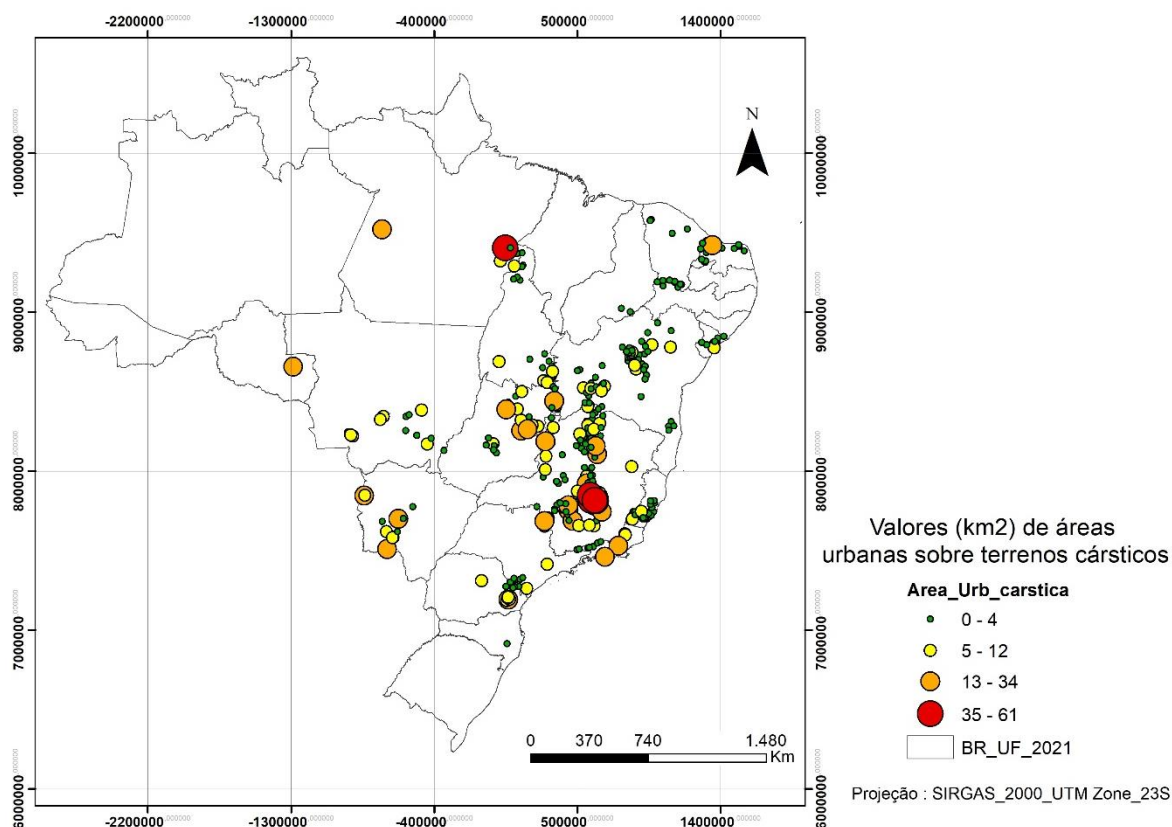
Município	UF	% do território
Araçaí	MG	100%
Cachoeira da Prata	MG	100%
Confins	MG	100%
Cordisburgo	MG	100%
Doresópolis	MG	100%
Fortuna de Minas	MG	100%
Funilândia	MG	100%
Matozinhos	MG	100%
Pains	MG	100%
Prudente de Moraes	MG	100%
São José da Lapa	MG	100%
Vespasiano	MG	100%
Jandaíra	RN	100%
Pedro Leopoldo	MG	99%
Buritópolis	GO	98%
Presidente Juscelino	MG	98%
Barro Alto	BA	97%
Governador Dix-Sept	RN	97%
Rosado		
Inimutaba	MG	96%

Capim Branco	MG	96%
Felipe Guerra	RN	95%
Jequitibá	MG	92%
Central	BA	90%

Fonte: Elaborado pela autora.

Já em relação a área urbana, quando considerado o levantamento de áreas urbanas do MapBiomas (2022), tem-se que o município de Santa Luzia, Sete Lagoas e Lagoa Santa, localizados em Minas Gerais são os que possuem as maiores áreas urbanas em terrenos cársticos carbonáticas, sendo que estes municípios possuem mais de 39 km² de área urbana (Figura 3).

Figura 3 - Distribuição dos municípios conforme a área em Km² de rochas cársticas carbonáticas em área urbana



Fonte: Elaborado pela autora.

3.3 Modelos

Modelos são uma representação simplificada da realidade, de forma generalizada, representando características ou relações importantes (HAGGOT; CHORLEY, 1967; 1975 *apud* CHRISTOFOLETTI, 1999), podendo ser divididos em modelos teóricos e empíricos.

Os modelos teóricos são equações de movimento derivadas de princípios mecânicos, no carste são mais utilizados em modelos de circulação de água dos aquíferos e de evolução do relevo.

Um exemplo é o modelo hidrogeológico conceitual do carste e descrição de processos relacionados aos fatores evolutivos relacionados ao contexto geológico e estrutural de subsuperfície de Lagoa Santa que foi gerado de forma a apresentar implicações para o desenvolvimento urbano mais adequado para a região (GALVÃO, 2015). Neste mesmo município, também foi elaborado um estudo detalhado da geologia e estrutural (GALVÃO *et al.*, 2015), de forma que, posteriormente, embasou modelos hidrogeológicos e de análises de risco na região.

Já um exemplo de modelo relacionado a evolução do relevo, foi elaborado na Bacia de Potiguar, nele a evolução dos processos recentes de carstificação da formação Jandaíra, foram entendidos através de um processo evolutivo de quatro estágios relacionados à dissolução em zonas de fraqueza da rocha, queda de blocos, surgimentos de dolinas e fases de soterramento de cavidades por sedimentos (SILVA, 2016).

Por outro lado, os modelos empíricos, são baseados em relacionamentos estatísticos, também chamados de modelos baseados em dados, ou relacionamentos heurísticos, que também são conhecidos como modelo baseado no conhecimento. Nesses modelos, os relacionamentos espaciais entre as variáveis, são estimados por critérios, a partir de amostras de treinamento, ou a partir de um conjunto de classes, onde os limiares destas classes são definidos por especialistas.

Em relação ao ambiente cárstico, esses modelos são utilizados em temas como gestão da paisagem e classificação do grau de suscetibilidade e risco a processos como inundações e abatimentos. Para elaboração de modelos é necessário entender o tipo de processo que está sendo estudado.

No carste, a dinâmica de formação e desenvolvimento pode ser separada em dissolução, colapsos e subsidências (FORD; WILLIAMS, 2007) estes processos podem dar origem a dois tipos de abatimentos em áreas carbonáticas, sendo eles: subsidência, um processo de movimento de afundamento de terreno que ocorre devido à deformação ou deslocamento na direção vertical; descendente, de forma relativamente lenta; e o colapso, que apresenta a mesma definição, porém com movimento brusco no terreno (INFANTI JUNIOR; FORNASATI FILHO, 1998). Esse

último é apontado como o mais danoso, porém, a subsidência também pode causar prejuízos econômicos e mortes.

Subsidência é um processo que ocorre, normalmente, de forma gradual, lenta, por meio da infiltração da água em estruturas. Esse processo é importante nos locais em que espessas camadas de material recobrem as rochas, uma vez que a presença de coberturas como solo e sedimentos sobre rochas carstificadas, pode levar ao processo de erosão vertical através das estruturas (BECK, 2012).

Dolinas de subsidência lenta de cobertura são mais comuns quando o material apresenta menor coesão permitindo o transporte gradual. Ford e Williams (2007) consideram que dolinas de subsidência são aquelas que se formam pelo acomodamento gradual da superfície, causado pela dissolução das camadas subjacentes sem rupturas ou faturamentos significativos.

Neste tipo de processo, é importante compreender que podem ocorrer dolinas completamente preenchidas e que estas são de difícil identificação. Isso ocorre quando as estruturas carstificadas da rocha são menos efetivas no transporte dos sedimentos para o subterrâneo que a produção superficial dos mesmos, formando depressões rasas, pequenos lagos e acúmulo de material orgânico (BECK, 2012).

Alguns processos podem desencadear os colapsos na rocha, como por exemplo: a contínua variação do lençol freático, desenvolvimento da cavidade subterrânea até o limite em que a resistência mecânica das camadas superiores não ofereça mais suporte, dissolução preferencial em zonas vadasas acima do teto de cavernas, por meio de fissuras, acamamento e condutos verticais (WHITE, 2000 *apud* FORD; WILLIAMS, 2007).

Processos de colapso também atingem materiais inconsolidados presentes na superfície (BECK, 2012). Palmer (2007) aponta que o colapso de camadas de teto de cavernas pode alcançar centenas de metros, ultrapassando inclusive camadas de rocha não solúveis.

Se o processo ocorre próximo à superfície, uma camada fina e pouco resistente pode não suportar o seu próprio peso e colapsar, formando, uma dolina. O processo de colapso no meio rochoso raramente é abrupto e catastrófico (PALMER, 2007), no solo esse processo pode ser bem dinâmico e causar danos consideráveis em estruturas como estradas e edificações (BECK, 2012).

Além das características naturais do ambiente, autores como Ford e Williams (2007), Albrecht (1998) e Pessoa (1996), indicam que fatores antrópicos são capazes

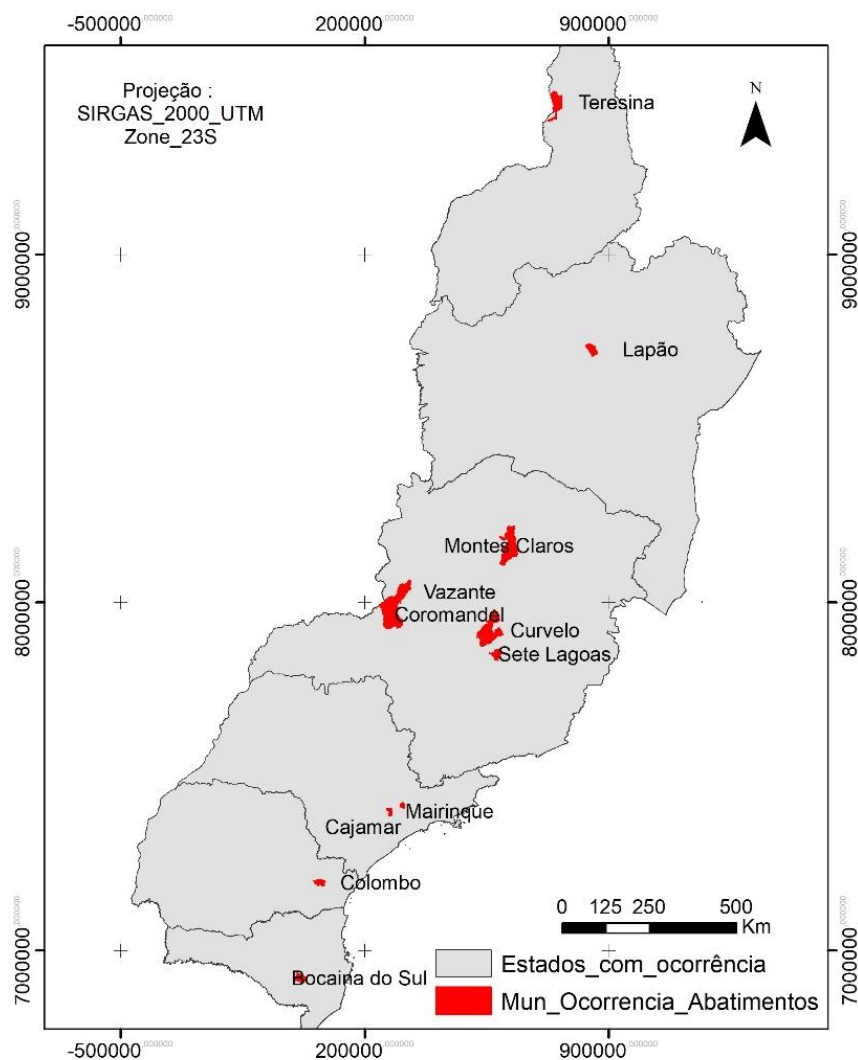
de acelerar e intensificar os abatimentos, seja pelo uso inadequado do solo ou pela alteração da dinâmica de circulação da água subterrânea.

3.4 Dados de Inventário

Neste artigo, os inventários serão divididos em duas classes, sendo inventário de eventos e inventário de feições. O inventário de eventos, corresponde ao conjunto de informações que caracteriza o evento de abatimento em tempo e espaço. Ou seja, tem-se o local e quando ocorreu. Neste tipo de inventário é importante obter informações além da escala temporal e local, deve-se ter dados de danos, o que permite a elaboração de mapas de risco geológico, uma vez que este é a relação entre o potencial de ocorrência de um evento e as consequências potenciais, considerando a vulnerabilidade, ou capacidade, da estrutura de resistir ao evento (SGB, 2021).

Para a análise de grau e risco de ocorrência de um dado fenômeno, é imprescindível conhecer sua distribuição de probabilidades (ZÊZERE *et al.*, 2004). No Brasil, é possível obter informações de localização, características e danos de algumas ocorrências (Figura 4).

Figura 4 - Mapa com a localização dos Estados e Municípios com registro de eventos de abatimento



Fonte: Elaborado pela autora.

Santos (2010) realizou o levantamento de oito ocorrências de afundamento em áreas cársticas distribuídas em seis dos 27 estados brasileiros, sendo elas localizadas em Mairinque (SP), Cajamar (SP), Sete Lagoas (MG), Almirante Tamandaré (PR), Bocaiuva do Sul (PR), Vazante (MG), Teresina (PI) e Lapão (BA).

Três destas ocorrências foram em áreas urbanas e chamam à atenção pelo dano causado. Em 1981, o município de Mairinque, em São Paulo, teve várias edificações com danos a sua estrutura, sendo documentado a presença de trincas nas paredes. Em Cajamar, no ano de 1986, foram encontradas trincas num raio de até 400 metros da cratera após a ocorrência de um afundamento de 30 metros de diâmetro e 15 de profundidade e, nesta mesma cidade, em 1999, outro evento causou danos. Por fim, em 4 de março de 1988, na cidade de Sete Lagoas, houve o

abatimento de aproximadamente 22 metros de diâmetro que gerou danos a estruturas públicas e particulares uma vez que ocorreu em área densamente urbanizada (SILVA, 1988).

O evento em Vazante ocorreu em 1992 e entende-se que foi acelerado ou causado devido a atividade minerária, já o evento no município de Almirante Tamandaré foi mais recente, em 2007, e formou uma feição de 50 metros de comprimento, 40 de largura, neste mesmo ano em Bocaiuva do Sul ocorreu um colapso de 5 metros de diâmetro e de profundidade (SANTOS, 2010).

As subsidências verificadas em Teresina, em 28 de dezembro de 1999, apesar de não terem ocorrido em formações onde há predominância de rochas carbonáticas, foi associada a lentes de Calcário e, desta forma, englobada neste inventário de ocorrências (SANTOS, 2010). Além desse evento, em 2008 ocorreu outro movimento de subsidência e colapso do solo neste mesmo município (BARRADAS *et al.*, 2010).

Em 2017 foi documentado uma dolina de colapso de 30 metros de diâmetro e 20 de profundidade na região agrícola de Coromandel (MG). No ano de 2019, o Serviço Geológico fez um atendimento emergencial após um afundamento ocorrido na cidade de Curvelo (MG) e, também, nessa mesma ocorrência, foram feitos levantamentos geofísicos para mapear a extensão das estruturas em subsuperfície (SGB, 2019).

Também em 2017, no dia 17 de maio, a Defesa Civil e da CODEVASP foram acionados para análise de subsidência ocorrida no município de Montes Claros, sendo lá encontrado uma dolina de colapso de 10 metros de diâmetro e 7 metros de profundidade. Segundo o espeleólogo, Eduardo Gomes, que participou do estudo, e relata que “Esse tipo de fenômeno é relativamente natural, principalmente em Montes Claros, onde quase a totalidade de relevo é em área carstica” (Gomes, 2017).

No dia 30 de maio de 2018, foi descoberta uma cratera no município de Vera-Cruz, na Ilha de Itaparica. Este possuía aproximadamente de 69 metros de comprimento por 29 metros de largura. O local pertence a uma mineradora e não é habitado, porém fica a cerca de 1 km de um vilarejo (SGB, 2018).

Apesar destes registros, sabe-se que, em várias partes do Brasil este cadastro de ocorrências não existe ou ocorre apenas com registros de eventos que causaram danos, ficando os demais, desconhecidos. Santos (2017) pontua que eventos de abatimento que não têm repercussão em mídia devem ocorrer em várias regiões, mas permanecem desconhecidos.

Um bom exemplo é a região de Jaíba-MG, onde ocorrem pequenos abatimentos. Estes são cercados pelos agricultores de modo a proteger os rebanhos, porém não há registro destas ocorrências (Figuras 5a e 5b). Neste mesmo município é possível verificar áreas com formação de dolinas por meio de análise das imagens históricas do Google Earth (Figuras 5c e 5d).

Figura 5 - Áreas com dolinas recentes em Jaíba-MG: (a) Dolina de colapso cercada em área de rocha; (b) Dolina de colapso cercada por fazendeiro; (c) imagem de agosto de 2003 em Jaíba –MG (coordenada 640600.41m E/ 829901.24 m S); (d) imagem de maio de 2021 em Jaíba –MG (coordenada 640600.41m E/ 829901.24 m S)



(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Elaborado pela autora.

Quando não há registros de ocorrência, mas é possível realizar o mapeamento de feições, estas podem ser utilizadas no modelo de suscetibilidade, atualmente o

Serviço Geológico utiliza cicatrizes de deslizamento nos modelos de suscetibilidade a movimentos de massa (CPRM,2020).

Para o carste, as feições para serem utilizadas no inventário, devem ter sua gênese em processos de abatimentos ou afundamento do terreno, como dolinas e uvalas, utiliza-se a localização destas feições para geração de um inventário de feições.

No carste, o processo de dissolução pode acarretar o desenvolvimento de depressões fechadas e dolinas. Nesta situação é possível observar superfícies de solos irregulares e zonas de dissolução que podem eventualmente formar zonas de subsidência (TAHERI *et al.*, 2015).

Apesar da informação ser menos detalhada no inventário de feições quando comparado ao inventário de ocorrências, estes dados também são úteis, uma vez que pode-se produzir estimativas prévias de maior susceptibilidade a abatimentos e colapsos através da aplicação de técnicas de mapeamento de dolinas, baseadas por exemplo na densidade de ocorrências (CAHALAN; MILEWSKI, 2018; SALLES *et al.*, 2018).

A utilização do inventário de feições é possível porque o termo suscetibilidade, na geotecnia, trata-se da predisposição à ocorrência de fenômenos naturais e pode ser sintetizado como a propensão dos terrenos ao desenvolvimento de um fenômeno ou processo do meio físico (SOBREIRA; SOUZA, 2012). Sendo que a possibilidade de ocorrência do fenômeno está relacionada a fatores condicionantes e não ao período de recorrência dos eventos (ZÊZERE *et al.*, 2004).

Ou seja, a carta de suscetibilidade não considera os efeitos danosos que um fenômeno pode acarretar (FONTES, 2011), mas é um instrumento adequado para a gestão territorial. Apesar do inventário para geração da carta de suscetibilidade ser menos complexo que o exigido na setorização de risco, quando se trata de abatimento em carste ele ainda enfrenta algumas dificuldades.

Ferreira e Uagoda (2020) fizeram levantamentos dos principais métodos utilizados no mapeamento e detecção de dolinas, analisando mais de 30 publicações. Sendo estes métodos divididos em métodos automáticos ou semiautomáticos: limite da bacia; extravasamento e contorno ativo. Métodos manuais: critério curva de nível fechada mais externa ou bacias em mapas topográficos; fotointerpretação, análises de imagens e mapas sombreados por critério de quebra de relevo, bacia ou apenas validação; trabalho de campo para topografia ou validação.

Os métodos manuais, como reconhecimento de campo, têm como problema o grande desprendimento de tempo e o alto custo financeiro.

Quanto aos métodos semiautomáticos e automáticos, o artigo aborda de forma mais profunda aqueles que utilizam os modelos digitais de elevação como base para delimitação, e mostra um bom resultado quanto a velocidade e precisão na detecção, porém aponta a falta de imagens e modelos digitais de elevação de alta precisão como um limitador da caracterização morfológica e detecção das dolinas, principalmente para escalas maiores.

Outra forma de elaborar um inventário é utilizando trabalhos já realizados e validados, de forma a diminuir o tempo de levantamento e os custos. Os autores que mais contribuíram neste sentido foram Ferreira e Uagoda (2020), os quais fizeram um levantamento de todos os estudos relacionados a delimitação de dolinas no Brasil até maio de 2019. Por ser um trabalho muito completo, este artigo se propôs apenas a realizar a atualização das publicações ocorridas após a submissão do artigo, ou seja, após maio de 2019 até dezembro de 2022. Sendo eles:

Anastácio *et al.* (2019) apresenta as feições presentes no calcário do Grupo Bambuí, em local entre a Serra do Ramalho e Correntina na Bahia (ANASTÁCIO *et al.*, 2019). Já no estado de Goiás, tem-se a identificação das feições relacionadas ou próximas a cava de Tarimba no estado de Goiás (HUSSAIN *et al.*, 2020), também foram feitos levantamento de dolinas na região do Carste Lagoa Santa (TAYER; RODRIGUES, 2021) e a identificação de dolinas na APA Nascente do Rio Vermelho em Goiás (UAGODA, 2021).

No município de João Pessoa, foram identificadas, por meio da utilização de MDE de resolução espacial de dois metros, 13 áreas de depressões fechadas instaladas sobre a Formação Barreiras (SANTOS; SILVA; VITAL, 2022).

Na região norte de Minas Gerais é possível citar dois trabalhos desenvolvidos com foco em gestão integrada de água superficial e subterrânea, mas que apresentam informações de localização das dolinas na área da bacia do Rio Vieira (ANA, 2018) e em área da Bacia do Rio Vieira, Salobro e Jaíba, todas estas dentro da Bacia do Rio Verde Grande (SGB, 2022).

Também na região norte de Minas Gerais, no município de Montes Claros, foi feita uma dissertação de mestrado que com o objetivo de caracterizar a área quanto a geomorfologia, levantou e apresentou dados e característica das feições cársticas existentes na área (BARBOSA, 2021).

3.5 Parâmetros condicionantes

Para entender os parâmetros que condicionam o processo de abatimento e ou ocorrência de dolinas que permitam compreender a suscetibilidade a abatimentos, foram levantados estudos e trabalhos já existentes.

O surgimento e a evolução de dolinas envolvem diferentes aspectos, como interação de fatores; hidrológicos, como as inundações; geológicos, como a espessura de camadas; geomorfológicos, como a elevação; antropogênicos, como o uso do solo; climáticos, como o regime de precipitação; hidrogeológicos, como a variação do nível dos aquífero; e outros fatores que agem em magnitudes variáveis e escalas de tempo/espço (Cahalan & Milewski, 2018).

Alguns pesquisadores analisam a suscetibilidade das dolinas por meio da análise morfométrica das feições e GIS. Um exemplo disso é o trabalho desenvolvido na China, onde atributos morfométricos como dimensão das feições, profundidade, complexibilidade da forma estão diretamente relacionadas a suscetibilidade, ou seja, quanto maior, mais profunda e mais complexa a forma da feição, maior seria a suscetibilidade. Sendo utilizados dados de áreas de acumulação de fluxo hídrico, densidade de sumidouros, densidade de feições cársticas, produtividade de poços tubulares, profundidade da rocha e informações sobre a atividade antrópica como uso e ocupação, densidade de população (Qiu, Wu, & Chen, 2020).

A proposta de utilização de parâmetros da paisagem para elaboração de mapeamento de zoneamento de áreas potenciais a ocorrência de eventos como os abatimentos são antigas. Albrecht (1998) escreve que para delimitar áreas com diferentes graus de potencialidades a ocorrência de fenômenos cársticos pode-se utilizar o número de ocorrência, os tipos de feições de dissolução e o histórico de uso e ocupação da área. Também, esclarece que estes dados devem ser analisados em conjunto com fatores geológicos ou naturais, em que a área possa estar inserida, sendo alguns exemplos: terremotos; fatores atmosféricos; permeabilidade e tipo de solo, característica das inundações, além de fatores antrópicos como aterros; sobrecargas por edificações, intensidade de tráfego dos meios de transporte; instalação de pedreiras; desmatamentos; rebaixamento do nível das águas subterrâneas; vazamento de condutos hidráulicos enterrados; concentração de escoamento de águas superficiais; sistemas coletores de águas mal elaborados, tipo de atividades agrícolas, industriais, etc.

Apesar de vários trabalhos, assim como o de Albrecht (1998), considerarem os efeitos das atividades antrópicas, esta pesquisa não irá se aprofundar neste tema, pois o interesse está voltado para as características naturais que possam embasar modelos de suscetibilidade natural. Outro ponto importante é que existem várias bibliografias que tratam do estudo do carste através da utilização de levantamentos geofísicos. Porém, devido ao elevado custo destes estudos e a baixa cobertura destes levantamentos em escalas maiores ou iguais a 1:50.000 no Brasil, entende-se que este não deve ser o foco de análise. Sendo assim, serão abordadas pesquisas que utilizam técnicas de modelagem associadas a SIG e sensoriamento remoto.

Os zoneamentos de áreas potenciais podem ser feitos em diferentes escalas e com objetivos diversos, podendo ser separados, por exemplo, em mapeamentos de risco e de suscetibilidade, sendo o primeiro mais focado em mapeamento de áreas onde o evento já ocorreu e o segundo procura indicar áreas que possuem características físicas que indicam maior possibilidade de ocorrência.

O zoneamento de áreas de risco de colapso feitos em Wuhan, na China compara o resultado de duas metodologias, a análise hierárquica de processos e regressão logística, e apesar de ambas apresentarem bons resultados quando analisado por meio da curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*), a última apresentou-se mais precisa. Nesses modelos, foram utilizados os seguintes parâmetros: estratigrafia/litologia; grau de desenvolvimento do carste; tipo de material sobre a rocha e sua espessura; proximidade de rios de quarta ordem; abundância de água em rochas quaternárias; valores de subsidência; fatores antrópicos como a proximidade de linhas de linhas férreas; áreas urbanizadas e o plano de urbanização local. Além dos dois métodos citados, um terceiro método também foi comparado, o de distorção angular ponderada, porém esta última apesar de poder ser utilizada em conjunto com outros métodos não deve ser usada separadamente visto que não leva em consideração fatores importantes como geologia (HU *et al.*, 2021).

Quanto a setorização de risco, no Brasil há alguns trabalhos que utilizam o Índice de Risco Geotécnico (IRG). Um exemplo é a avaliação do risco relacionado ao carste em Sete Lagoas, Minas Gerais, feito por Galvão (2015). Para separar as diferentes classes de risco o autor utilizou uma matriz de correlação entre fator de risco geológico e fator de risco hidrológico. Para isso o autor utilizou dados relacionados a áreas com indícios de abatimento (loais com ocorrências já conhecidas), localização de feições cársticas como dolinas e cavernas, informações

sobre litologia, profundidade da rocha e estrutural proveniente de mapas e de mais de 200 perfis de poços tubulares, poços com informações de nível de água também foram utilizados para a geração de dados de hidrogeologia como a superfície potenciométrica. Além disso, para a avaliação de estruturas cársticas em subsuperfície foi utilizada a técnica de filmagem ótica de poços.

No estado da Bahia, no município de Iraquara, também foi utilizado o IRG para elaborar um modelo de risco geotécnico associado a abatimentos em rochas carbonáticas da Formação Salitre. Para isso, utilizou o conhecimento da evolução natural do sistema cárstico para interpretar dados geológicos, fenômenos cársticos e análise de campo, sendo os dados coletado e produzidos, transformados nos mapas temáticos: mapa litológico, de densidade de lineamentos e de densidade de feições cársticas (SALLES, 2017).

Identificação de áreas de risco também foram feitas no município de João Pessoa. Para isso, foram estudados aspectos relativos às condições naturais e antrópicas que caracterizam a área de carste do município. Na metodologia aplicada primeiramente foi feito o mapa de suscetibilidade considerando três parâmetros que posteriormente foram somados por álgebra de mapas, sendo eles: Condições estruturais, geomorfologia e espessura da camada capeadora em relação a camada de rochas carbonáticas. Este mapa de suscetibilidade foi então sobreposto ao cadastro urbano do município que apresenta o tipo de ocupação nas diferentes áreas. (SANTOS; SILVA; VITAL, 2022)

Pesquisadores do Brasil e de várias partes do mundo trabalham na geração de cartas de suscetibilidade a abatimentos que é uma ferramenta de gestão tão importante quanto o mapeamento de risco.

Taheri *et al.* (2015), geraram um modelo avaliado como adequado para gestão territorial da província de Hamadan, no Irã. Para elaborar este modelo foi utilizado técnicas de inteligência artificial com aprendizado através de *Naive Bayer*. O autor testou outros métodos de aprendizado como *Bayes Net*, Regressão Logística e Regressão Logística Bayesiana, porém apresentaram-se menos adequados. Para gerar o modelo, foram selecionadas inicialmente 10 parâmetros que foram especializados em mapas temáticos sendo divididos em três grupos: fatores hidrogeológicos; fatores geológicos; e fatores antropogênicos. Porém, apesar de mantido os três grupos, depois de verificado o ganho de informação das variáveis, estas foram reduzidas para oito parâmetros, sendo elas distância a falhas, variação

do nível de água, exploração de água subterrânea, profundidade dos poços de captação de água, distância aos poços, alcalinidade da água subterrânea, litologia, espessura do aluvião.

No estado da Geórgia, nos Estados Unidos, pesquisadores se deparam com a falta de informações sobre ocorrências históricas e dados de resolução inadequada. A fim de contornar este problema, Cahalan e Milewski (2018) apresentaram um modelo de formação de feições de abatimento que usa GIS associado a técnicas de estatística especial e, para isso, se embasaram em 6 parâmetros relacionados a característica das inundações; espessura de camadas; cotas topográficas; uso do solo; regime de precipitação e variação do nível dos aquífero.

Na região nordeste do Irã, foi elaborado um modelo de suscetibilidade a abatimento baseado na opinião de especialistas. Para isso, foram utilizadas técnicas de análise de multicritério, abordagem de redes analíticas e técnicas de análise de incerteza. A construção do modelo foi embasada em indicadores topográficos como declividade e altitude, hidrológicos como distância da drenagem e profundidade do nível de água subterrâneo, climatológicos como os valores de precipitação anual, geológicos como a litologia e distância das fraturas e antrópicos como o uso do solo e distância de poços tubulares. Esses fatores foram ponderados e, posteriormente, avaliados quanto a incerteza através da análise de Monte Carlo e curva ROC (GHORBANZADEH; BAKHTIAR; THOMAS, 2018).

A validação por meio do método ROC também foi utilizada para definir o melhor modelo de suscetibilidade desenvolvido para a região da Toscana na Itália, no qual foram testados dois métodos, um com análise estatística bivariada, *Frequency Ratio*, e um modelo matemático probabilístico, Lógica Fuzzy, sendo que o primeiro se apresentou mais adequado. Nesse estudo, cinco fatores condicionantes foram utilizados: tipo litológico, uso da terra, espessura da cobertura, tipo de aquífero e distância das falhas (BIANCHINI *et al.*, 2019).

Também na Itália, porém na região mais central, em Lazio, foi elaborada a carta suscetibilidade a abatimentos, utilizando como parâmetros dados de Geologia, hidrogeologia, anomalias bouguer, falhas, dolinas, epicentros de terremotos, mineralogia da rocha, informações sobre presença de gases. Estes dados foram relacionados por meio da técnica de regressão logística. Sendo concluído que o método melhorou a definição de áreas propensas ao incluir e confirmar fatores predisponentes (CIOTOLI *et al.*, 2016).

Em uma área da Florida, pesquisadores também utilizaram o método da curva ROC para comparar o resultado de dois de modelos de suscetibilidade. O primeiro obtido através de processo de hierarquia analítica (AHP) e o segundo, que apresentou o melhor resultado, foi feito por regressão logística (LR). Para ambos os modelos foram utilizados dados históricos de ocorrências e mapas temáticos, sendo eles permeabilidade do solo, distância das drenagens, distância de minas ativas, dados de litologia e estruturas geológicas e distância até depressões topográficas fechadas (SUBEDI; THAPA, 2019).

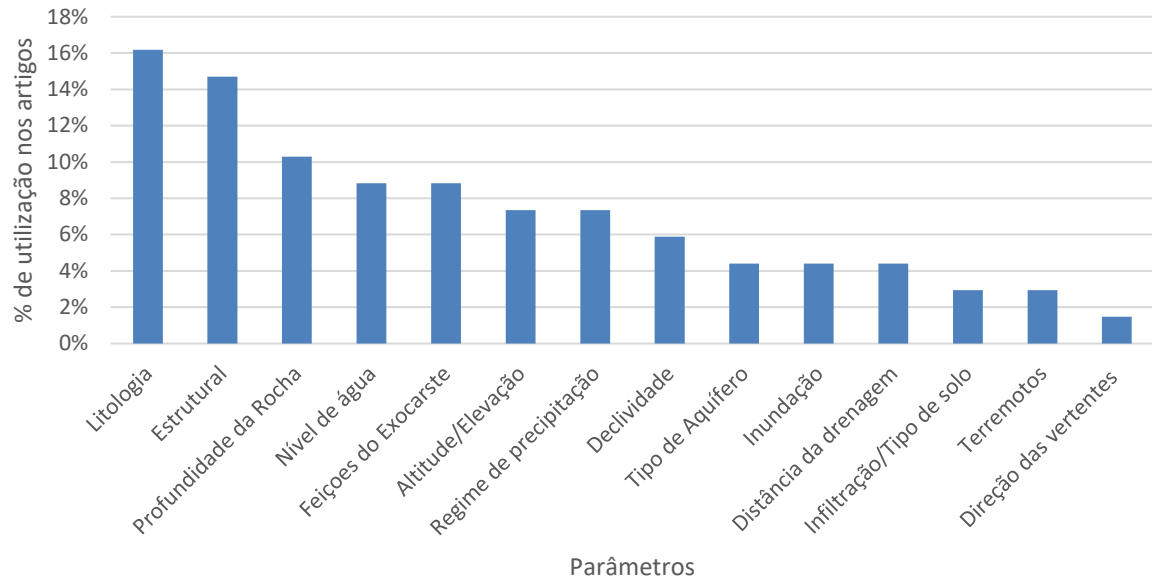
Na Turquia, um distrito de grande importância para o setor agrícola está sob rochas carbonáticas e passa por problemas de escassez hídrica e abatimento, a fim de auxiliar a população quanto a estes problemas, pesquisadores elaboraram um modelo de suscetibilidade baseado em conhecimento de especialistas por meio de análise hierárquica e utilizando ferramentas de sensoriamento remoto e sistemas de informação geográfica. Para tanto, foram considerados 13 fatores divididos em seis temas, sendo eles: Fatores geológicos e tectônicos (litologia, distância até a falha e espessura da rocha solúvel coberta por água; Informação sobre deformações tectônicas; Fatores topográficos, incluindo elevação, inclinação e direção das vertentes e distância até as drenagens; Uso e cobertura do solo; Fatores relacionados a água subterrânea incluindo variação de nível, densidade de poços e PH da água; fatores climáticos como a precipitação (ORHAN; YAHAT; EKERCIN, 2020).

Pesquisas que combinam metodologias subjetivas e objetivas para avaliar a suscetibilidade também vêm sendo testadas. Na combinação do método AHP com métodos estatísticos baseados em dados, utilizando 8 parâmetros: Grau de desenvolvimento do carste, distância até falhas, litologia, estrutural, espessura da camada sobre a rocha, nível de água em relação as camadas de rochas, variação do nível da água (rebaixamento), abundância de água subterrânea, distância até rios, pesquisadores encontraram resultados favoráveis para a área de estudo analisada, Província de Shandong na China. Os resultados da análise de sensibilidade indicaram que a espessura da camada sobrejacente e o desenvolvimento cárstico foram os parâmetros mais sensíveis (WEI *et al.*, 2021).

Desta forma, os parâmetros mais utilizados nos trabalhos discutidos acima são 15 (Gráfico 3), sendo que destes 12 são mais frequentes, sendo eles: Litologia, Estrutural, Profundidade da Rocha, Nível da água subterrânea, tipo de aquífero,

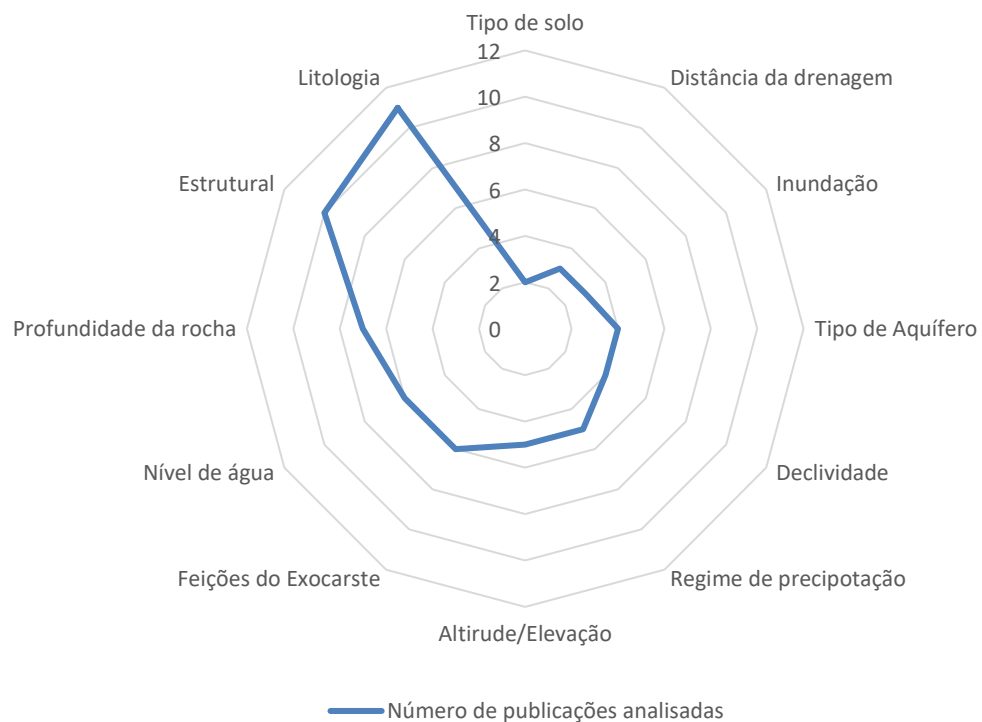
amplitude ou elevação, densidade de feições cársticas, declividade, regime de precipitação (Gráfico 4).

Gráfico 3 – Distribuição (em%) dos principais temas utilizados na geração de modelos de suscetibilidade e risco de abatimento em áreas cársticas carbonáticas



Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 4 - Distribuição dos parâmetros mais utilizados e a relação do número de publicações que utilizaram.



Fonte: Elaborado pela autora.

No gráfico 4 é possível observar que os parâmetros utilizados com mais frequência são relacionados ao tema geologia, sendo eles litologia e estruturas geológicas.

3.6 Discussão

No Brasil já existem algumas ocorrências de abatimento documentados, podendo ser considerado um número pequeno quando comparado a outros eventos como inundações e deslizamentos. A atualização de inventário, assim como o aumento de estudos que caracterizam, monitoram e cadastram esse tipo de evento e as feições dele resultante é de grande importância. Desta forma, tem-se que, à medida que este cadastro for se tornando mais robusto, será possível evoluir no conhecimento, possibilitando uma melhora nos resultados de modelos de classificação e predição, principalmente tratando-se das avaliações de risco.

Ainda analisando a situação do Brasil, vários estados possuem áreas com carste em rochas carbonáticas, mas o Estado em que esta paisagem é mais comum é em Minas Gerais. Além disso, no Estado ocorre a maior área deste tipo de ambiente, existem os municípios com maior porcentagem do território coberto por ele, sendo alguns com 100% da área nesta situação.

Este tipo de diagnóstico é necessário pois ele fomenta e direciona a demanda de pesquisas e mapeamento de áreas suscetíveis para embasar gestores na tomada de decisão quanto ao planejamento do uso e ocupação do solo, permitindo a criação de normativas e políticas que tornem a comunidade local mais apta a convivência com este ambiente e menos vulnerável a processos de abatimento. Além disso, vários desses municípios possuem áreas urbanas sobre terrenos cársticos e nessas áreas é importante a realização de mapeamentos de risco de forma a avaliar além da suscetibilidade, a fragilidade das estruturas.

Para a elaboração de mapas de suscetibilidade é necessário desenvolver modelos que possibilitem a classificação do terreno e, para isso, a utilização de mapas temáticos ou parâmetros, assim como inventários de ocorrências e feições, são normalmente utilizados. No entanto, mesmo com o levantamento apresentado neste trabalho, os desafios do levantamento de inventário e a escolha dos parâmetros adequados continuam sendo relevantes devido à baixa quantidade de registros que foram encontrados.

O inventário, quando utilizado para classificação do grau de risco necessita apresentar no mínimo informações sobre local, data da ocorrência e dano causado. Em contrapartida, para mapas de suscetibilidade, podem ser utilizados inventários com informações de localização e forma das feições, não precisando o registro de frequência e danos de ocorrências. Para a elaboração de inventário de feições, já existem trabalhos em várias partes do Brasil, fazendo com que estes possam ser utilizados, diminuindo assim custo e tempo de elaboração de pesquisas.

Caso não haja informações de feições na área de estudo, é importante que estas sejam levantadas por meios diretos ou indiretos. Para o segundo é importante adquirir imagens e modelos digitais de terreno em escala adequada para o trabalho. Se for um mapa de suscetibilidade, a escala deve variar entre 1:25.000 e 1:50.000, para delimitação de áreas de risco está escala precisa ser de maior detalhe.

Quanto aos parâmetros, entende-se que cada região tenha sua peculiaridade, sendo necessário avaliar quais índices e parâmetros são mais adequados para cada local, mas este trabalho aponta alguns parâmetros que são comumente utilizados em vários modelos, sendo eles: litologia, estrutural, profundidade da rocha, nível da água subterrânea, tipo de aquífero, amplitude ou elevação, densidade de feições cársticas, declividade, regime de precipitação, representados. Sendo que os dois mais utilizados são relacionados ao tema de geologia, sendo eles litologia e estruturas geológicas.

3.7 Conclusão

A definição dos parâmetros condicionantes, assim como o tipo de inventário a ser utilizado, vai depender da disponibilidade e escala das informações, assim como das características do carste, da paisagem na região e, principalmente, do objetivo do estudo.

Apesar de vários estados do Brasil possuírem cidades estabelecidas sobre áreas cársticas carbonáticas, este estudo avalia que o estado onde é necessário o maior número de estudos e medidas de gestão é em Minas Gerais. Este estado possui a maior área deste tipo de terreno e o maior número de municípios tanto quanto a porcentagem de áreas, 100% da área municipal inteiramente dentro do carste, como o maior número de municípios com as maiores áreas urbanas dentro de carste com rochas carbonáticas.

A elaboração de inventários pode ser acelerada a partir da melhoria das resoluções dos dados de satélites e modelos digitais. A construção de um banco de

dados nacional semelhante ao de CANIE para cavernas facilitaria a calibração de modelos estatísticos automáticos e semiautomáticos para reconhecimento de dolinas e uvalas.

4 ARTIGO 2 - APLICAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO E LÓGICA FUZZY NA CRIAÇÃO DE MODELO DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS BASEADO NO CONHECIMENTO PARA A BACIA DO RIO VIEIRA EM MONTES CLAROS – MG

4.1 Introdução

Os modelos que tentam compreender e prever eventos que causam desastres naturais são comuns quando se leva em conta a demanda deste tipo de informação para tomadas de decisão relacionadas a construção e execução de políticas públicas que tornem as ocupações mais resilientes. Para tornar as ocupações mais seguras, é importante conhecer o ambiente que está sendo ocupado. Nas áreas cársticas, um dos processos naturais que causam problemas em áreas urbanas, sistemas de abastecimentos, construções, estradas, barragens e na agropecuária são os abatimentos e, por essa razão, o estudo deste processo se tornou importante não apenas no meio científico, mas também para gestores (DAOXIAN, 1988).

Uma maneira de conhecer as áreas mais propensas a estes eventos é através da elaboração de modelos, sendo que a análise de decisão de multicritério baseada em sistema de informações geográficas (GIS) se tornou uma metodologia de modelagem muito utilizada nas ciências espaciais para construção de modelos baseados no conhecimento. Estas duas análises foram combinadas com sucesso para resolver uma variedade de problemas espaciais (FEIZIZADEH; GHORBANZADEH, 2017), por meio da combinação de dados derivados de vários fatores geográficos combinados em um único índice de avaliação (QUI; WU; CHEN, 2020).

Uma das técnicas utilizadas na análise de multicritério é o Método Delphy, desenvolvido inicialmente na década de 1950, pela Rand Corporation/EUA, com o objetivo de obter consenso de especialistas sobre previsões tecnológicas (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000). O método reuni um conjunto de opiniões de especialistas sem interação levando a resultados consistentes sobre temáticas complexas possibilitando uma compreensão dos fenômenos.

Na aplicação deste modelo de pesquisa, especialistas são consultados em rodadas de perguntas intercaladas com feedbacks sendo o número de rodadas variável (DALKEY E HELMER, 1963). Segundo Linstone e Turoff (2002) o número de consultas deve ser tanto quanto for necessário para atingir a convergência das

opiniões. No entanto Moura e Jankowski (2016) apontam que o consenso é algo inviável e desta forma propõem três consultas de forma a aumentar o consenso.

Nesta pesquisa, apresentamos o resultado de um modelo de suscetibilidade a abatimentos cársticos naturais na Bacia do Rio Vieira, no município de Montes Claros. Para a criação de classes de suscetibilidade, neste trabalho, é utilizado o GIS associado ao Modelo de Multicritérios com aplicação do método Delphy para determinar os pesos para os critérios relevantes para o modelo.

No entanto, neste tipo de modelo os resultados são altamente dependentes de avaliações fornecidas pelos especialistas, o que pode ser uma grande fonte de incerteza. Desprezar a incerteza pode gerar erros na precisão dos resultados e de quaisquer produtos, tais como nos mapas produzidos com base nestas avaliações. A veracidade e a qualidade dos modelos baseados no conhecimento dependem de como a importância de cada parâmetro foi atribuída e desta forma é importante a análise de sensibilidade e da precisão dos fatores de entrada, do contrário o resultado da avaliação feita pelo modelo poderá estar incerto (NORTON, 2015).

A análises de incerteza e sensibilidade são capazes de apresentar as relações entre os parâmetros de entrada e saída em modelo que trabalha com problema de decisão multicritério (QUI; WU; CHEN, 2020). Sendo que a avaliação da incerteza dos resultados feita por meio do Modelo de Monte Carlo é um método prático para esta avaliação. Além disso o método possibilita o cálculo da variabilidade dos resultados, sendo adequado para uso quando nenhum resultado preciso pode ser computado por modelagem (SINGH; AURORA, 2015).

A análise de sensibilidade investiga a magnitude da resposta de um modelo a diferentes fontes de variação, como nos dados de entrada definido, os parâmetros selecionados e as suposições feitas. Tais análises permitem que um nível de confiança seja determinado na saída do modelo, o que ajuda os tomadores de decisão a reconhecer e medir intervalos de confiança nos resultados da modelagem (QUI; WU; CHEN, 2020).

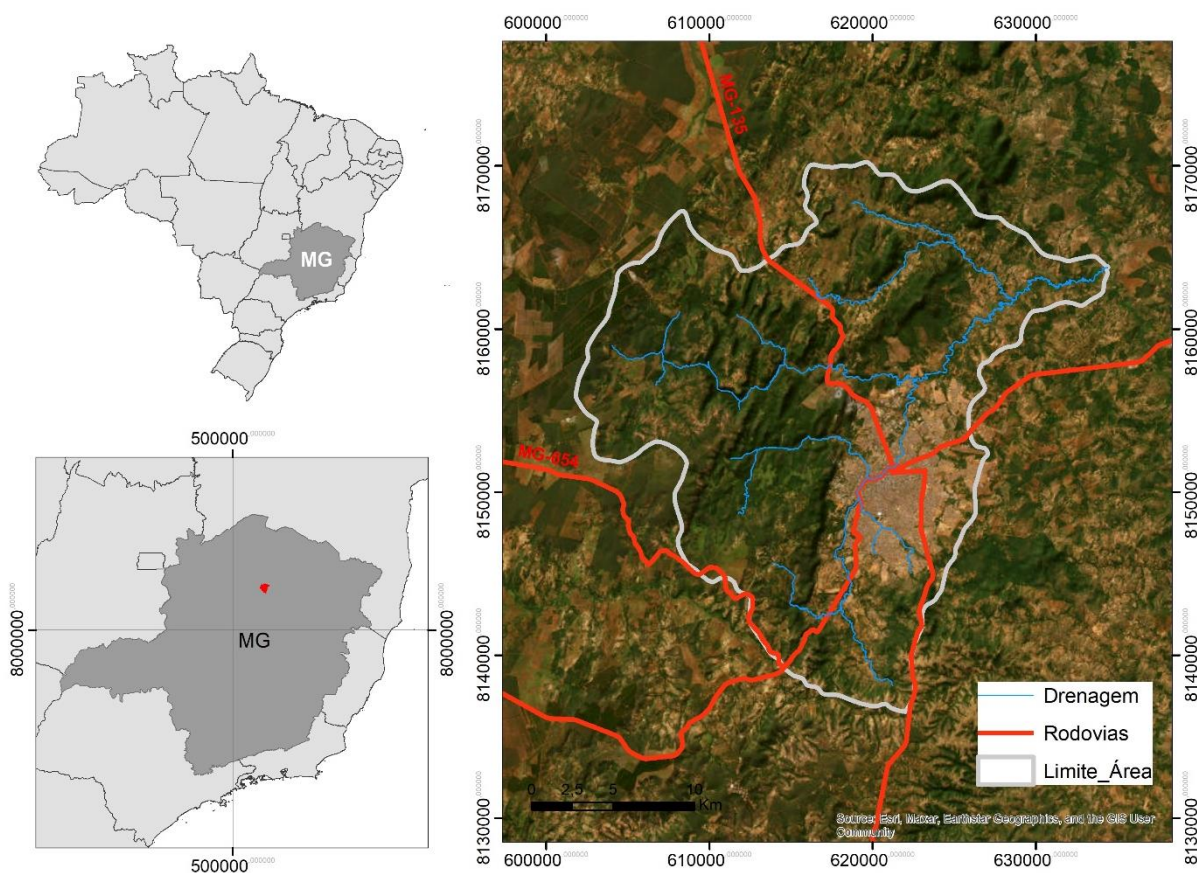
4.2 Área de estudo

O município de Montes Claros foi selecionado como alvo de estudo porque quando considerado os limites das províncias espeleológicas relacionadas as áreas cársticas carbonáticas, tem-se que o município possui mais de 70% da sua área sobre rochas que compõem a província Bambuí segundo o Mapa das Regiões Cársticas do

Brasil. Além disso, o município cumpre a função de polo regional no norte de Minas Gerais e em 2010, possuía uma população de 361.915 habitantes, sendo o sexto município com maior população do Estado, com área de 3.568,94 Km² com densidade demográfica de 101,4 hab/km² (IBGE, 2010).

Quanto a área de estudo (Figura 6), a Bacia do Rio Vieira, esta foi delimitada por ser uma região atualmente objeto de pesquisa de instituições governamentais como Agência Nacional das Águas (ANA) e Serviço Geológico do Brasil (SGB), que conforme publicação no DOU de 20 de março de 2019, firmaram contrato de parceria com objetivo de realizar estudos para “Implementação da Gestão Integrada de Águas Superficiais e Subterrâneas na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco: Sub-bacias do Rio Verde Grande-MG”. Isso facilitou o acesso a dados, atuais, públicos e de escala adequada.

Desta forma, além deste trabalho pretender contribuir com a gestão da paisagem em uma área de interesse federal e estadual, a área engloba toda a área da sede municipal e seu entorno sendo uma importante área de pesquisa para o município. A área correspondente a Bacia do Rio Vieira em Montes Claros possui 579km² e, quanto à geologia, é uma região onde afloram rochas do grupo Bambuí, sendo que na porção oeste estas rochas são cobertas por sedimentos aluvio-coluvionares.

Figura 6- Localização da área de estudo

Fonte: Elaborado pela autora.

4.3 Metodologia

Este item apresenta de forma detalhada os dados e procedimentos utilizados na elaboração deste trabalho, os quais envolveram fases de aquisição e tratamento dos dados, elaboração das bases cartográficas, análise multicriterial, avaliação de sensibilidade do modelo, além de validação do resultado final. Os procedimentos tanto de preparação dos dados quanto de avaliação do modelo, seguiram os passos apresentados por Moura e Jankowski (2016).

4.3.1 Aquisição dos dados

Para a composição da base cartográfica foi necessário levantar e verificar os dados e escalas disponíveis para a área de estudo. Deu-se preferência para bases mais atualizadas, de domínio público, com escalas maiores ou iguais a 1:50.000 e que estivessem relacionadas aos temas de estudo.

O arquivo padrão shape de delimitação da área foi adquirida junto ao SGB, em

formato de polígono, na escala 1:50.000. A delimitação da área de estudo corresponde à delimitação da Bacia do Rio Vieira contemplada pelo projeto de “Implementação da Gestão Integrada de Águas Superficiais e Subterrâneas na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco: Sub-bacias dos Rios Verde Grande-MG”. Outros dados provenientes deste mesmo projeto foram: dados matriciais com informações de média pluviométrica mensal e anual dos últimos 30 anos, mapas hidrogeológicos da bacia do Rio Vieira, escala 1:50.000, mapa de padrão de relevo, também na escala 1:50.000.

O arquivo raster com informações relacionadas a profundidade da rocha, com resolução de 50 metros, foi desenvolvido no âmbito do acordo de cooperação técnica firmado entre SGB e EMBRAPA, publicado no Extrato D.O.U. de 31 de agosto de 2021 (BRASIL,2021); para as drenagens foram utilizadas as bases cartográficas do IBGE, no formato shapefile, atualizadas pelo Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM,2020), escala 1:50.000; para o mapa geológico foram utilizadas as bases cartográficas de Cavalcanti (2022), referentes à carta geológica da bacia do Rio Vieira – escala 1:50.000; o Modelo Digital de Elevação - MDE, Alos Pausar de resolução 12,5 metros, foi adquirido no site do USGS, para o mapa de tipos de solo foram utilizadas as bases referentes ao Mapa de Solos do Estado de Minas Gerais, em escala 1:650.000, publicado em 2010 pela Universidade Federal de Viçosa (UFV), Universidade Federal de Lavras (UFLA), pelo Centro Tecnológico de Minas Gerais (CETEC) e pela Fundação Estadual de Meio Ambiente de Minas Gerais (FEAM). Porém, como este último possui dado fora da escala adequada e desta forma optou-se por utilizar os dados do mapa de classificação hidrológica dos solos disponível no Projeto Águas do Norte de Minas, desenvolvido e publicado em 2019 pelo SGB. Dados pontuais referente as informações de nível de água, ph e perfil estratigráfico foram adquiridos de dados de poços tubulares cadastrados no Sistema de Informação de Águas Subterrâneas (SIAGAS), pontos com informações de cavernas proveniente do banco de dados CANIE e também em formato shape de pontos, sendo adquiridos dados de ocorrência de sismos, do período de 1995 até 2021, do banco de dados cedido pela SGB, onde constam 263 ocorrências.

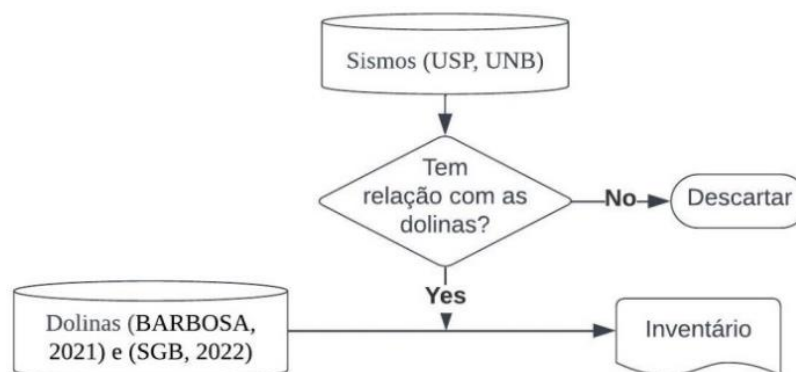
4.3.2 Inventário

Para a criação de um inventário de feições procurou-se referências bibliográficas com informações de localização e delimitação de estruturas do

exocarste que tem como origem processos de abatimento, como dolinas, uvalas e polijes. Polígonos com delimitação de 156 feições cársticas, sendo 151 dolinas e 5 uvalas foram adquiridos através de dados compilados de três fontes: mestrado de Barbosa (2021), projeto Verde Grande (SGB,2022) e ANA em 2018 (SGB, 2018). As feições identificadas na forma de polígonos, foram transformadas em *shape file* de pontos com centroide de cada polígono através da ferramenta *Feature to Point* e todas foram projetadas para o mesmo sistema de coordenada UTM.

Além destas informações, como na região de estudo não há um monitoramento do surgimento destas feições, foi analisada a relação dos eventos sísmicos com a ocorrência de dolinas (Figura 7) a fim de conhecer a frequência com que estes processos ocorrem na região.

Figura 7 - Fluxograma simplificado da elaboração de inventário de feições



Fonte: Elaborado pela autora.

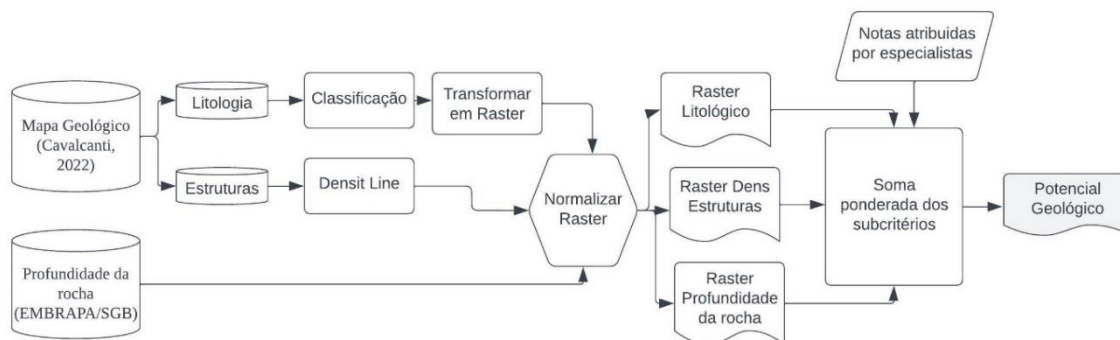
4.3.3 Mapas Temáticos

Neste trabalho os temas são definidos a partir da premissa que para que haja ocorrência de abatimentos é necessária a existência de condições naturais nas quais haja um ambiente cárstico com presença de rocha solúvel e líquido solvente, sendo assim a paisagem será representada pelas características levantadas no artigo de Lopes (2023), onde informações do arcabouço geológico, índices morfométricos, informações hidrológicas e hidrogeológicas são apontadas como importantes neste tipo de estudo.

Para a criação do mapa de potencial geológico (PGeo) foram elaborados passos sintetizados no fluxograma apresentado na figura 8 que através de álgebra de

mapas reúne informações de litologia, estrutural e profundidade da rocha. Para isso, foram utilizadas informações do mapa geológico (CAVALCANTI, 2022) e raster de profundidade da rocha (EMBRAPA/SGB, 2022).

Figura 8 - Fluxograma simplificado da elaboração do mapa temático de potencial geológico



Fonte: Elaborado pela autora.

O raster que trata dos tipos de litologia teve como base o mapa geológico, escala 1:30.000 elaborado por Cavalcanti (2022) para área de Montes Claros. Por ser um dado normal, é necessário classifica-los quanto ao grau de relevância frente ao tema de estudo. Para isso, foi utilizada a metodologia aplicada pelo CECAV (2013) para a elaboração de mapa de Potencial de Cavernas. Esta metodologia divide os vários tipos de rochas em grupos que são classificados em cinco graus, para cada um destes graus foi atribuído um valor, sendo o maior valor referente ao maior grau como demonstrado na tabela 2.

Tabela 2 - Tabela de classificação do potencial de ocorrência de cavernas

Classes		Nota
Litotipo	Grau	
Calcário, Dolomito, Evaporito, Metacalcário, Formação ferrífera bandada, Itabirito e Jaspilito	Muito Alta	9
Calcrete, Carbonatito, Mármore e Marga.	Alta	7
Arenito, Conglomerado, Filito, Folhelho, Fosforito, Grauvaca, Metaconglomerado, Metapelito, Metassiltito, Micaxisto, Milonito, Quartzito, Pelito, Riolito, Ritmito, Rocha calci-silicática, Siltito e Xisto.	Médio	5
Anortosito, Arcóseo, Augengnaisse, Basalto, Charnockito, Diabasio, Diamictito, Enderbitto, Gabro, Gnaisse, Granito, Granitóide, Granodiorito, Hornfels, Kinzigito, Komatito, Laterita, Metachert, Migmatito, Monzogranito, Olivina gabro, Ortoanfilito, Sienito, Sienogranito, Tonalito, Trondhjemitto, entre outros litotipos.	Baixo	3

Aluvião, Areia, Argila, Cascalho, Lamito, Linhito, Turfa e outros sedimentos.	Ocorrência Improvável	1
---	-----------------------	---

Fonte: Modificado de CECAV, 2013.

Porém, entende-se que na natureza não existe uma barreira abrupta entre elementos naturais e desta forma seguiu-se a etapa de suavização dos contatos proposta por (MOURA, 2015) que consiste em transformar o arquivo shape em raster e posteriormente em pontos. Os pontos são utilizados para a geração de um mapa de densidade de kernel de forma que sua representação sofra redução gradual por influência da vizinhança.

Neste caso, utilizou-se o raio de influência de 600 m, visto que este mesmo raio foi utilizado para as demais variáveis analisadas pelo método de kernel neste trabalho.

O carste pode ocorrer em profundidade e refletir em estruturas superficiais, a exemplo do abatimento ocorrido em Cajamar (SANTOS, 2010), desta forma a profundidade da rocha se mostra um parâmetro importante. Para analisar este fator, foi utilizado o raster, invertido, com valores de profundidades das rochas, isso porque quanto maior a profundidade menor a suscetibilidade. Para finalizar foi feita a normalização dos valores.

É importante salientar que o modelo de profundidade das rochas adquirido levou em consideração dados de 110 poços cadastrados no banco de dados SIAGAS que possuíam perfil litoconstrutivo, 107 poços do Sistema Integrado de Informações Ambientais (SIAM) e 1 poço da Companhia de Desenvolvimento Vale São Francisco (CODEVASP), além de afloramentos rochosos e dados de geofísica terrestre levantados no projeto Verde Grande (2021).

Além da composição litológica, é importante analisar elementos estruturais. Vários estudos, dentre eles Taheri *et al.* (2015), Galvão (2015), Galvão e Sales (2019) e Santos *et al.* (2022) apontam que as estruturais representam um fator importante para o processo de carstificação, uma vez que são nas linhas de fraqueza das rochas que os fluidos superficiais e subterrâneos encontram caminhos mais favoráveis, intensificando o processo de dissolução.

Para a criação dos layers de estruturas geológicas, foi necessário criar inicialmente três mapas de densidades, sendo eles de densidade de lineamento, falhas e dobras e a partir destas shapes foi aplicada o comando *Line Density*, considerando o tamanho das linhas, tamanho das células em 50 m e com um raio de

interferência de 600 m. A separação destes três elementos foi necessária, porque na análise das estruturas em relação ao sistema cárstico desenvolvida por Cavalcanti (2022) tem-se que as principais estruturas relacionadas as feições cársticas, na região de Montes Claros, são as falhas. Segundo o autor “as principais estruturas que controlam o desenvolvimento cárstico na região de Montes Claros são as juntas (F1 e F2) e os acamamentos dos calcários, F1, com direção NNE-SSW e F2, WNW-ESSE”, sendo que o mesmo autor aponta que os planos de interseção entre a camadas e as juntas e/ou entre diferentes juntas é o que define a geometria das feições cársticas da região, tanto para as dolinas como para as cavernas. Desta forma foi estabelecida uma maior nota para as Falhas e Fraturas assim como para as dobras e uma menor nota por fim os lineamentos (Tabela 3). Então, os mapas foram normalizados e somados de forma ponderada pelas notas, através de álgebra de mapas executado pela ferramenta Raster Calculator, seguida pela normalização dos dados, resultando assim no mapa de estruturas geológicas (EGeo).

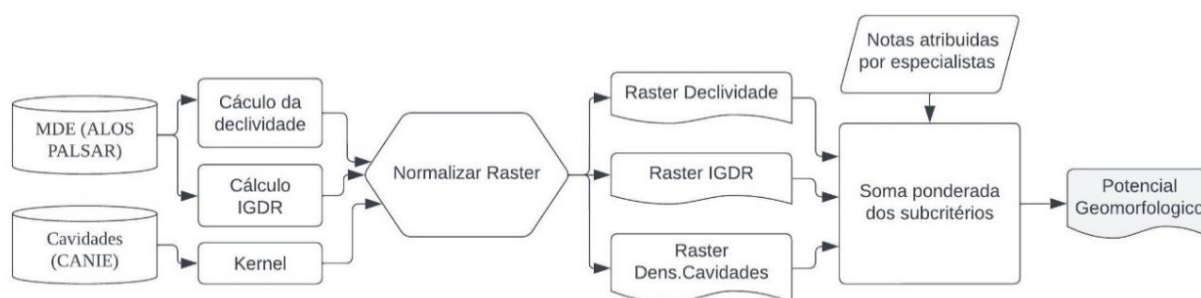
Tabela 3 - Valores atribuídos às diferentes estruturas

Feição	Área	
	Quantidade	Nota
Falhas, Fraturas	10	9
Dobras	75	9
Lineamentos	645	7

Fonte: Elaborado pela autora.

Outro mapa temático, o mapa de potencial geomorfológico (PMorf), tem a sua construção partindo da álgebra de três raster, apresentada no fluxograma (Figura 9).

Figura 9 - Fluxograma simplificado da elaboração do mapa temático de potencial geomorfológico



Fonte: Elaborado pela autora.

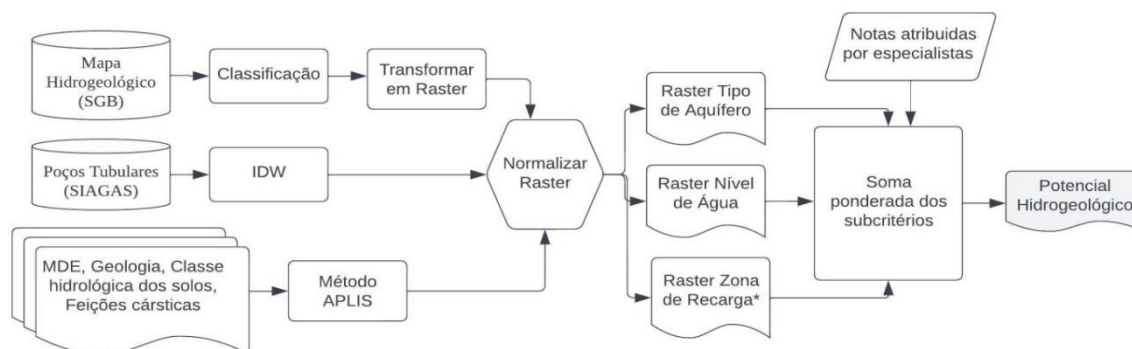
Para a criação do raster de densidade de feições cársticas utilizou-se os dados do Densidade de feições cársticas existente no Cadastro Nacional de Informações Espeleológicas – CANIE, com 462 pontos do cadastro de cavidades na área de estudo. Os pontos foram tratados por meio da utilização de Densidade de Kernel e, posteriormente, os dados foram normalizados, resultando no mapa de densidade de feições cársticas (FCarst).

Outra informação utilizada foi o Índice Global de Dissecção do Relevo (IGDR) que é um índice morfométrico comumente utilizado para o estudo dos padrões de relevo, Evans (2012), Sampaio e Augustin (2014) e Souza *et al.* (2017). Na área de carste, ele pode ser utilizado para análise das feições de superfície onde áreas com maior índice são regiões mais propensas à erosão química enquanto áreas com valores menores são caracterizadas pela deposição.

Neste trabalho o cálculo do IGDR seguiu a metodologia descrita por Souza *et al.* (2017) onde foram utilizados o Modelo Digital de Elevação (MDE), Alos Pausar, 12.5m, para calcular o Índice de Concentração da Rugosidade (ICR), o Índice de Hack (IH) e a Densidade de Drenagem (Den. Dre) para compor o IGDR.

Outro índice morfométrico analisado foi a declividade do terreno (Inc), de maneira geral, as estruturas como dolinas e uvalas ocorrem em regiões pouco declivosas uma vez que a taxa de infiltração supera a taxa de escoamento superficial, permitindo assim a dissolução química das rochas. Para a geração da declividade foi executado o comando slope do ArcGis 10.8.2, utilizando como dado de entrada o MDE e selecionando o dado de saída da declividade em %, o resultado desta etapa foi normalizado.

O terceiro mapa temático representa o potencial hidrogeológico (PHGeo) da área e para isso foram gerados inicialmente três *raster*: tipo de aquífero, área de recarga e nível de água (Figura10).

Figura 10 - Fluxograma simplificado da elaboração do mapa temático de potencial hidrogeológico

Fonte: Elaborado pela autora.

O tipo de aquífero, assim como a litologia, é um dado que se encaixa na categoria de dado nominal e desta forma seguiu as mesmas etapas do raster de litologia. Para a criação deste raster foi utilizado como base o mapa hidrogeológicos das áreas, em escala 1:50.000 (SGB,2022). Para cada classe de aquífero foi atribuída uma nota de forma que aquíferos cársticos aflorantes recebessem as maiores notas enquanto áreas com aquífero cárstico sobreposto por outros tipos de aquífero receberam notas conforme a relação de transmissão e potencial dos dois aquíferos. Desta forma as notas foram atribuídas conforme indicado na tabela 4:

Tabela 4 - Valores atribuídos a cada tipo de aquífero

Aquífero Sobrejacente \ Aquífero Aflorante	Cárstico	Granular	Fraturado Granular
Cárstico	9	7	7
Granular	7	1	1
Fraturado Granular	7	1	1

Fonte: Elaborado pela autora.

Para criação da camada de nível da água (NE) este estudo utiliza a Ponderação do Inverso da Distância- IDW de forma a gerar um raster com a estimativa da potenciometria na região, método indicado por Moura e Jankowski (2016) no tratamento de dados que foram coletados de forma espaçada no território. Para isso foram utilizadas informações de nível estático de 195 poços, 15 sumidouros, 8 surgência, 18 nascentes, 2 lagoas e 2 grutas com água permanente, sendo todos estes dados coletados no ano de 2019 (SGB, 2020).

Para a criação do raster que representa o potencial das zonas de recarga foi utilizado as etapas descritas por Gurita *et al.* (2022), no qual é aplicado o método APLIS, com algumas adaptações, na região da bacia Rio do Vieira. Ressalta-se que assim como no artigo, neste trabalho só foram identificadas as zonas de recargas sem estimar a taxa média de recarga dessas zonas.

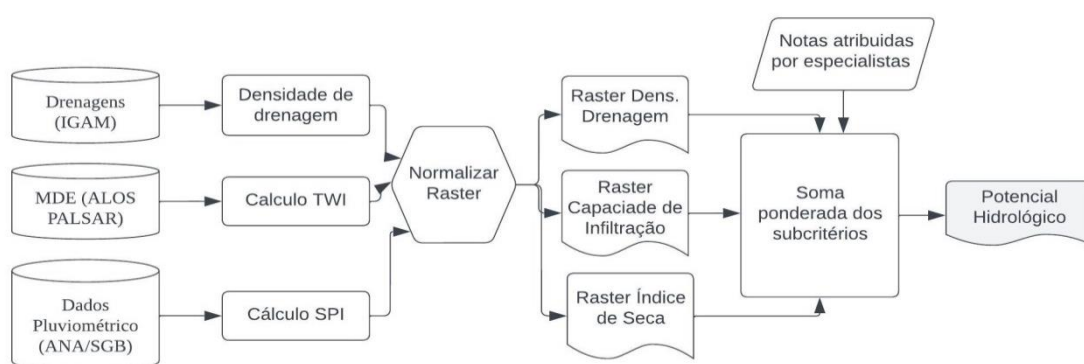
O método APLIS foi desenvolvido para aquíferos cársticos, e permite estimar a taxa média de recarga a partir da atribuição de pesos para sub-critérios, sendo aqui utilizados os pesos propostos por Gurita (2022) e posterior utilização da fórmula 1.

$$Recarga = \left[\frac{A+P+3L+2I+S}{0.9} \right] * Fh \quad (1)$$

Sendo as variáveis, altitude (A), declividade (P), litologia (L), existência ou não de zonas de infiltração preferencial (I) e tipo de solo (S), classificadas em intervalos que alcançam valores de 1 (mínima influência na recarga) a 10 (máxima influência).

Além de fatores relacionados a água subterrânea, foram criados mapas relacionados a água superficial, sendo a relação deles chamada de Potencial Hidrológico (PHid). Para tanto foram elaboradas as etapas descritas abaixo e representadas de forma sintetizada no fluxograma representado na figura 11.

Figura 11 - Fluxograma simplificado da elaboração do mapa temático de potencial hidrológico



Fonte: Elaborado pela autora.

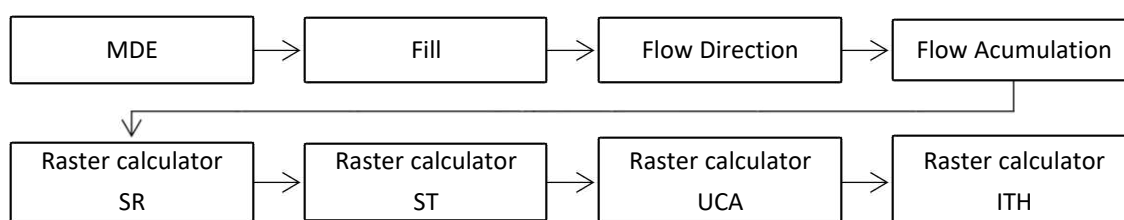
Primeiramente foi gerado o arquivo matricial de densidade de drenagem (DDren) utilizando a shape de drenagem do IGAM (2020). A partir destas shapes foi aplicado o comando Line Density, considerando o tamanho das linhas, tamanho das

células em 50 m e com um raio de interferência de 600 m. Outro fator analisado foi a capacidade de infiltração, neste caso, por não haver mapas de solo em escala adequada, neste trabalho, optou-se em não calcular o potencial de infiltração, mas sim gerar um modelo qualitativo que compara os potenciais existentes dentro da área. A avaliação do potencial de infiltração é elaborada a partir da comparação entre as diferentes capacidades de infiltração da água sob a influência do relevo, através do índice ITH – índice topográfico de umidade.

O ITH, por definição, apresenta a distribuição das zonas de saturação de água superficial e do conteúdo de água nos solos (SIRTOLI *et al.*, 2008). É um índice topográfico que reflete a tendência da água subterrânea aflorar em um ponto qualquer do terreno, sendo que o modelo considera que o fluxo infiltra até um plano de mais baixa condutividade, em geral, o contato solo-rocha seguindo então um caminho determinado pela topografia.

Assim, com base no MDE, o ITH estima um balanço entre acúmulo de água e condições de drenagem em escala local (HANCOCK *et al.*, 2010). Para calcular este índice, é aplicada ao MDE, uma sequência de ferramentas utilizando o ArcGis 10.8.2, sendo estas indicadas na figura abaixo:

Figura 12 – Materiais e ferramentas utilizadas no ArcGis para cálculo do ITH.



Fonte: Elaborado pela autora.

Sendo que no raster calculator são executadas três expressões:

$$SR = (slope * 1.570796) / 90 \quad (2)$$

$$ST = Con(SR > 0, Tan(SR), 0.001) \quad (3)$$

$$UCA = (FlowAccumulation + 1) * tamanho\ do\ pixel \quad (4)$$

$$ITH = Ln(UA) / (ST) \quad (5)$$

Sendo: SR = Declividade em radianos, ST= Tangente da Inclinação e UCA= Acumulação por área

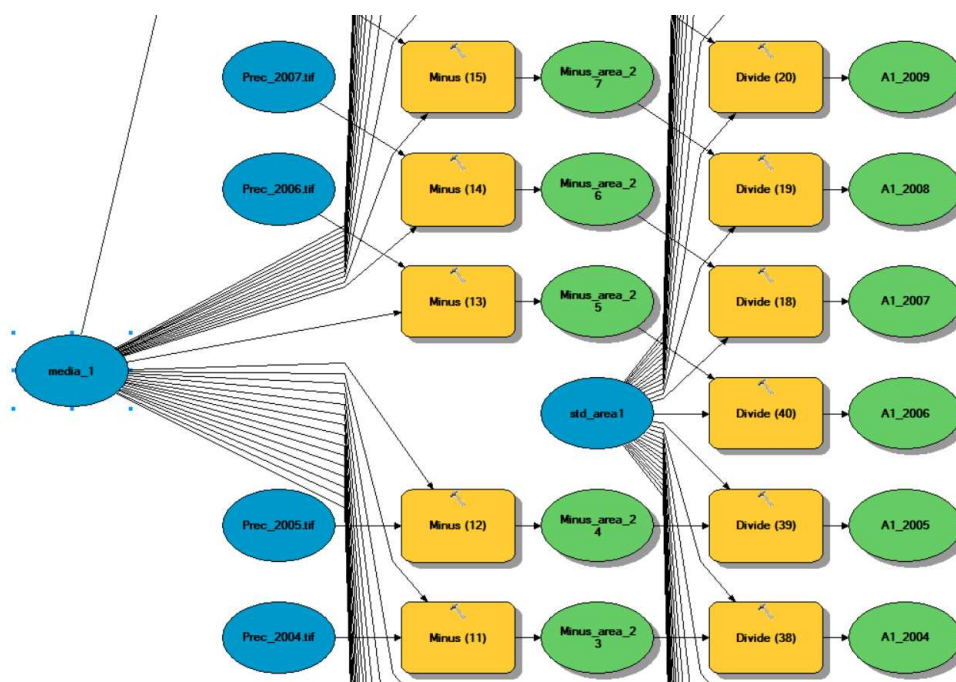
Outro tópico importante de ser analisado é a questão da precipitação, que neste trabalho será abordado através do índice de seca meteorológica (SPI) desenvolvido por McKee, Doesken e Kleist (1993) com o objetivo de quantificar o déficit ou o excesso de precipitação em várias escalas de tempo. Este índice foi escolhido, porque a região tem característica de passar por períodos de secas intensas e, desta forma, optou-se não apenas por analisar a precipitação anual, mas também compreender a localização das áreas com períodos mais intensos e prolongados de seca.

Esta metodologia permite a análise de seca em diferentes escalas temporais, neste trabalho foi considerada a escala de 12 meses, dos anos hidrológicos do período de 1991 a 2020, dados estes tratados e disponibilizados pelo SGB (2023). A análise anual foi escolhida pois permite identificar secas de longo prazo que podem acarretar mais interferência no rebaixamento do nível de água.

O cálculo do índice é feito através da função densidade de probabilidade gama que descreve séries temporais, conforme fórmula abaixo (HAYLES, 2000).

$$SPI = (P - P_m) / \sigma \quad (6)$$

Onde P é a precipitação de um certo ano, P_m é a precipitação média anual normal de todo o período analisado e σ , é o desvio padrão dos dados no período de análise. Devido ao grande número de dados foi criada uma ferramenta no software ArcGis 10.8.2 para calcular o SPI, no qual os dados de precipitação média anual normal subtraem da precipitação média de cada ano e depois divide pelo desvio padrão sendo para isso desenvolvida uma rotina no Fluxo do ModelBuilder (Figura 13).

Figura 13 – Rotina desenvolvida no Model Builder para cálculo do SPI anual

Fonte: Elaborado pela autora.

Após o cálculo do SPI para cada ano, foram classificados conforme a tabela de classificação da seca. As classificações e a ocorrência dos eventos de seca do SPI são apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5 – Classes de SPI e pesos

Valor do SPI	Classificacao	Pesos
<-0.49	Normal	0
-0,50 a -0.99	Seca Fraca	1
-1 a -1.49	Seca Moderada	2
-1.50 a -1.99	Seca Severa	3
>=-2	Seca Extrema	4

Fonte: Adaptado de MCKEE *et al.*, 1993.

Por fim, os valores dos pixels foram somados e verificado em quais áreas a seca se manteve mais intensa durante um período maior. Posteriormente, foi feita a normalização dos dados de forma a indicar as áreas mais afetadas por secas e as menos afetadas.

4.3.4 Pesquisa com especialistas

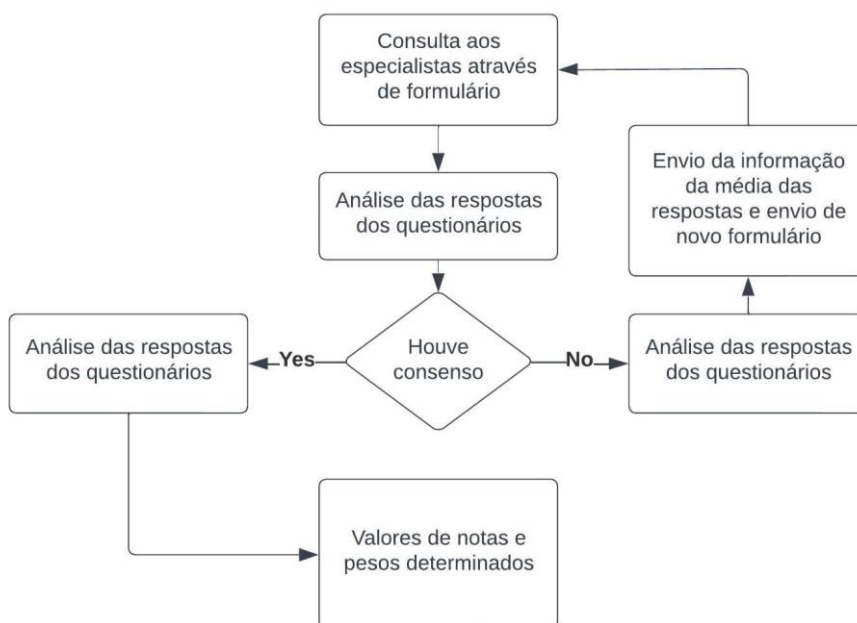
O modelo baseado no conhecimento exige a consulta aos especialistas de forma a considerar este conhecimento no modelo final, sendo neste trabalho utilizado para estabelecer as notas dos subcritérios que compõem os mapas temáticos de geologia, hidrologia, hidrogeologia e geomorfologia, assim como o peso para cada um destes mapas na composição final do mapa de suscetibilidade. A execução da pesquisa ocorreu conforme os pré-requisitos e passos apresentados por Moura (2007). Inicialmente foi criado um formulário eletrônico na plataforma google, no qual as consultas assim como as validações seguiram as premissas do método Delphy em que os especialistas não devem interagir uns com os outros.

O link de um formulário on-line, desenvolvido na plataforma Google Forms foi enviado aos especialistas (via WhatsApp, e-mail, Instagram) juntamente com uma explicação sobre o objetivo da pesquisa. O formulário de perguntas foi dividido em quatro partes. A primeira coletava dados pessoais sobre formação e experiência profissional, a segunda parte atribuía valores aos subcritérios e a terceira atribuía valores aos critérios. Cada especialista podia responder apenas uma vez e deveria dar valores, de 1 a 9 aos subcritérios e pesos aos itens apresentados. Por fim, na última parte foi inserida uma aba para sugestões de melhoria e indicação de bibliografias de forma que os palpites pudessem ser corroborados por publicações indicadas pelos próprios especialistas.

Por ser uma avaliação subjetiva, uma das preocupações desta pesquisa foi que as avaliações fossem feitas por mestres e doutores de áreas relacionadas ao tema de estudo e/ou por profissionais com longa experiência na área, sendo selecionados profissionais que tivessem conhecimento no campo do carste em temas como geomorfologia, hidrogeologia, geotecnia, gestão de riscos e atuassem em agências de pesquisa, universidades, mineradoras, defesa civil ou grupos de estudo de cavernas.

No método Delphy, após a primeira rodada de consulta, deve-se avaliar a consistência das respostas por meio de um tratamento estatístico simples, baseado na mediana, moda, quartis e nas respostas mais extremas. Se não houver consistência, os resultados da média de valores e pesos da primeira rodada, assim como um novo questionário é enviado para os colaboradores. Esta etapa se repete até encontrar o grau de consistência desejado ou até a terceira rodada de perguntas (Figura 14).

Figura 14 - Fluxograma do processo de consulta aos especialistas



Fonte: Elaborado pela autora.

Ao final desta pesquisa são atribuídos os valores para os subcritérios representados pelas letras β nas fórmulas abaixo:

$$\text{Potencial Geológico (PGeo)} = \beta_1 * CLit - \beta_2 * PRoc + \beta_3 * EGeo \quad (7)$$

$$\text{Potencial Geomorfológico (PGeom)} = \beta_4 * FCars + \beta_5 * IGDR - \beta * Inc \quad (8)$$

$$\text{Potencial Hidrológico (PHGeo)} = \beta_7 * DDren + \beta_8 * SPI + \beta_9 * ITW \quad (9)$$

$$\text{Potencial Hidrogeológico (PHidro)} = \beta_{10} * CAqui + \beta_{11} * PRec + \beta_{12} * NE \quad (10)$$

Onde, os β são índices multiplicadores dos parâmetros Classes Litológicas (CLit), Profundidade da Rocha (PRoc), Densidades de estruturas geológicas (EGeo), Densidade de Feições Cársticas (FCars), Índice Global de Dissecação do Relevo (IGDR), inclinação das encostas (Inc), Densidade de Drenagens (DDren), Índice de Seca Meteorológica (SPI), Índice Topográfico de Umidade (ITH), Classes de Aquíferos (CAqui), Potencial de Recarga (PRec) e Altura do Nível Estático (NE).

Também são encontrados valores de pesos para os critérios, porém neste caso os valores não são utilizados como uma álgebra de mapa simples, são utilizados em uma sequência de simulações de multicritérios realizada através da ferramenta "Multicriteria Evaluation for Discrete Set of Options" desenvolvida pelo Professor Piotr

Jankowski do Departamento de Geografia da San Diego State University.

4.3.5 Modelo de multicritério

O índice de suscetibilidade a abatimentos foi calculado através da análise de multicritério utilizando camada vetorial referente aos potenciais geológico, geomorfológico, hidrogeológico e hidrológico por meio da aplicação do script, Monte Carlo Weigheted Sum, que faz parte da ferramenta de análise espacial, "Uncertainty and Sensitivity Analysis to Land Suitability Evaluation" desenvolvida como parte do conjunto de ferramentas "Multicriteria Evaluation for Discrete Set of Options" pelo Professor Piotr Jankowski do Departamento de Geografia da San Diego State University.

O script utiliza dados em formato de pontos, correspondente a cada pixel do modelo, para executar combinações ponderadas de multicritérios para N execuções do modelo. No caso deste trabalho, 10.000 simulações de classificação usando a regra de decisão *weighted sommation* e pesos variáveis, sendo a fonte dos critérios analisados proveniente dos dados dos mapas temáticos normalizados. Os pesos utilizados na ferramenta são sorteados aleatoriamente usando uma distribuição uniforme dentro do mínimo e máximo apontado pelos especialistas.

Desta forma, a ferramenta executa para cada pixel múltiplas simulações, considerando toda a variação de pesos atribuída pelos especialistas e retorna à informação de Pontuação média (SCORE_AVG); Classificação média (RANK_AVG); Classificação mínima (RANK_MIN); Classificação máxima (RANK_MAX) e apresenta um ranking dos desvios padrões (RANK_STD). Para a utilização desta ferramenta devem ser previamente executadas as etapas descritas a seguir.

O arquivo de pontos correspondente a cada píxel da área, em escala 1:50.000, recebem o valor correspondente de cada critério através da ferramenta *Extract Multi Values to Points*, que atribui o valor dos raster dos diferentes mapas potenciais a cada ponto, imprimindo o valor na tabela de atributos.

Após a elaboração do modelo, segundo Moura e Jankowski (2016), aconselha-se informar a incerteza atribuída a este modelo e, para isso, este trabalho segue a proposta de Análise de Sensibilidade por meio da aplicação da simulação de Monte Carlo utilizando a ferramenta *Monte Carlo Weight Sum*, desenvolvida por Jankowski e Ligmann-Zielinska (2010) e com sua utilização descrita passo a passo por Moura e

Jankowski (2016). Nela o ranking de variância (RANK_STD) gerado pelo valor máximo e mínimo correspondente a faixa de desvio padrão da média das avaliações, indica quais pixel apresentam um resultado com menos variância e quais apresentam um resultado com maior variância em relação as avaliações dos especialistas. Desta forma, para cada pixel é possível avaliar quais os locais onde o modelo apresentado apresenta uma maior confiabilidade. Como resultado tem-se um raster da suscetibilidade (AVG) e um raster de ranking (STD). Estes são então normalizados e separados em classes pelo método de quartis.

Pelo método de Jankowski (2014), entende-se como importante a avaliação da combinação do AVG com o STD, e para isso ele propõe uma matriz combinatória 2x2 no qual linhas e colunas são somados de forma a gerar valores únicos para cada correlação. Neste trabalho foi adaptada, pois havia necessidade de uma matriz 3x2 visto a importância de se ter uma classe de média para a suscetibilidade resultando então em 6 classes (Tabela 6).

Tabela 6: Matriz combinatória de classes de AVG e STD

	AVG_Alto	AVG_Médio	AVG_Baixo
STD_Alto	Alta suscetibilidade com baixa insertesa	Média suscetibilidade com baixa insertesa	Baixa suscetibilidade com baixa insertesa
STD_Baixo	Alta suscetibilidade com alta insertesa	Média suscetibilidade com alta insertesa	Baixa suscetibilidade com alta insertesa

Fonte: Elaborado pela autora.

Além de analisar a incerteza do modelo, foi verificada a incerteza e sensibilidade atrelada a cada critério a fim de avaliar se a retirada de alguma informação poderia contribuir para uma melhoria no resultado final, bem como identificar qual variável seria a mais robusta para a análise, ou seja, uma variável que deve permanecer no modelo. Para isso foi realizado o procedimento de Decomposição da Variância utilizando a ferramenta Variance Decomposition desenvolvida por Jankowski (2014). Esta ferramenta apresenta como resultado um índice de sensibilidade, S, que representam a incerteza de cada variável analisada a partir da utilização do método de Monte Carlo, sendo que quanto mais próximo de zero, menor a incerteza e o índice de sensibilidade total, ST, que é responsável por avaliar o quanto cada variável interage com as demais, sendo que os valores mais

elevados indicam maior interação com as outras variáveis e, desta forma, deve-se avaliar a necessidade e viabilidade de retirada de algum dos critérios.

Para a avaliação de necessidade ou não de retirada de algum critério, utiliza-se o valor do índice NONL, indicado pela mesma ferramenta. Segundo explicação do autor da ferramenta, quando baixo, o resultado do NONL pode indicar que não há possibilidade de retirar ou acrescentar uma ou outra variável, pois pode afetar na qualidade da resposta em seu conjunto.

4.4 Resultado e discussão

No levantamento de dados para composição do inventário, foram encontrados três levantamentos recentes, compostos por polígonos identificados através de imagens e de cadastro de campo, banco de dados do projeto Verde Grande (SGB,2020), por dados do projeto desenvolvido pela ANA (BRASIL, 2018) e feições identificadas no mestrado de Barbosa (2021). O primeiro faz uma compilação e complementação destes outros dados resultando em 156 feições cársticas, sendo 151 dolinas e 5 uvalas.

Quanto aos sismos, foram analisados dados de ocorrências no período de 1995 até 2021, sendo encontradas 263 ocorrências, com maior frequência no ano de 2014, correspondendo a 71% das ocorrências totais (Figura 15 e Tabela 7).

Para estes dados foram analisados a magnitude, profundidade, distância e até as feições cársticas, além da relação de densidade de sismos e feições. Estas relações foram estudadas de modo a investigar duas possibilidades: do sismo induzir o processo de subsidência e do processo de subsidência gerar sismos. Para tanto, esperava-se sismos rasos, próximos às feições e uma maior densidade em locais com mais feições cársticas, porém isso não ocorreu.

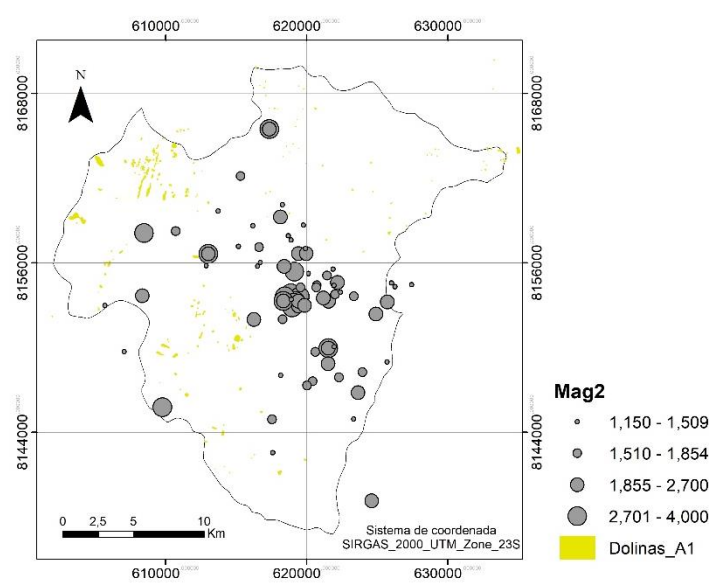
Quanto a profundidade dos sismos, grande parte dos sismos que ocorreram em Montes Claros são próximos a superfície, já em relação a intensidade, 98% apresentam magnitude abaixo de 3.5, sendo que apenas 3 eventos possuem magnitude igual a 3.5, sendo dois ocorridos em dezembro de 2012 e um em abril de 2013. Os dois eventos de maior magnitude, 3.7 e 4.0 na escala Richter, ocorreram respectivamente, no mês 8 de 1995 e no mês 5 de 2012. Na descrição dos efeitos de sismos desta magnitude, valores menores que 3.5 não são sentidos em superfície, entre 3.5 e 5.4 as vezes são sentidos, mas raramente causa danos, apenas a partir

de 5.5 é que se iniciam os danos. Diante desta última informação, entende-se como pouco provável que estes sismos sejam capazes e induzir o surgimento de feições na superfície (Tabela 7).

Também foi verificado a relação de proximidade do sismo com áreas de dolinas e, em caso de proximidade, houve a análise de imagens históricas do satélite Alos de forma a investigar se houve surgimento de dolinas no período do sismo, porém na área não houve coincidência entre polígonos de dolinas e sismos. Quando analisada a densidade de feições e a densidade de sismos, também não houve correlação. Para esta análise de correlação foi utilizado o índice kappa (SAATY, 1980) do ArcGis, sendo encontrados valor de 0,09.

Desta forma, como não foi possível analisar a frequência das ocorrências, este trabalho optou por adotar, para o termo suscetibilidade, o sentido de Zêzere et al. (2004): "possibilidade espacial de ocorrência de um determinado fenômeno numa dada área com base em fatores condicionantes do terreno, independentemente do seu período de recorrência" e fazer um inventário de feições conforme o proposto por Lopes (2023).

Figura 15 – Pontos de ocorrência de sismos



Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 7 - Registro de sismos por ano

Ano	Número de registros
1995	3
1996	1
2010	2
2011	4
2012	12
2013	2
2014	188
2015	48
2017	2

Fonte: Elaborado pela autora.

Já em relação aos mapas de apoio, ou modelo de representação, tem-se que o modelo de representação relacionado à litologia (Figura 16), foi gerado através da classificação do mapa geológico em escala 1:30.000, elaborado por Cavalcanti

(2022), sendo as rochas da Formação Serra da Saudade que são descritas como uma sequência de rochas siliciclásticas compostas por argilitos, pelitos e ritmitos e as coberturas coluvionares e aluvionares englobadas na categoria de ocorrência improvável.

Já a Formação Lagoa do Jacaré, composta na área de estudo um principalmente por calcarenitos finos a médios, com intercalação de calcilutitos e várias camadas intercaladas de calcirudito com brechas intraformacionais, calcários olíticos e estromatolíticos foi enquadrada na classe Muito Alta. Por fim, as rochas mapeadas como Serra de Santa Helena foram consideradas, quando do membro superior, como alto potencial enquanto o membro inferior foi enquadrado na categoria de baixo potencial.

Como resultado da análise de densidade de estruturas cársticas (Figura 22), estas se concentram na porção central da área. Na análise de dissecação do relevo (Figura 20) foi identificado as áreas com o maior índice coincidem com as áreas de cotas mais elevadas, onde foram mapeados afloramentos rochosos.

Como resultado da análise de declividade (Figura 20) do terreno é importante notar que na área há uma faixa NE-SW que corta a área de estudo, nela predominam as maiores declividades. Já as baixas declividades ocorrem em grande parte nas áreas de planície do Rio Vieira, que mostra que este fator está muito relacionado a processos superficiais.

Quanto shape que representa o nível piezométrico (Figura 23), tem-se que o nível estático se encontra em cotas mais altas na porção sudoeste da área, enquanto na porção nordeste e central, predominam áreas onde o nível estático se apresenta nas menores cotas, apresentando uma correlação com a topografia regional. Vale ressaltar que em aquíferos cársticos ocorrem mudanças de nível abruptas e, desta forma, esta superfície é apenas um referencial para a área, não podendo ser entendida como uma superfície potenciométrica.

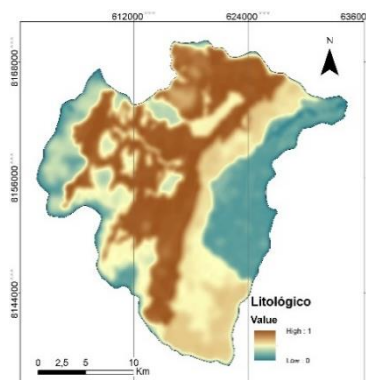


Figura 16 - Mapa de classes litológicas (CLit)

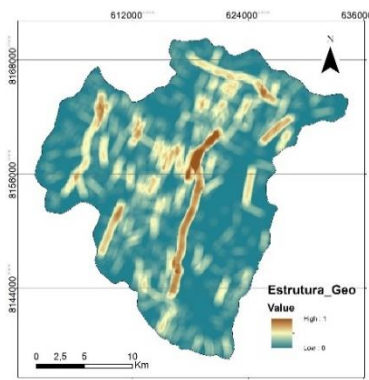


Figura 17 - Mapa de densidade de estruturas geológicas (EGeo)

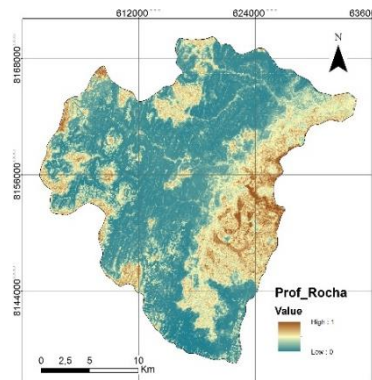


Figura 18 - Mapa de profundidade da rocha (PRoc)

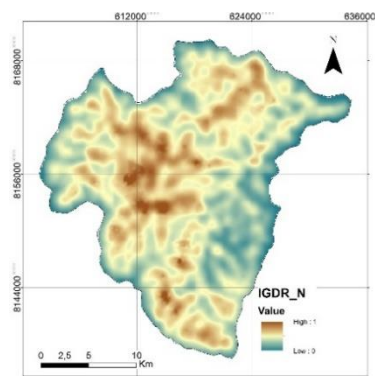


Figura 19 - Mapa do Índice Global de Dissecção do Relevo (IGDR)

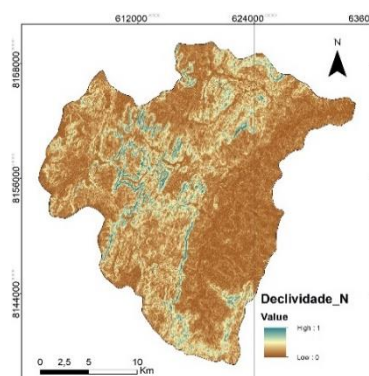


Figura 20 - Mapa de declividade das encostas (Inc)

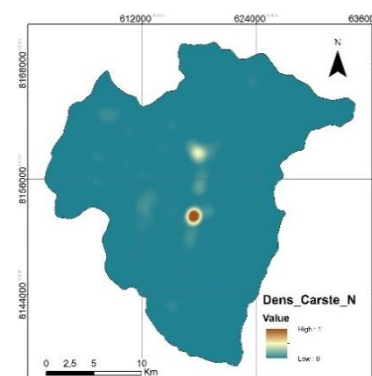


Figura 21 - Mapa de densidade de feições cársticas (FCars)

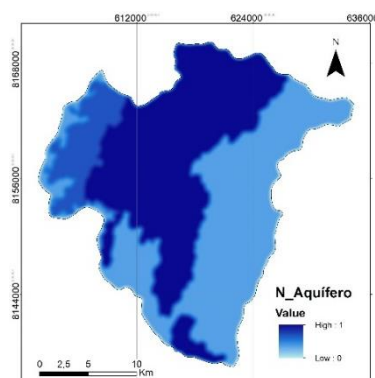


Figura 22 - Mapa de classes de aquíferos (CAqui)

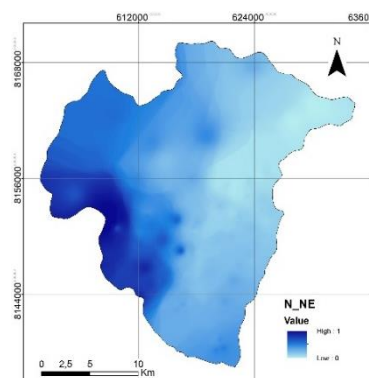


Figura 23 - Estimativa de Nível Estático (NE)

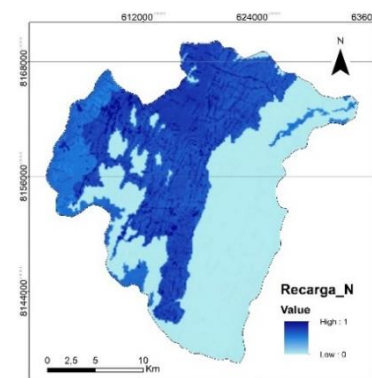


Figura 24 - Potencial de recarga (PRec)

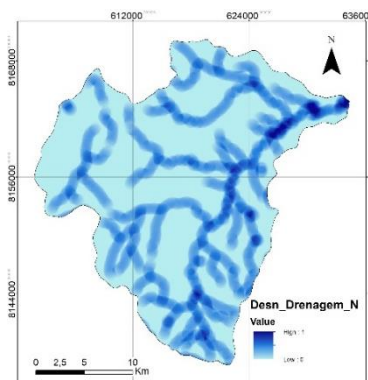


Figura 25 - Densidade de drenagem (DDren)

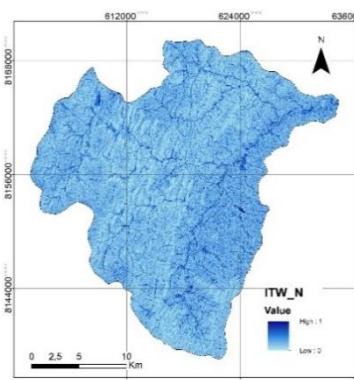


Figura 26 - Índice Topográfico de Umidade (ITH)

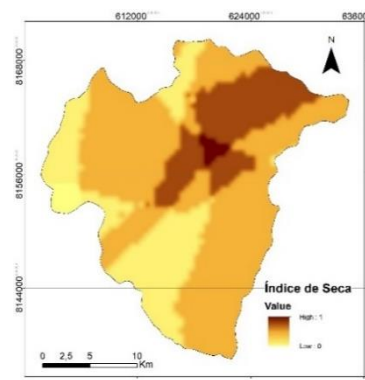


Figura 27 - Índice de Seca Meteorológica (SPI)

Na etapa seguinte, de avaliação com os especialistas, o formulário de coleta de informações foi elaborado e enviado no dia 29/09/2022 para 30 especialistas sendo que 5 atuam na área de mapeamento geológico, 5 na área de hidrogeologia, 5 na área de geotecnia, 5 na área de geomorfologia, 5 na área de patrimônio espeleológico ou espeleologia e 5 na área de defesa civil ou Planejamento urbano. Destes, 27 responderam o questionário na primeira rodada, sendo que o maior número de profissionais se declarou como pertencente a área de geologia, seguido de geotécnica e hidrogeologia, sendo aproximadamente 70% deles profissionais com mais de 10 anos de atuação e, aproximadamente, 77% com título de doutores ou mestres (Gráfico 5, 6 e 7).

Gráfico 5 – Áreas de atuação dos especialistas consultados

Área de atuação:

27 respostas

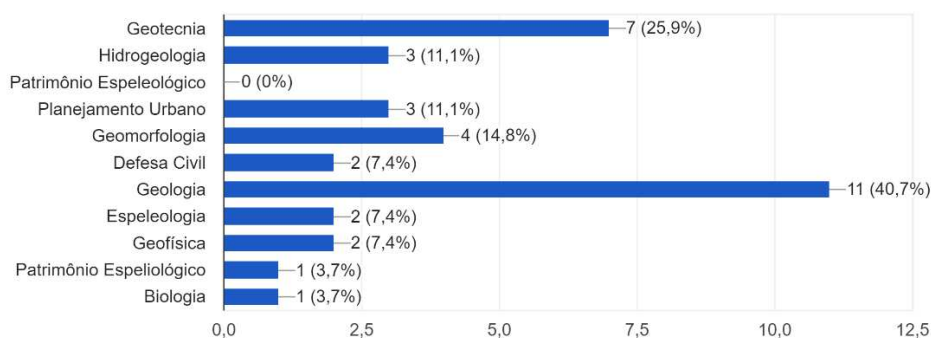
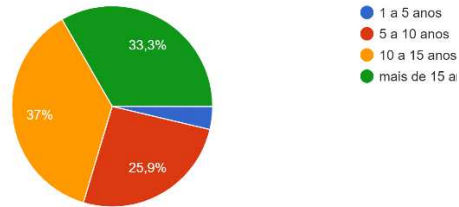
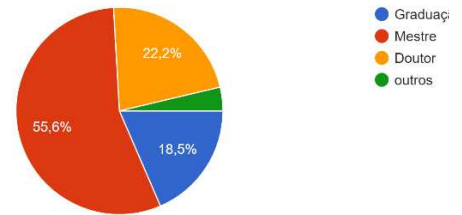


Gráfico 6 – Tempo de atuação na profissão dos especialistas consultados

Tempo de atuação:
27 respostas

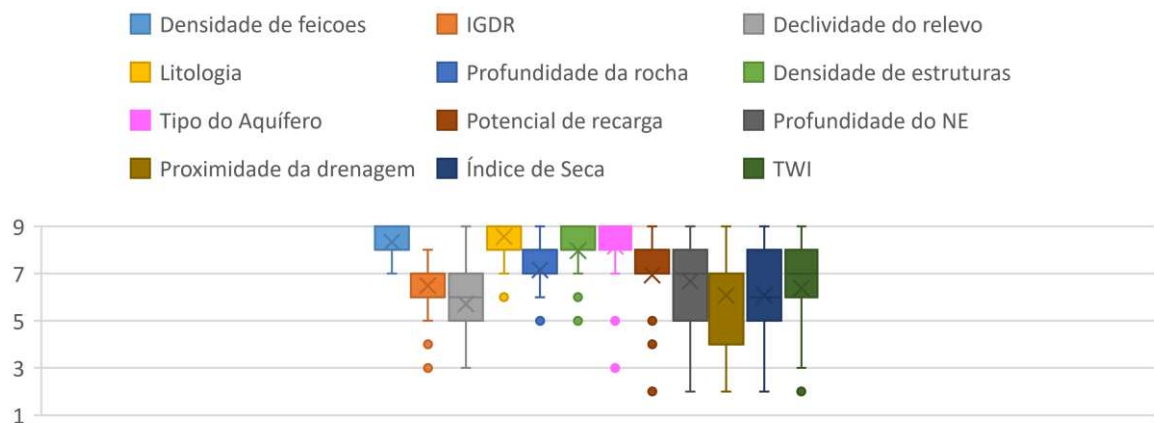
**Gráfico 7 – Titulação dos especialistas consultados**

Título :
27 respostas



Fonte: Elaborado pela autora.

A segunda parte tratou da valoração dos sub-critérios, sendo as respostas analisadas conforme a sua dispersão de forma que as respostas foram plotadas no gráfico 8, onde é possível observar outliers em 9 dos 12 parâmetros, também foram analisados os valores de desvio padrão, sendo que 7 avaliações apresentaram valores altos, maiores que 1, indicando uma grande variação das respostas (Tabela 8). Desta forma, foi necessário realizar mais uma etapa de consulta aos especialistas, porém desta vez informando a média das avaliações encontradas no primeiro questionário.

Gráfico 8 - Análise dos resultados do primeiro formulário

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 8 - Índices de avaliação das respostas do primeiro formulário

ÍNDICE DE VALIDAÇÃO	FCars	IGDR	Inc	CLit	PRoc	EGeo	CAqui	PRec	NE	PDren	SPI	ITH
MÉDIA	8	6	6	9	7	8	8	7	7	6	6	6
MODA	9	7	5	9	7	8	9	7	5	7	5	7

MIN	7	3	3	6	5	5	3	2	2	2	2	2
1º QUANTIL	8	6	5	8	7	8	8	7	5	5	5	6
2ºQUANTIL/MEDIANA	9	7	6	9	7	8	9	7	7	7	6	7
3ºQUANTIL	9	7	7	9	8	9	9	8	8	7	7,5	7,5
MAX	9	8	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9
MEDIDAS DE DISPERSÃO	2	5	6	3	4	4	6	7	7	7	7	7
DESVIO PADRÃO	0,82	1,13	1,61	0,74	0,89	0,96	1,38	1,56	1,87	2,11	1,82	1,91
VARIAÇÃO INTERQUARTIL (Q3-Q1)	1	1	2	1	1	1	1	1	3	2	2,5	1,5
UTLIERS BAIXOS ESTÃO ABAIXO DE $Q1 - (1,5 \cdot IQR)$.	6,5	4,5	2	6,5	5,5	6,5	6,5	5,5	0,5	2	1,25	3,75
OUTLIERS DE CIMA PASSAM DE $Q3 + (1,5 \cdot IQR)$.	10,5	8,5	10	10,5	9,5	10,5	10,5	9,5	12,5	10	11,25	9,75

Fonte: Elaborado pela autora.

Na segunda rodada apenas 24 colaboradores responderam (Tabela 9), porém, as respostas, apresentadas nas linhas da tabela 8 pelas leras R, foram interpretadas como consenso uma vez que os valores de desvio padrão ficaram abaixo de 1 e não houveram outlier (gráfico 9). Desta forma, não foi necessária uma terceira rodada.

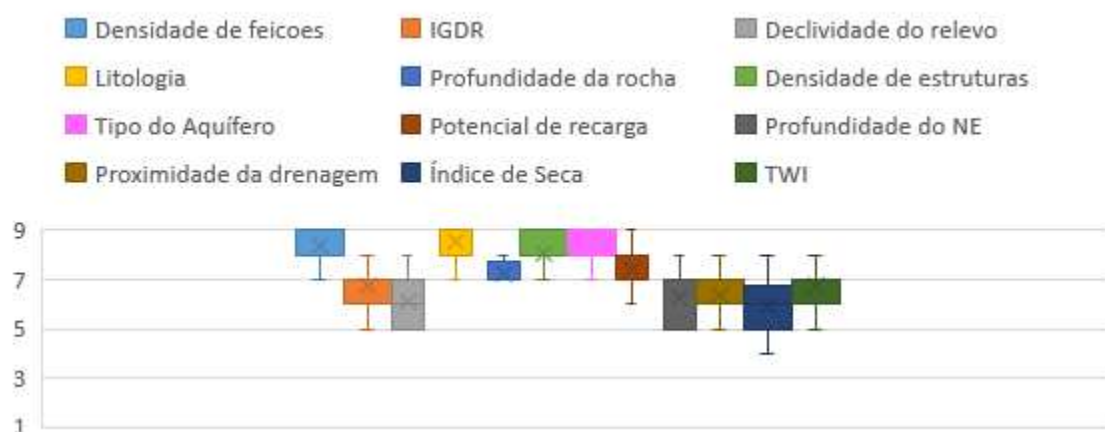
Tabela 9 - Respostas do segundo formulário

RESPOSTAS	FCars	IGDR	Inc	CLit	PRoc	EGeo	CAqui	PRec	NE	PDren	SPI	ITH
R1	9	7	5	9	7	8	9	9	7	6	7	7
R2	9	7	6	8	7	9	7	9	8	6	5	6
R3	9	7	6	9	7	9	9	7	7	5	4	6
R4	9	7	8	7	7	8	8	8	7	7	8	8
R5	9	6	7	9	7	8	9	7	7	5	6	5
R6	7	5	5	9	7	7	8	7	5	5	5	6
R7	8	8	7	9	8	9	7	7	7	7	7	7
R8	9	7	8	8	7	9	9	7	7	6	7	6
R9	9	7	6	9	7	9	9	7	7	5	6	6
R10	7	5	5	9	7	7	8	7	5	5	5	6
R11	9	8	7	9	8	7	9	7	7	7	6	8
R12	8	7	6	9	8	8	8	8	6	8	6	7
R13	8	6	7	7	8	9	7	8	6	7	7	7
R14	9	6	6	9	7	9	9	6	5	7	5	6
R15	9	6	7	9	7	7	7	9	7	7	6	6
R16	8	7	7	9	7	8	7	6	6	6	6	8
R17	8	7	6	8	7	7	8	9	7	6	7	8
R18	8	8	7	8	7	8	8	7	7	6	6	7
R19	7	7	6	8	8	8	9	8	7	8	6	8
R20	9	7	5	9	7	8	9	7	5	6	6	6
R21	9	7	5	9	7	8	9	7	5	6	6	7
R22	9	7	5	9	7	8	9	7	5	7	5	7
R23	9	7	5	9	7	8	9	7	5	7	5	7
R24	7	6	5	8	8	8	9	7	5	7	5	7

DESV.P	0,76	0,78	0,97	0,64	0,43	0,70	0,80	0,86	0,97	0,90	0,91	0,83
MÉDIA	8	7	6	9	7	8	8	7	6	6	6	7
MIN	7	5	5	7	7	7	7	6	5	5	4	5
MAX	9	8	8	9	8	9	9	9	8	8	8	8

Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 9 – Análise das respostas do segundo formulário



Fonte: Elaborado pela autora.

Sendo assim, como resultado desta etapa tem-se que o valor ponderador de cada subcritério é a média dos valores. Onde:

$$\text{Potencial Geológico} = 9CLit - 7PRoc + 8 EGeo \quad (11)$$

$$\text{Potencial Geomorfológico} = 8 FCars + 7IGDR - 6Inc \quad (12)$$

$$\text{Potencial Hidrogeológico} = 8CAqui + 7PRec + 6NE \quad (13)$$

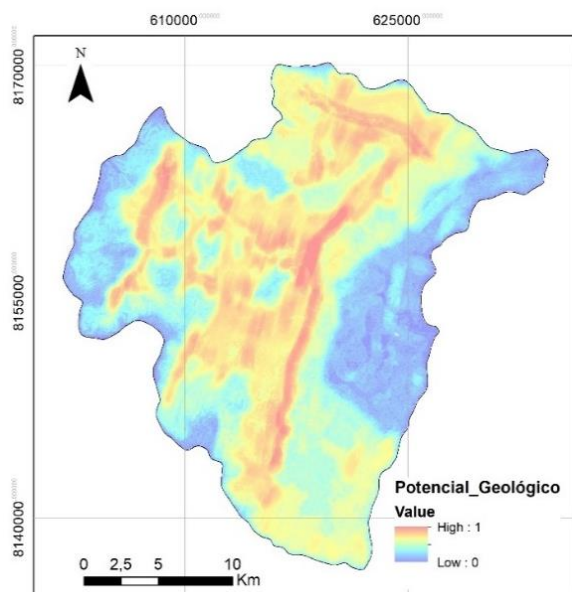
$$\text{Potencial Hidrogeológico} = 6DDren + 6SPI + 7ITW \quad (14)$$

As expressões acima foram utilizadas para gerar os mapas temáticos representados respectivamente pelas figuras 28, 29, 30 e 31.

Nestes mapas é possível observar que o potencial geológico na área se concentra em uma faixa de direção sudoeste nordeste, cortando toda a área, já o potencial geomorfológico está disperso na área apresentando duas direções principais, sudoeste nordeste e na porção central da área a direção noroeste sudoeste.

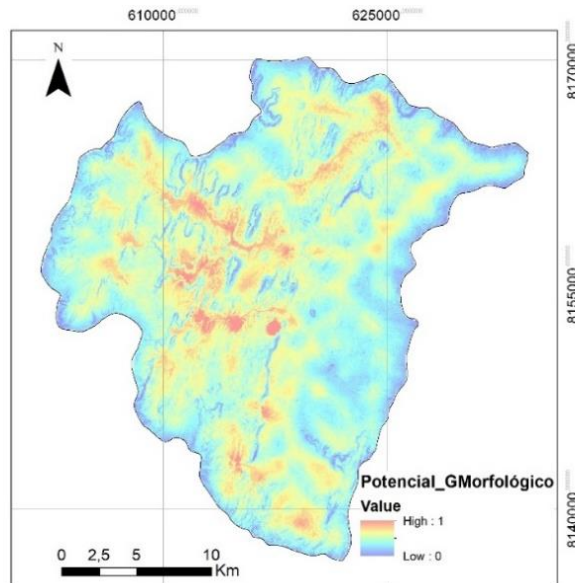
Quanto ao potencial hidrológico, tem-se as principais áreas acompanhando as principais drenagens ou próximas a elas. Por fim, o potencial hidrogeológico também apresenta os maiores valores na faixa de direção sudoeste nordeste, concentrado a maior parte das áreas de alto valor na porção mais a norte desta faixa.

Figura 28 - Potencial Geológico

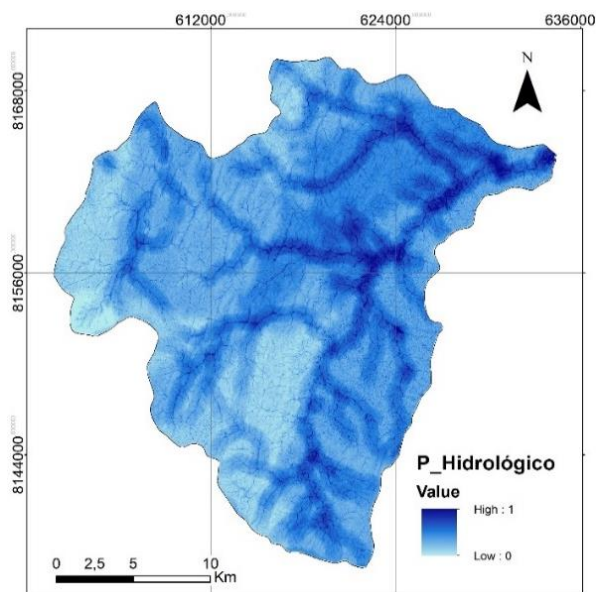


Fonte: Elaborado pela autora.

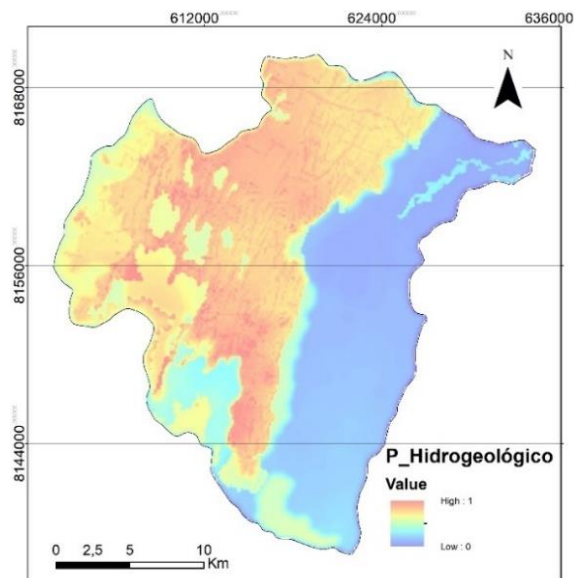
Figura 29 - Potencial Geomorfológico



Fonte: Elaborado pela autora.

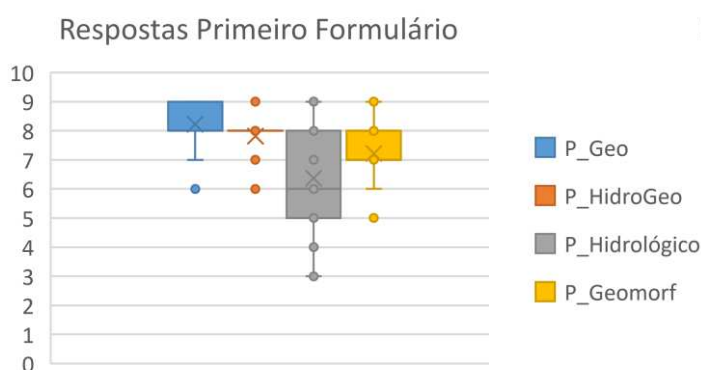
Figura 30 - Potencial Hidrológico

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 31 - Potencial Hidrogeológico

Fonte: Elaborado pela autora.

Nos mesmos questionários, tanto da primeira como da segunda rodada, foram solicitados a atribuição de pesos para cada um dos critérios representados pelos mapas potenciais. Como resultado, no primeiro formulário houve outliers em 2 dos 4 critérios, além disso o desvio padrão ficou maior que 1 em 50% dos critérios. Desta forma, foi necessária uma segunda rodada de perguntas junto aos colaboradores resultando em consenso.

Gráfico 10 – Análises dos pesos indicados no primeiro formulário**Gráfico 11 - Análises dos pesos indicados no segundo formulário**

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 10 – Análise das avaliações dos dois formulários

	Respostas primeiro formulário			
	Geológico	Hidrogeológico	Hidrológico	Geomorfológico
desv.P	0,87	0,67	1,64	1,17
média	8,2	7,8	6,4	7,2
Min	6	6	3	5
Max	9	9	9	9
	Respostas segundo formulário			
	Geológico	Hidrogeológico	Hidrológico	Geomorfológico
desv.P	0,58	0,61	0,76	0,87
média	8,5	7,7	5,5	6,5
Min	7	6	4	5
Max	9	9	7	8

Fonte: Elaborado pela autora.

Após validada as respostas dos questionários (Tabela 10), foram calculadas a incerteza e a sensibilidade utilizando como faixa de simulação os valores de desvio padrão em relação à média para cada um dos critérios, por meio da Decomposição da Variância, sendo encontrados os valores apresentados na tabela 11.

Tabela 11 - Avaliação da incerteza e interação de cada variável

Factor	S	%S	ST	%ST
Potencial_Geológico	0,176	17,6	0,2	19,7
Potencial_Hidrológico	0,748	74,8	0,753	74,0
Potencial_Hidrogeológico	0,011	1,1	0,033	3,3
Potencial_Geomorfológico	0,03	3,0	0,031	3,1
<i>Soma</i>	<i>0,965</i>	<i>96,5</i>	<i>1,017</i>	<i>100</i>

Fonte: Elaborado pela autora.

Os valores de sensibilidade S, ficaram dentro da faixa de 0 a 1, e a soma foi de 0,965, ou seja, a incerteza calculada da média é praticamente 1 (100%), sendo esta determinada em sua maior parte pelo Potencial Hidrológico, valor de 0,748 (74,8%).

Os Potenciais Hidrogeológico e Geomorfológico, apresentaram valores de S muito próximo de zero, significando que este critério não tem influência sobre a incerteza da média da suscetibilidade. Já o Potencial Geológico, com valor de S de 0,176, possui uma contribuição moderada, mas existente.

Os resultados dos valores de S podem ser entendidos pelo fato da falta de respostas de profissionais que atuam na área de Hidrologia.

Outro valor analisado foi o de ST, correspondente ao efeito total do índice de sensibilidade, sendo sua soma igual a 1,017, maior que 1, o que indica que o modelo não é linear. Os resultados deste índice corroboram com a interpretação feita na análise dos valores de S, uma vez que o Potencial Hidrológico apresentou o maior valor, 0,753, mostrando que este é o critério com maior interação com as outras variáveis, em contrapartida, Potencial Geomorfológico e Hidrogeológico apresentaram valores tão pequenos que pode-se considerar que estas não interagem com as demais. O Potencial Geológico, com valor de ST=0,2, possui uma pequena interação com as demais variáveis.

Além disso, o valor de NONL foi de 3,4, valor considerado muito baixo, o que confirma que em geral há pouca interação entre os critérios.

Para analisar a viabilidade da retirada do critério com maior valor de incerteza, foi refeito o modelo, porem retirando esta variável (Tabela 12).

Tabela 12 - Avaliação da incerteza quando analisado apenas três potenciais

Factor	S	%S	ST	%ST
Potencial_Geológico	0,134	13,4	0,399	31,4
Potencial_Hidrogeológico	0,219	21,9	0,499	39,2
Potencial_Geomorfológico	0,338	33,8	0,375	29,4
<i>Soma</i>	<i>0,965</i>	<i>96,5</i>	<i>1,017</i>	<i>100</i>

Fonte: Elaborado pela autora.

No modelo avaliado sem a utilização da variável potencial Hidrológico, o valor de NONL foi de 30,9, valor considerado alto, desta forma a variável foi mantida.

Este resultado pode ser compreendido por uma explicação do próprio autor, onde ele aponta que, quando o valor de NONL é baixo, como no caso deste modelo, pode indicar a inviabilidade de retirar ou acrescentar uma ou outra variável, pois pode afetar na qualidade da resposta em seu conjunto e, assim, o primeiro resultado apresentou-se mais adequado. Desta forma optou-se por manter as variáveis analisadas.

Após a análise de sensibilidade de cada variável, os valores de média, máximo e mínimo encontrados na pesquisa com especialistas foram utilizados para gerar 10.000 combinações entre os critérios, obteve-se a média dos valores das interações para cada pixel (SCORE_AVG) que corresponde ao valor da suscetibilidade. Sendo este valor entre 0,178 a 0,778. Estes valores foram então classificados utilizando o

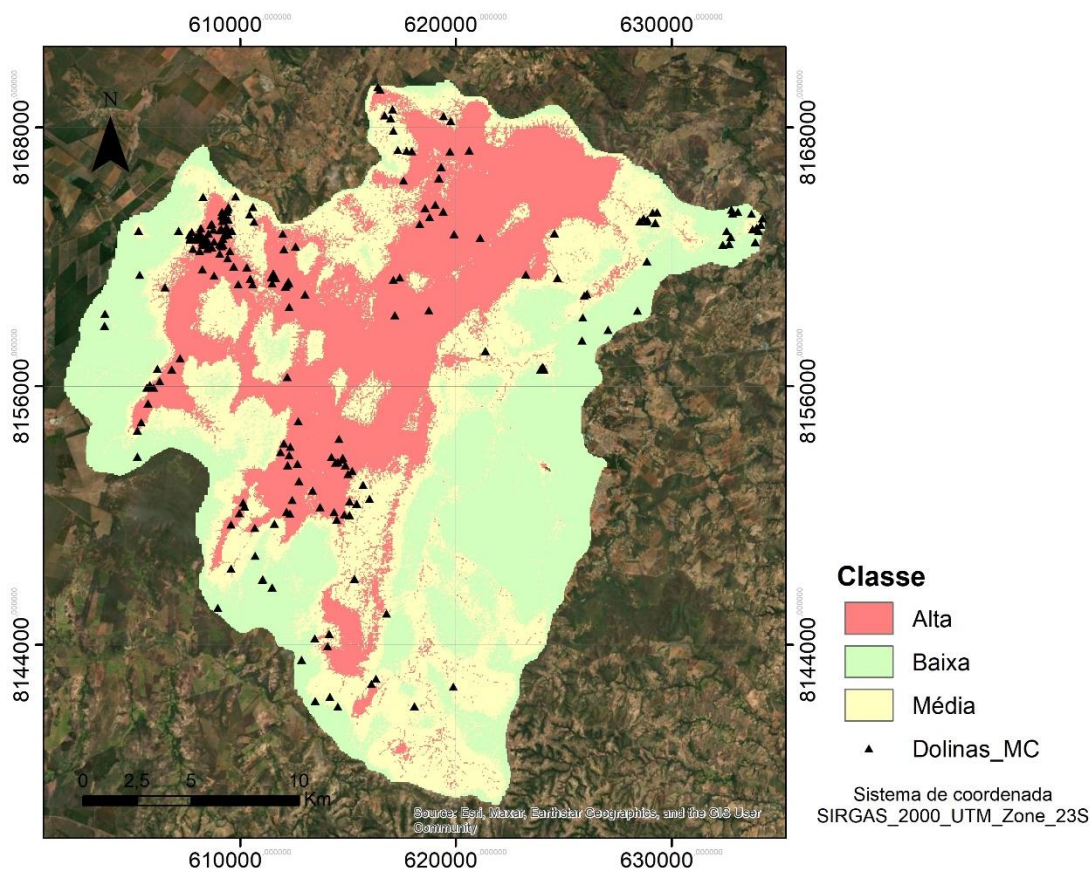
método do quartil, sendo valores de 0,178 a 0,380 classificados como baixa, 0,380 a 0,503 como média e de 0,503 a 0,778 como alta suscetibilidade (Tabela 13) representados na figura 32.

Tabela 13 – Classes de suscetibilidade

SCORE_AVG	Classe de suscetibilidade
0,178 a 0,380	Baixa
0,380 a 0,503	Média
0,503 a 0,778	Alta

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 32 - Classes de suscetibilidade a abatimentos



Fonte: Elaborado pela autora.

Também, foi avaliado a confiabilidade destes valores através do rack STD que ordena os valores em que a média das simulações tiveram os maiores e os menores desvio padrão. Este ordenamento foi então dividido em baixo e alto (tabela 14), sendo locais onde a simulação apresenta menor confiabilidade representados na figura 33.

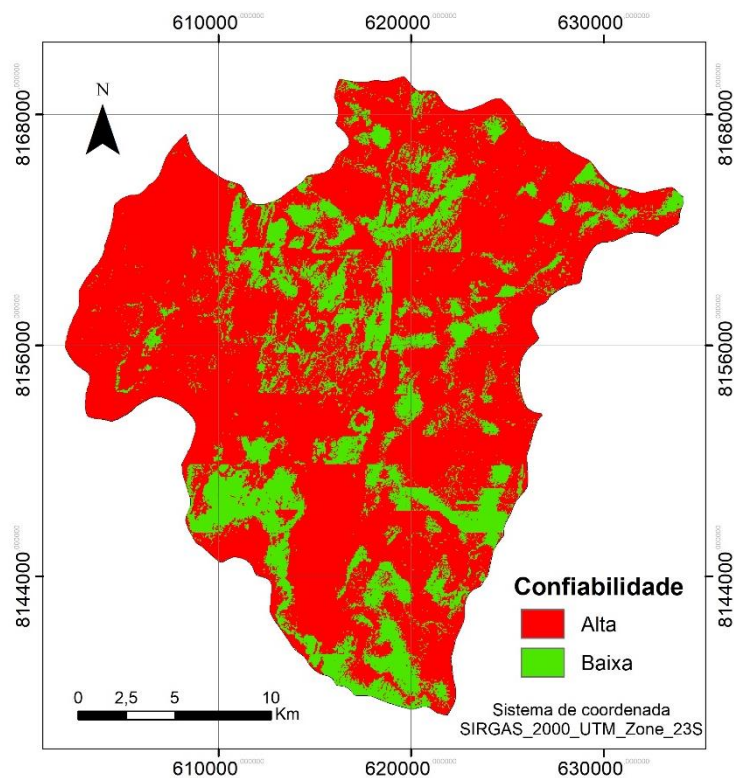
Tabela 14 – Confiabilidade do modelo

Rack STD	Incerteza	Confiabilidade
----------	-----------	----------------

0-168	Baixa	Alta
168- 901	Alta	Baixa

Fonte: Elaborado pela autora.

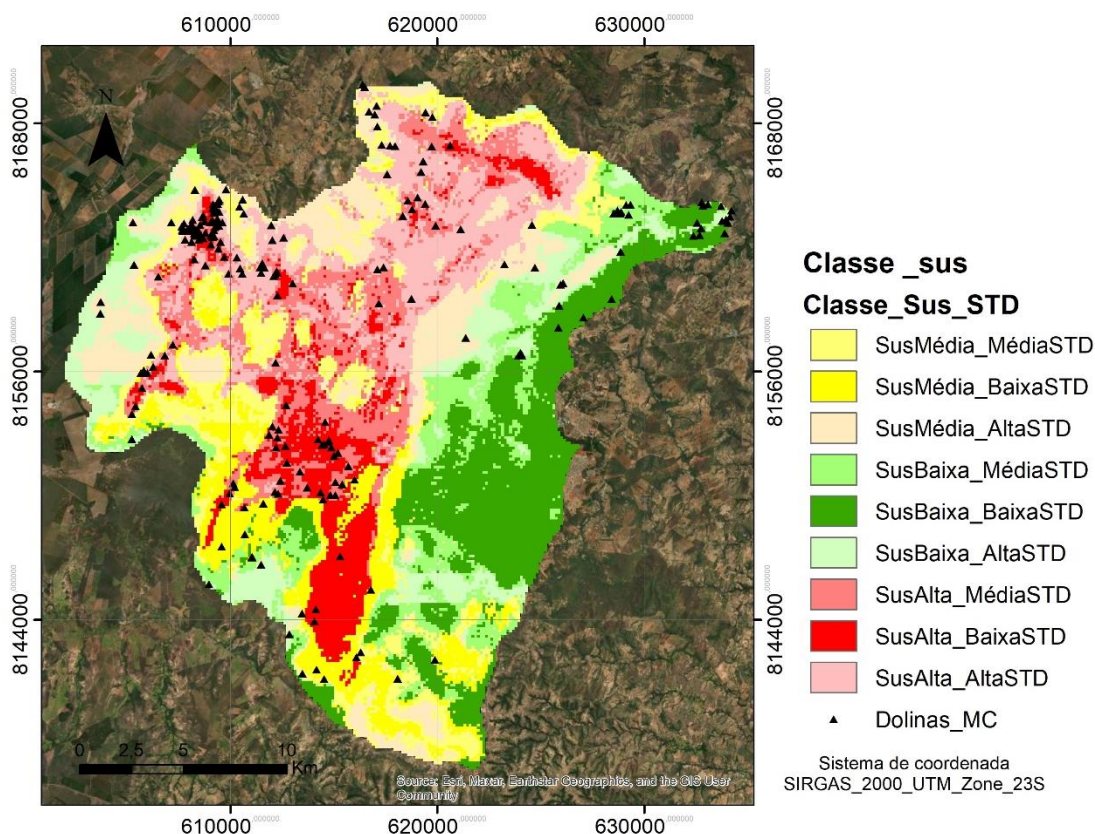
Figura 33 - Classe de suscetibilidade associada a baixa e alta incerteza



Fonte: Elaborado pela autora.

Quando unidos os dados de suscetibilidade com o STD, na matriz de correlação, tem-se como resultado um mapa com 6 classes, a suscetibilidade alta, média e baixa com alta confiabilidade e as mesmas três classes com baixa confiabilidade (Figura 34).

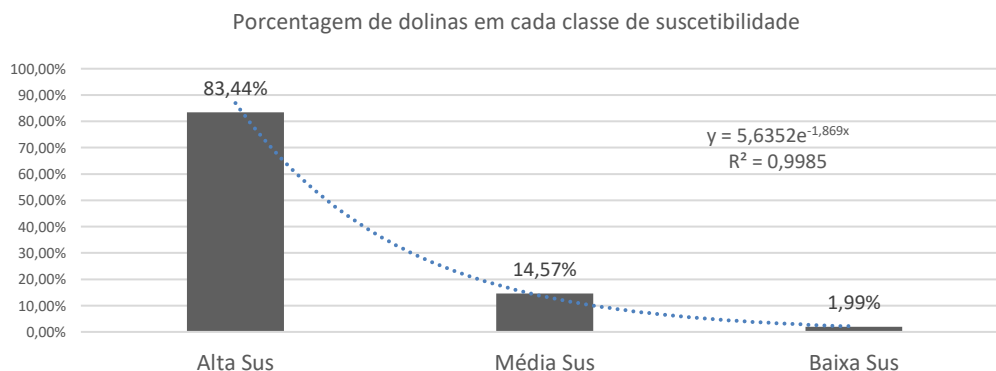
Figura 34 - Classe de suscetibilidade associada a baixa e alta incerteza



Fonte: Elaborado pela autora.

Por fim, a validação do modelo se deu através da utilização dos dados de inventário em que foram encontradas aproximadamente 83% dos pontos de dolina que se encontravam em áreas classificadas como de alta suscetibilidade e estes valores reduzem exponencialmente em relação a classe média e baixa (Gráfico 12).

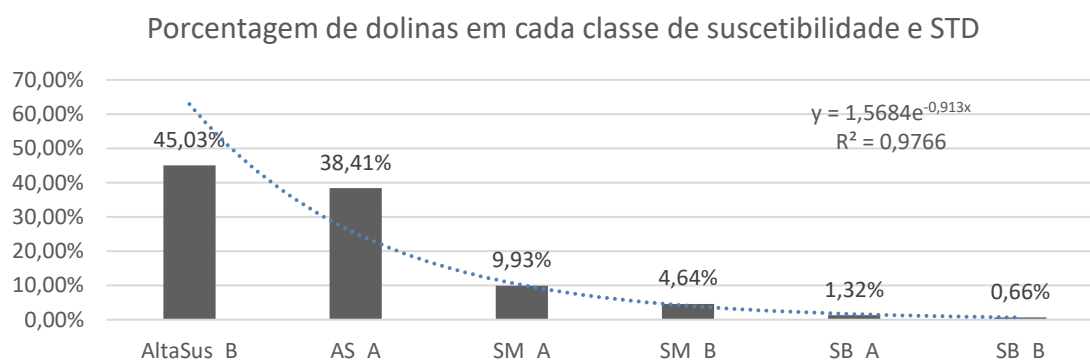
Gráfico 12 - Porcentagem de dolinas em cada classe de suscetibilidade



Fonte: Elaborado pela autora.

Também houve uma queda exponencial quando analisada as classes geradas pela relação entre a suscetibilidade e o grau de incerteza do modelo, sendo de apenas 1% das ocorrências em áreas de baixa suscetibilidade e baixa incerteza, já as áreas de alta suscetibilidade e baixa incerteza ocorrem aproximadamente 45% das feições mapeadas (Gráfico 13).

Gráfico 13 - Porcentagem de dolinas em cada classe de suscetibilidade e STD



Fonte: Elaborado pela autora.

4.5 Conclusão

A utilização de consultas a especialistas é demorada e por mais que se tenha o cuidado de enviar a consulta para um mesmo número de profissionais de todas as áreas relacionadas a pesquisa, não é possível controlar quantos profissionais de cada área respondem o questionário final. No caso desta pesquisa houve um retorno muito maior de profissionais que atuam na área da geologia e um número de respostas muito menor daqueles que atuam na área de hidrologia. Esta diferença pode ter sido refletida no modelo visto que este último tema foi o que teve maior sensibilidade.

O modelo de suscetibilidade, mostrou que a relação de dolinas e uvalas existentes na classe alta, média e baixa reduzem de forma exponencial quando analisada a incerteza das avaliações. Esta relação se mantém quando analisada a área com diferentes SDT.

A análise de Monte Carlo foi importante para a criação do mapa que apresenta informações de incertezas associadas as três classes de suscetibilidade. A área de alta suscetibilidade apresenta maior incerteza na porção norte e menor na porção centro sul, o que tem lógica visto que é na região centro sul que concentram o maior

número de dados, principalmente, de cavernas e poços tubulares devido a existência do Parque Estadual Lapa Grande e da sede do município.

5 ARTIGO 3 - APLICAÇÃO DO APRENDIZADO DE MÁQUINA NA CLASSIFICAÇÃO DO GRAU DE SUSCETIBILIDADE A ABATIMENTOS NA BACIA DO RIO VIEIRA EM MONTES CLAROS – MG

5.1 Introdução

A ocupação de terrenos cársticos com presença de rochas carbonáticas é um fator preocupante uma vez que processos de abatimento podem causar prejuízos econômicos e de vidas. Em algumas cidades brasileiras este processo já causou danos a estruturas públicas e privadas (SANTOS, 2010) e com o aumento da ocupação destas áreas, os danos podem se tornar ainda mais frequentes (TOMINAGA, 2015, p.101).

Para a redução de perdas causadas por eventos naturais, o Plano Nacional de Redução de Desastres, criado após a Lei Federal 12.608/2012 (BRASIL, 2012) que estabeleceu a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil indica as cartas de suscetibilidade a eventos naturais como uma ferramenta importante na redução de desastres.

Em atendimento ao Plano Nacional de Redução de Desastres, o Serviço Geológico do Brasil foi o órgão nomeado responsável por executar os mapeamentos de suscetibilidade em território nacional. No período entre janeiro de 2012 e janeiro de 2023, foram produzidas 613 cartas contemplando vários municípios do Brasil. Porém, o tema de abatimento não foi abordado.

Os modelos de suscetibilidade são entendidos, na geotecnia, como a representação da predisposição de um território à ocorrência de fenômenos naturais, ou seja, é a propensão dos terrenos ao desenvolvimento de um fenômeno ou processo do meio físico (SOBREIRA; SOUZA, 2012). Neste artigo, a definição que melhor se aplica, elaborada por Zêzere (2004) descreve suscetibilidade como "a possibilidade espacial de ocorrência de um determinado fenômeno numa dada área com base em fatores condicionantes do terreno, independentemente do seu período de recorrência".

Para criação de modelos de suscetibilidade que contemplem eventos de abatimento em ambiente cárstico, é necessário conhecer as características naturais, tanto em superfície quanto em subsuperfície. Isso porque o carste é um conjunto de processos e fenômenos que ocorrem tanto na superfície quanto no subterrâneo e

resulta da interação da água com rochas solúveis como os calcários e dolomitos (ANDREYCHOUK *et al.*, 2009).

A dissolução destas rochas pode resultar em uma topografia marcada pela presença de feições como dolinas, cavernas, dentre outros (BATES E JACKSON, 1987). Duas destas feições são resultantes de afundamento do terreno, são elas dolinas e uvalas. A uvala corresponde a uma depressão alongada, muitas vezes resultante da junção de duas ou mais dolinas (GUARESCHI; NUMMER, 2010).

O surgimento e a evolução destas feições envolvem diferentes aspectos da paisagem, com interação de fatores hidrológicos, geológicos e geomorfológicos, os quais acarretam inundações, espessura e elevação de camadas, respectivamente. Além de fatores antropogênicos, como o uso do solo, climáticos, através do regime de precipitação e hidrogeológicos, como a variação do nível dos aquíferos (CAHALAN; MILEWSKI, 2018). A partir do conhecimento das características do terreno, estudos geotécnicos em áreas cársticas são desenvolvidos em todo o mundo, sendo a *Multidisciplinary Conference on Sinkholes and the Engineering and Environmental Impacts of Karst* um dos principais eventos internacionais atuais que trata sobre o tema.

Na última conferência, realizada em 2020, foram apresentados sete trabalhos sobre a temática GIS/Mapping e Management, alguns deles relacionados a análise da suscetibilidade a abatimentos com uso de modelos de aprendizado de máquina. No estudo *An artificial neural network approach to sinkhole hazard assessment for east central Florida*, gerou-se um mapa de potencial de ocorrência de abatimentos utilizando um método de rede neural artificial (RNA) e dados de localização e tamanho de dolinas extraídos de Relatórios de Incidentes de Subsidência do Serviço Geológico da Flórida (FGS).

É importante esclarecer que o termo ‘modelo’ entendido por meio do conceito de Haggot e Chorley (1967; 1975 *apud* CHRISTOFOLETTI, 1999), é uma estrutura simplificada da realidade, que apresenta características ou relações importantes de forma generalizada.

Os modelos do tipo aprendizado de máquina são um conjunto de métodos de análise de dados, de inteligência artificial, focado em processos de aprendizagens computacionais, as quais utilizam dados e teorias pré-estabelecidos para obter conhecimento de forma induzida (BEITZEL *et al.*, 2005). Esses modelos abrangem diferentes técnicas estatísticas de aprendizagem utilizadas para descobrir e descrever

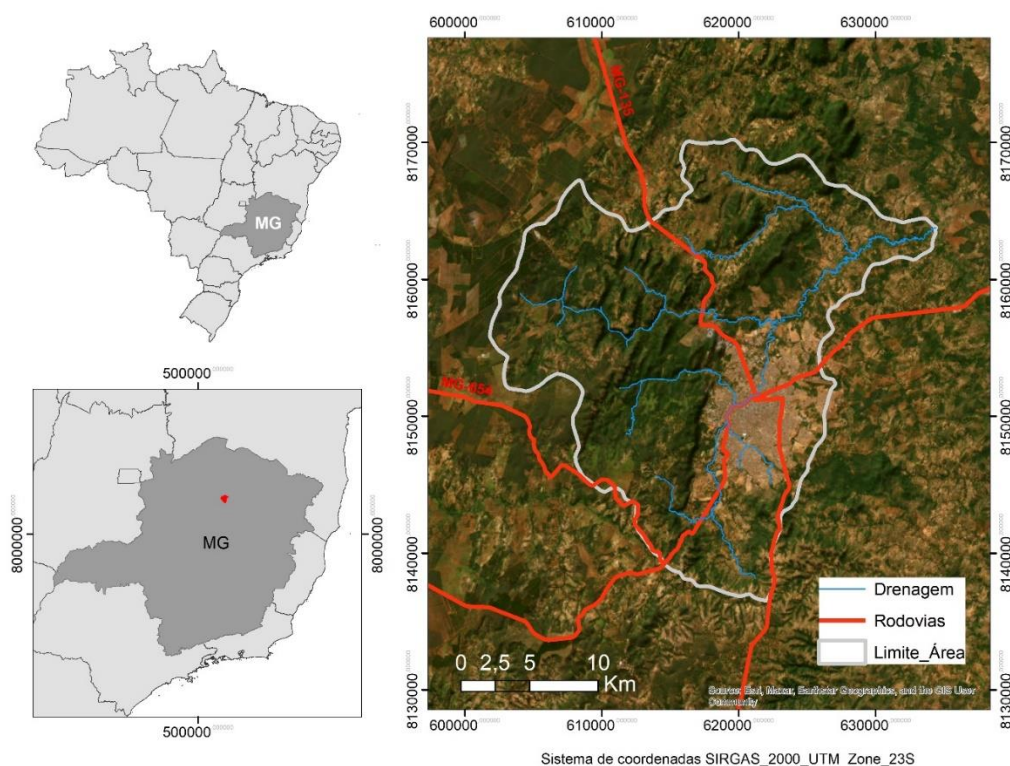
padrões a fim de aplicá-los em previsões para futuras ocorrências (WITTEN; FRANK; HALL, 2005). Como, por exemplo, regressão logística, Floresta de decisão aleatória, Naive Bayes e Redes Neurais. O método de regressão logística é um método estatístico multivariado, usa lógica matemática para encontrar as relações entre dois fatores de dados. É, portanto, utilizado para indicar o valor de um desses fatores com base no outro.

Florestas aleatórias ou florestas de decisão aleatória, mais conhecido por *Random Forest*, é um método de aprendizado conjunto para classificação, regressão e outras. Ele funciona através da construção de inúmeras árvores de decisão com uso de informações de treinamento. O algoritmo de *Naive Bayes* trabalha como um classificador e baseia-se na probabilidade de cada evento ocorrer, desconsiderando a correlação entre fatores. Já a rede neural cria um sistema adaptativo o que é utilizado pela máquina para aprender com os erros e se aprimorar continuamente.

A avaliação e o conhecimento das classes de suscetibilidade aos processos naturais são fundamentais para a elaboração de políticas de prevenção, planos diretores e urbanísticos, dentre outras ações de gestão. Por isso, este trabalho propõe analisar quatro métodos de aprendizados de máquina de fácil execução e quatro métodos estatísticos, Regressão Logística, Randon Forest, Naive Bayers e Natural Networks, utilizando dados públicos da área da bacia do Rio Vieira em Montes Claros, Minas Gerais. Pretende-se indicar qual modelo apresenta melhor resultado na classificação do grau de suscetibilidade a abatimento na área de estudo.

5.2 Área de estudo

A área de estudo está inserida no município de Montes Claros, localizado na Região Norte do Estado de Minas Gerais, Brasil. Abrange a sede municipal e a região conhecida como Bacia do Rio Vieira, inserida na Bacia do Rio São Francisco, totalizando uma área de 579 Km² (Figura 35).

Figura 35 - Área de estudo

Fonte: Elaborado pela autora.

Montes Claros é um dos principais municípios da região Norte de Minas Gerais com mais de 300.000 habitantes (IBGE, 2010), considerado polo industrial e econômico. A região apresenta clima quente e seco e, segundo a classificação do MAPBIOMAS (2022), vegetação típica de cerrado. A área de estudo está localizada sobre a maior das 19 províncias cársticas do Brasil (TIMO, 2014), Província do Grupo Bambuí, sendo uma importante área para estudos do carste. Segundo os dados do Cadastro Nacional de Informações Espeleológicas – CANIE (CECAV, 2021), neste município já foram cadastradas 385 cavidades naturais.

As litologias encontradas na área correspondem às Formações Sete Lagoas, formada por rochas do tipo dolomito, calcário e brechas, com espessura máxima de 670 m, Serra de Santa Helena, marcada pela presença de rochas siliciclásticas, Lagoa do Jacaré e Serra da Saudade, sendo estas duas últimas marcadas pela predominância de calcário e apresentando, respectivamente, espessuras máximas de 415 e 120 metros (CAVALCANTI, 2022).

Quanto ao relevo, a área de estudo é coberta pelo mapeamento de padrão de relevo de escala 1:25.000 desenvolvido por Simões e Dantas (2020) onde a área a

compartimentada em relevo do tipo morros altos, morros baixos, chapadas, cristas isoladas, planícies, superfície aplainada degradada e serras baixas. Na sede municipal, assim como em toda a porção leste da área, predomina o relevo classificado como superfície aplainada degradada, já as planícies de inundação ocorrem de forma dispersa, sempre próximas aos leitos dos rios e drenagens, sendo a maior área correspondente ao rio que corta a área na direção norte sul, Rio do Vieira.

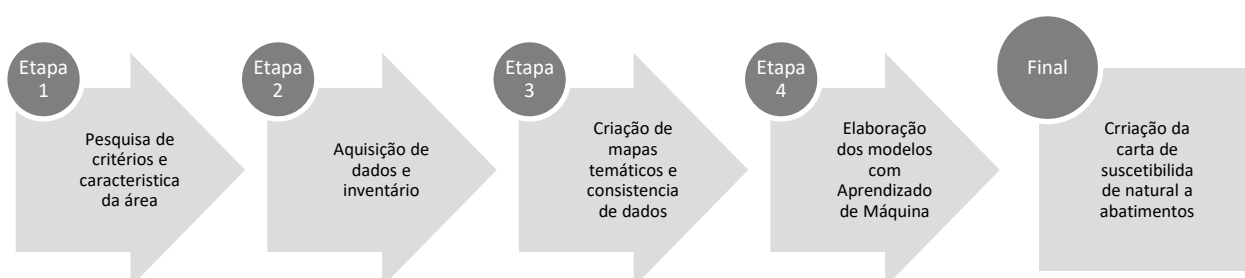
5.3 Material e métodos

A metodologia desta pesquisa foi realizada em cinco etapas sequenciais (Figura 36) e consistiu no levantamento de critérios aplicados a processos de abatimento, aquisição de dados, elaboração dos mapas temáticos com consistência dos critérios, geração e avaliação dos modelos de suscetibilidade a abatimento e geração de mapa de suscetibilidade a abatimentos para a área de estudo.

Na primeira etapa foram levantados e selecionados artigos científicos, dissertações, teses e documentos institucionais e governamentais que tratavam de questões relacionadas a critérios e temas abordados em análise de áreas suscetíveis e de risco a abatimentos. Também, foram levantados trabalhos que apresentam dados das características do meio físico e do sistema cárstico da área de pesquisa.

A segunda etapa consistiu em adquirir dados que estivessem associados aos parâmetros e temas encontrados na etapa anterior, sendo dada preferência para bases mais atualizadas, de domínio público, com escalas maiores ou iguais a 1:50.000, uma vez que a escala adequada para o planejamento urbano, quando trata-se da análise de suscetibilidade, são as escalas médias entre 1:25.000 e 1:50.000 (SOBREIRA; SOUZA, 2012).

Figura 36 - Fluxograma das etapas desenvolvidas nessa seção



Fonte: Elaborado pela autora.

Na terceira etapa, os dados que apresentam as características físicas da região de estudo foram separados e sintetizados em temas de forma a compor 12 mapas temáticos, sendo três mapas para cada um dos principais temas, geologia, geomorfologia, hidrologia e hidrogeologia.

Para gerar estes mapas as variáveis foram organizadas em camadas, seguindo as indicações de Moura & Jankowski (2016) e Lana (2023). Assim, cada célula que representa o território recebe um valor ou índice segundo cada variável, sendo importante que no resultado final as camadas sejam espacialmente padronizadas. Ou seja, precisam possuir um mesmo tamanho de pixel, que neste trabalho foi definido com 50 m, e estarem em uma mesma projeção. Sendo projetadas para a zona 23S UTM e sistema SIRGAS 2000, utilizando o software ArcGis 10.8.2, ferramentas *Project Raster*. Para o aprendizado de máquina não é necessário a normalização dos parâmetros e critérios.

O modelo de representação relacionado a profundidade da rocha foi adquirido já na forma numérica, não havendo necessidade de tratamento da informação, sendo ele desenvolvido âmbito do acordo de cooperação técnica firmado entre SGB e EMBRAPA, publicado no Extrato D.O.U. de 31 de agosto de 2021.

Já para a construção dos modelos de densidade de feições cársticas, densidade de feições geológicas e densidade de drenagens foi utilizado o comando *Line Density* de forma a gerar um mapa de densidade considerando a distância de 50 metros das estruturas.

O mapa temático que apresenta a característica de declividade do terreno foi gerado por meio do comando *slope* e o mapa de Índice Global de Dissecação do Relevo foi elaborado com base na metodologia apresentada por Souza, Fonseca e Pizani (2008).

Quanto as zonas de recarga, foi utilizado o método APLIS com alteração proposta por Gurita, Galvão, Mourão e Assunção (2022), na qual os dados pedológicos são substituídos por dados hidrológicos de solo.

Para a análise do nível piezométrico, foram utilizados dados de nível de 195 poços cadastrados no SIAGAS, 15 sumidouros, 8 ressurgências, 18 nascentes, 2 lagoas e 2 grutas com água permanente. Estes dados foram tratados utilizando o *Inverse Distance Weighted - IDW*, método indicado por Moura e Jankowski (2016) no tratamento de dados que foram coletados de forma espaçada no território gerando um raster com a estimativa da potenciometria na região.

No mapa do potencial de infiltração foi gerado um índice qualitativo que compara os potenciais existentes dentro da área, TWI – Topographical wetness index, ou índice topográfico de umidade, seguindo a metodologia apresentada por Sirtoli *et al.* (2008).

Quanto as condições pluviométricas, por ser um local com períodos de secas intensas, optou-se por utilizar o índice de precipitação padronizado - SPI que é baseado em uma função de densidade de probabilidade gama que descreve séries temporais. O período considerado para calcular o índice de secas em diversas escalas de tempo foi de 30 anos. (SILVA; MANDU, 2020)

Já os modelos de tipo de aquífero e litologia, são gerados através de dados seletivos ou nominais e, neste caso, os dados devem ser classificados e qualificados quanto ao grau de relevância frente ao tema de estudo (MOURA; JANKOWSKI, 2016).

O mapa relacionado à litologia, teve como base o mapa geológico, escala 1:30.000, elaborado por Cavalcanti (2022). Para classificá-lo quanto ao grau de relevância a processos cársticos, foi utilizada a metodologia aplicada por CECAV (2012). Dessa forma, foi possível elaborar o mapa de Potencial de Cavernas, dividindo os vários tipos de rochas em grupos que são classificados em cinco graus e para cada grau foi associada uma nota (Tabela 15).

Tabela 15 - Classificação das litologias

Classes (CECAV,2013)		Nota
Litotipo	Grau	
Calcário, Dolomito, Evaporito, Metacalcário, Formação ferrífera bandada, Itabirito e Jaspilito	Muito Alta	9
Calcrete, Carbonatito, Mármore e Marga.	Alta	7
Arenito, Conglomerado, Filito, Folhelho, Fosforito, Grauvaca, Metaconglomerado, Metapelito, Metassiltito, Micaxisto, Milonito, Quartzito, Pelito, Riolito, Ritmito, Rocha calci-silicática, Siltito e Xisto.	Médio	5
Anortosito, Arcóseo, Augengnaiss, Basalto, Charnockito, Diabasio, Diamictito, Enderbitito, Gabro, Gnaiss, Granito, Granitóide, Granodiorito, Hornfels, Kinzigito, Komatito, Laterita, Metachert, Migmatito, Monzogranito, Olivina gabro, Ortoanfibolito, Sienito, Sienogranito, Tonalito, Trondhjemitito, entre outros litotipos.	Baixo	3

Aluvião, Areia, Argila, Cascalho, Lamito, Linhito, Turfa e outros sedimentos.	Ocorrência Improvável	1
---	-----------------------	---

Fonte: Elaborado pela autora.

O tipo de aquífero foi classificado tanto quanto ao aquífero aflorante quanto ao sobrejacente, conforme valores indicados na tabela 16.

Tabela 16 - Valores utilizados para cada tipo de aquífero

Aquífero Aflorante Aquífero Sobrejacente	Cárstico	Granular	Faturado Granular
Cárstico	9	7	7
Granular	7	1	1
Faturado Granular	7	1	1

Fonte: Elaborado pela autora.

Para verificar a viabilidade de utilização de todos estes critérios, foi feito um teste de colinearidade utilizando o software XLSTAT seguindo a metodologia indicada por Lana (2023). Assim, quando o índice estatístico ‘fator de inflação de variância’ (VIF), é maior ou igual a 5, há indicação de multicolinearidade e, desta forma, o tema associado a este valor deve ser eliminado. Então, faz-se um novo teste até que nenhuma das variáveis apresente duplicidade de informações, colinearidade.

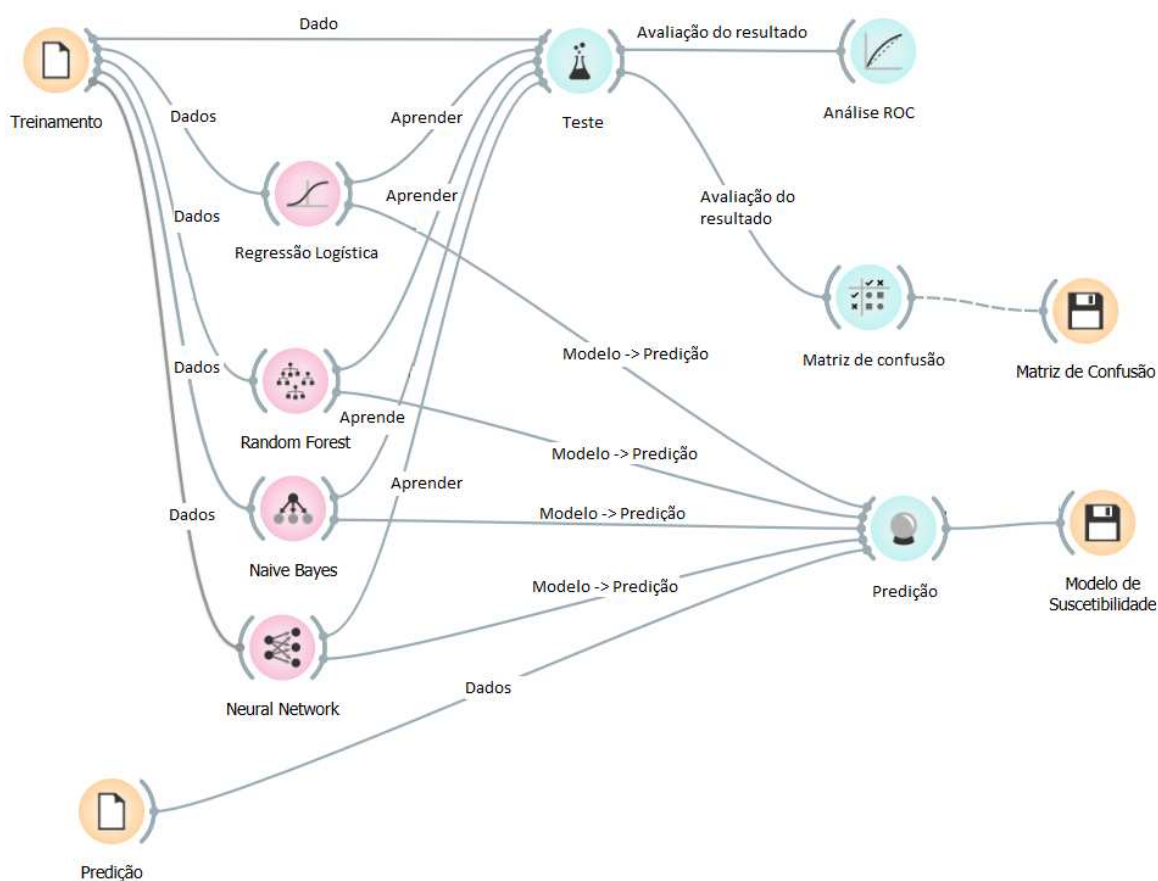
Na quarta etapa foram criados os arquivos de treinamento e teste. Primeiro, foi gerado um arquivo de ponto no centroide das dolinas e uvalas por meio da ferramenta *Feature to Point* do ArcGis 10.8.2. Em seguida, no restante da área, foi utilizada a ferramenta *Create Random Points* para criar o mesmo número de pontos, de forma aleatória, respeitando um raio de 250 metros das feições de inventário de forma. Dessa forma, evita-se que os pontos tenham interferência das feições.

Na tabela de atributos deste shape de pontos foi criada uma coluna com o campo classe. Para os pontos de centroide de dolinas foram atribuídos o valor 1 e, para os demais, o valor 0. Posteriormente, os pontos foram unidos em uma única *shape* de pontos. Em seguida, cada ponto recebeu os valores de todas as *shapes* temáticas através da ferramenta *Extract Multi Values to Point* e, posteriormente, todos os dados foram exportados para planilha CSV, esta amostra é denominada treinamento e teste.

Também, foram criados os pontos de predição, no qual um ponto é criado em cada pixel de 30 metros através da ferramenta *Raster to Point*. Estes dados também são transformados em CSV, assim como apresentado no artigo de Lana (2023).

Por fim, os dados de treinamento e os dados de predição são inseridos no *software* Orange, que consiste em um conjunto de ferramentas as quais possibilitam o aprendizado de máquina e mineração de dados (Figura 37). Então, é feito o aprendizado de máquina através de quatro métodos estatísticos, Regressão Logística, Random Forest, Naive Bayes e Neural Networks, sendo o número de árvores de decisões utilizados igual a 30.

Figura 37 - Fluxo de ações desempenhadas pelo programa Orange durante o aprendizado de máquina e de análise do modelo



Fonte: Elaborado pela autora.

O resultado de cada método é analisado e o que apresenta melhor resultado em relação a análise da curva *Receiver Operator Characteristic Curve* (ROC) e da Matriz de Confusão é selecionado para a elaboração da carta de suscetibilidade a abatimentos cársticos da área de estudo.

5.4 Resultados e discussão

Ao realizar o levantamento bibliográfico de trabalhos publicados a fim de reunir parâmetros e critérios sobre risco e suscetibilidade a abatimento, foi possível analisar pesquisas que apresentaram grande contribuição sobre o tema. Taheri (2015) analisou a suscetibilidade a abatimento por meio de oito parâmetros, são eles: distância a falhas, variação do nível de água, exploração de água subterrânea, profundidade dos poços de captação de água, distância aos poços, alcalinidade da água subterrânea, litologia e espessura do aluvião.

Cahalan e Milewski (2018) apresentaram um estudo da formação de dolinas e, para isso, utilizaram seis características relacionadas a inundações, espessura de camadas, elevação, uso do solo, regime de precipitação e variação do nível dos aquíferos.

Para definir as áreas de risco, Galvão, Halihan e Hirata (2015) utilizaram dados relacionados a áreas com indícios locais, onde já houve ocorrências, exploração de água, geologia, estruturas e hidrogeologia. Para análise de risco, Ghorbanzadeh, Bakhtiar e Thomas (2018) utilizaram informações como a profundidade da cobertura da formação e espessura desta formação.

Subedi e Thapa (2019) na análise dos graus de suscetibilidade utilizaram informações de litologia, localização de afundamentos fechados na topografia, permeabilidade do solo, linhas de fluxo, minas ativas, locais de subsidência e tipo de uso da terra.

Orhan, Yahat e Ekercin (2020), ao criarem a carta de suscetibilidade apoiaram-se em dados de litologia, distância das falhas, espessura da rocha solúvel, nível de deformação, elevação, declividade, morfologia, distância até a drenagem, uso e ocupação (LULC), mudança do nível de água, densidade de poços, PH da água e dados de precipitação, altitude, ângulo de inclinação, aspecto, nível do lençol freático, mudança do nível do lençol freático, cobertura do solo, litologia, distância até a falha, distância até o córrego, índice de potência do córrego, índice de umidade topográfica e curvatura do plano foram utilizados por Ebrahimi *et al.* (2020) para criar mapas de suscetibilidade a abatimento.

O Grau de desenvolvimento cárstico, distância das falhas, litologia da camada sobrejacente, estruturas da camada sobrejacente, espessura de camada sobrejacente, localização relativa entre a água subterrânea e o leito rochoso,

abundância de águas subterrâneas, a taxa de rebaixamento do nível das águas subterrâneas e a distância do rio foram parâmetros analisados por Wei *et al.* (2021).

Santos, Silva e Vital (2023) utilizaram a geologia, no que diz respeito à espessura da camada sedimentar capeadora (Formação Barreiras) sobre a camada rochosa carbonáticas (Formação Gramame), aspectos estruturais e a geomorfologia no mapeamento de áreas de risco de João Pessoa.

Com base nos critérios, parâmetros e temas estudados nos trabalhos acima e após levantar os dados públicos disponíveis na escala adequada para o trabalho, foi elaborado um quadro resumo com os dados disponíveis mais utilizados nestes trabalhos (tabela 17).

Tabela 17 - Tabela do banco de dados utilizado

Base	Escala	Fonte	Ano
Limite municipal	-	IBGE	2021
Mapa Geológico (litologia)	1:50.000	SGB	2021
Drenagens	1:50.000	IGAM	2020
Estruturas geológicas	1:50.000	SGB	2021
Mapa de padrão de relevo	1:50.000	SGB	2020*
Localização de cavernas	-	CECAV	2022
Poços tubulares	-	SIAGAS/ SGB	2022
MDE	12,5 m	USGS	2022
Localização dos afloramentos	1:50.000	SGB	2021
Raster de profundidade das rochas	50 m	EMBRAPA/SGB	2022*
Mapa Hidrogeológico	1:50.000	SGB	2022*
Rastes de distribuição pluviométrica anual dos últimos 30 anos	1:50.000	SGB	2022
Mapa de classificação hidrológica dos solos	1:50.000	SGB	2019

*dados ainda não publicados do Serviço Geológico do Brasil

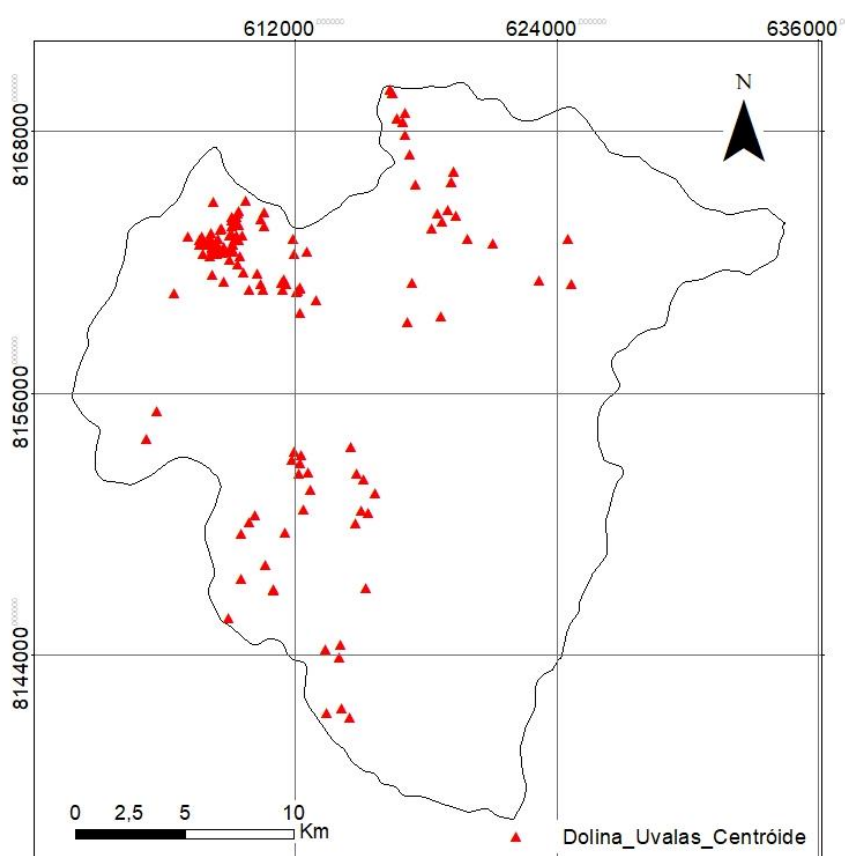
Fonte: Elaborado pela autora.

Já para a elaboração do inventário de dolinas e uvalas, foram considerados polígonos que delimitam estas feições, sendo estas identificadas através de

interpretação de imagens e de cadastro de campo, proveniente dos seguintes estudos: mestrado de Barbosa (2021), projeto desenvolvido pela ANA em 2018 (BRASIL, 2018) e os levantamentos fornecido pelo SGB, gerado durante a execução do projeto Verde Grande em 2020, resultando 156 feições cársticas, sendo 151 dolinas e 5 uvalas.

Todos os polígonos foram representados pelo ponto centroide da feição que compôs o inventário de feições (Figura 38).

Figura 38 - Inventário de Dolinas e Uvalas



Fonte: Elaborado pela autora.

Para a representação resumida das características físicas da área, foram gerados três mapas temáticos (Figura 39), para cada um dos principais temas naturais relacionados a abatimentos: 1) Geologia, 2) Geomorfologia, 3) Hidrologia e 4) Hidrogeologia.

No primeiro mapa, foi possível observar que as áreas com rochas mais profundas se concentram próxima a planície de inundação do Rio Vieira. Enquanto isso, os locais de profundidade negativa correspondem aos afloramentos rochosos

mapeados por Cavalcanti (2022) que ocorrem, principalmente, na porção central do município.

Quanto a litologia, em relação ao potencial de formação de feições cársticas, tem-se a faixa central de direção NE-SW, apresentam maiores valores, sendo esta área mapeada como Formação Lagoa do Jacaré por Cavalcanti (2022), enquanto nas extremidades leste e oeste predominam rochas com pouca propensão ao desenvolvimento deste tipo de feição. Já as estruturas geológicas, apresentam-se concentradas em uma faixa NE-SW cortando toda a porção central da área de estudo, faixa inserida dentro do domínio estrutural central de Cavalcanti (2022). Com esta mesma direção principal, são encontradas as áreas de maior declividade do município.

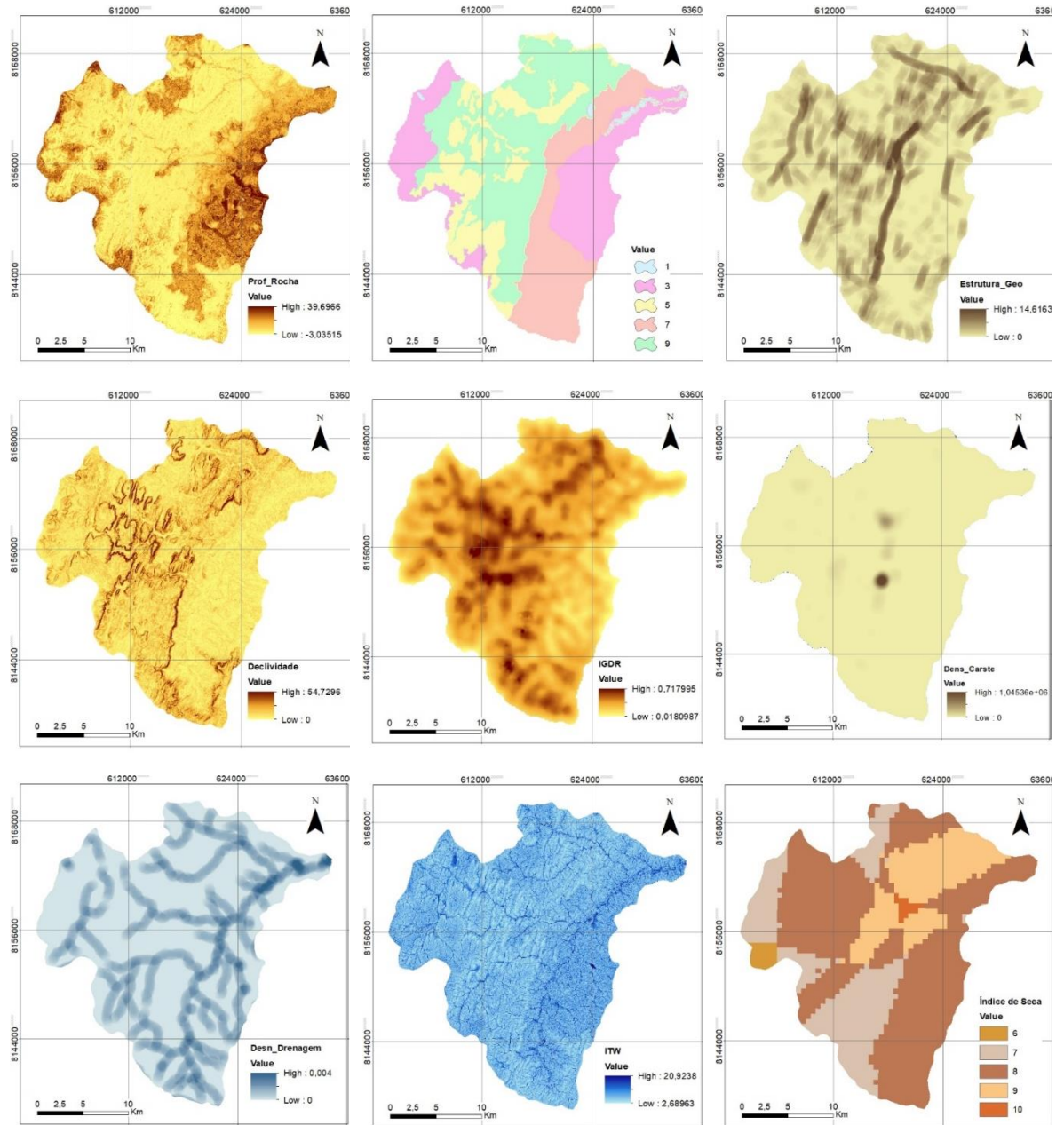
Em relação ao Índice Global de Dissecação do relevo, tem-se valores que variam de 0,018 a 0,71 (Figura 39), sendo os maiores encontrados na porção central da área de estudo. A densidade de cavernas e cavidades, mapeadas pelo CECAV, concentram-se em dois pontos na área central do município sendo o ponto de maior concentração, correspondente a área do Parque Estadual da Lapa Grande.

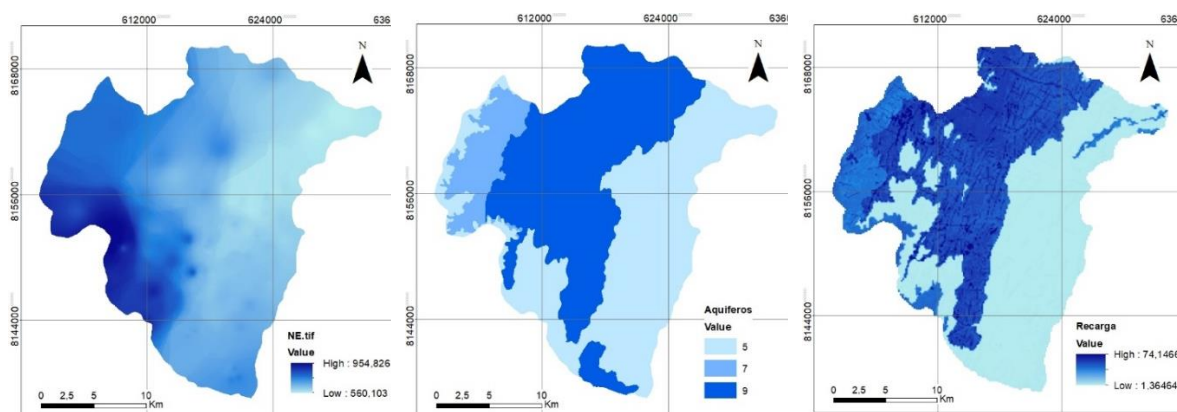
Quanto aos índices utilizados para caracterizar a hidrologia do local, a densidade de drenagem se concentra próxima ao leito dos rios e seus afluentes, espalhados por toda a área de estudo. Porém, com maior concentração próxima ao Rio Verde Grande, na porção leste do município. O ITH também apresenta uma configuração semelhante, porém mais distribuído, não estando restrito apenas às áreas de drenagem. Seus menores valores estão associados as áreas com maior escoamento superficial. Já os maiores, as áreas em que a água possui menor capacidade de escoamento.

Outro fator importante para a área está relacionado ao regime de chuvas. Este foi abordado com base no índice de seca, que se encontra bem distribuído em toda a área e teve na região centro norte os maiores índices de seca (Figura 39). Quanto à hidrogeologia, em relação ao nível de água, é possível identificar uma gradação de níveis mais elevados para mais profundo de noroeste para sudeste.

O mapa de áreas de recarga apresentou-se muito parecido com o mapa de potencial dos aquíferos sendo as áreas de baixo potencial concentrado na porção leste e sul e as áreas de alto no restante do município, onde há predomínio de rochas que formam o aquífero cárstico aflorante.

Figura 39 - Mapas temáticos, na sequência: Mapa de profundidade das rochas, potencial litológico, de estruturas geológicas, de declividade, IGDR, densidade de feições cársticas, densidade de drenagens, ITH, Índice de Seca, Nível Estático, Tipo de aquíferos e áreas de recarga.





Fonte: Elaboração da autora.

Porém, apesar de todos os mapas acima apresentarem informações importantes sobre a área e o evento estudado, quando foi verificada a colinearidade entre elas através da ferramenta *Multicollinearity* do software XLSTAT (LANA, 2022), a semelhança do mapa de recarga com o hidrogeológico e, em menor proporção, com outros mapas, foi inadequada, uma vez que esta variável apresentou valor do fator de inflação da variância, *Variance Inflation Factor* (VIF), maior que 5. Ou seja, apresentava colinearidade com outras variáveis. Desta forma, este mapa foi eliminado e testou-se novamente a relação entre elas, resultando em valores menores que cinco para todas as variáveis (Tabela 18).

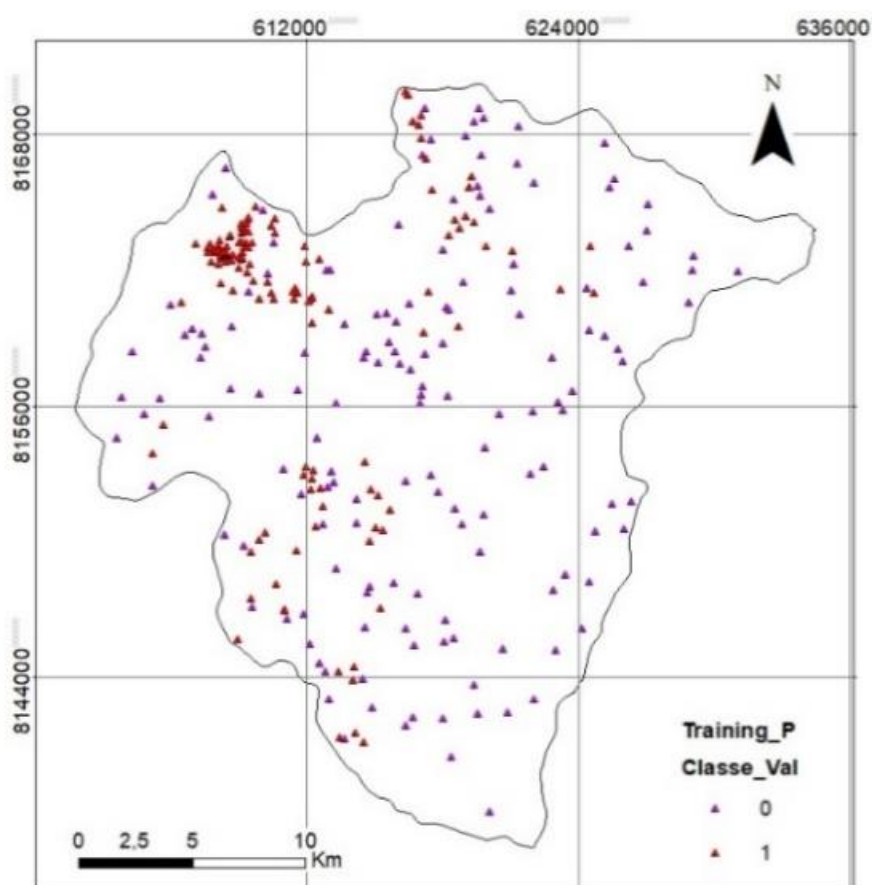
Tabela 18 - Resultado da verificação dos valores de VIF das 12 variáveis

Statistic	VIF_1º	VIF_Final
NE	1,541	1,539
Índice de Seca	1,210	1,163
ITH	1,338	1,336
Dens_drenagem	1,387	1,386
Prof_Rocha	1,005	1,005
Estrutura Geo	1,234	1,229
Declividade	1,633	1,629
IGDR	1,855	1,829
Aquífero	2,583	2,357
Dens_canie	1,039	1,037
Litologia	4,775	1,592
Recarga	5,466	Eliminada

Fonte: Elaborado pela autora.

Com todos os mapas temáticos selecionados, iniciou-se a quarta etapa, com a elaboração das amostras de treinamento e teste, responsáveis por apresentar a máquina o padrão de dados que caracterizam as feições analisadas. Para este arquivo, foram utilizadas 151 amostras classificadas com o valor 1, ou seja, reconhecidas como dolinas e uvalas e o mesmo valor de amostras com o valor zero, ou seja, de áreas sem o mapeamento destas estruturas (Figura 40).

Figura 40 - Localização das classes de pontos de treinamento



Fonte: Elaborado pela autora.

O valor de feições utilizadas no arquivo de treinamento e teste foi menor que o número de feições do inventário, devido ao fato de dolinas terem sido cadastradas dentro de uvalas e, desta forma, foram amostradas duas vezes. Portanto, foram eliminadas deste arquivo. Por fim, os 302 pontos de treinamento receberam os valores correspondente a cada um dos mapas temáticos.

Em seguida, foi elaborado o arquivo de predição, resultando em mais de 222.000 pontos com dados de todas as camadas temáticas, pontos estes correspondentes a cada um dos pixels de 30 metros da área de estudo.

Este arquivo, juntamente ao de treinamento, foram os dados de entrada da sequência de comandos elaborados no programa Orange (figura 41), no qual o computador utilizou quatro métodos de aprendizado Regressão Logística, Random Forest, Naive Bayes e Neural Networks, tendo classificado cada um dos pontos preditivos como local possível ou não ter dolinas, conforme as características analisadas.

Figura 41 - Resultado da classificação por aprendizado de máquina, indicando pixel com características típicas de áreas de dolinas e pixel sem estas características

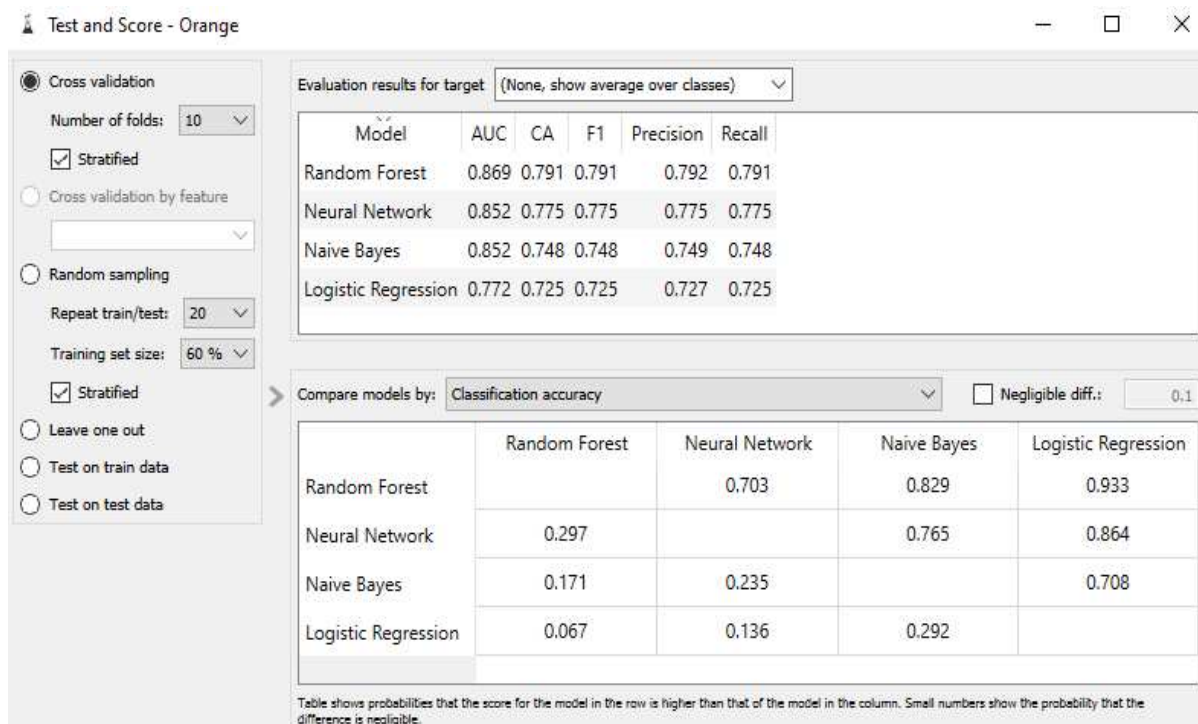
	Logistic Regression	Random Forest	Naive Bayes	Neural Network	Aquiferos_	Slope_MC	IGDR_MC	Prof_Rock
1	0.77 : 0.23 → 0.0	0.84 : 0.16 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.93 : 0.07 → 0.0	5	16.9624	0.120088	-0.963798
2	0.78 : 0.22 → 0.0	0.94 : 0.06 → 0.0	1.00 : 0.00 → 0.0	0.95 : 0.05 → 0.0	5	15.6239	0.12258	-0.377725
3	0.40 : 0.60 → 1.0	0.83 : 0.17 → 0.0	0.97 : 0.03 → 0.0	0.70 : 0.30 → 0.0	5	1.8261	0.116367	8.82002
4	0.48 : 0.52 → 1.0	0.74 : 0.26 → 0.0	0.96 : 0.04 → 0.0	0.80 : 0.20 → 0.0	5	7.61629	0.124991	0.952767
5	0.76 : 0.24 → 0.0	0.94 : 0.06 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.95 : 0.05 → 0.0	5	13.7248	0.118473	0.857767
6	0.82 : 0.18 → 0.0	0.94 : 0.06 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.96 : 0.04 → 0.0	5	17.4301	0.127113	-0.207793
7	0.75 : 0.25 → 0.0	0.84 : 0.16 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.95 : 0.05 → 0.0	5	14.8706	0.12058	-0.616621
8	0.70 : 0.30 → 0.0	0.84 : 0.16 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.96 : 0.04 → 0.0	5	11.8473	0.129235	-0.865474
9	0.77 : 0.23 → 0.0	0.74 : 0.26 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.94 : 0.06 → 0.0	5	16.9186	0.113879	-1.11742
10	0.73 : 0.27 → 0.0	0.84 : 0.16 → 0.0	0.99 : 0.01 → 0.0	0.94 : 0.06 → 0.0	5	15.0733	0.122406	-0.905658

Fonte: Elaborado pela autora.

No entanto, nem todos os modelos classificaram o pixel com o mesmo valor, como pode ser visto na linha 4. Desta forma, foi analisado o resultado encontrado no algoritmo de teste de aprendizado de máquina. Resultando em uma tabela comparando alguns modelos de avaliação, como área sob a curva ROC, acurácia da precisão de classificação, f1, que é uma média ponderada de precisão, e outros parâmetros referentes ao desempenho do classificador, no qual pode ser visto que modelo apresentou os melhores valores foi o Random Forest seguido das Redes Neurais.

Na figura 42, é apresentada a relação entre os métodos, quando analisada cada uma das de avaliação do resultado. Sendo escolhida, neste trabalho, as ferramentas de análises de desempenho de classificadores ROC Analysis em conjunto a Matriz de Confusão.

Figura 42 - Análise dos métodos com melhor resultado quando utilizada uma validação cruzada, estratificada com 60% dos dados sendo utilizados para treinamento



Fonte: Elaborado pela autora.

Na análise do método da curva de ROC Analises (*Receiver Operator Characteristic Curve*), as curvas apresentadas na Figura 6 são resultantes de uma relação de Positivos Verdadeiros / Positivos Totais versus a razão de Positivos Falsos / Negativos Totais (Figura 43). Para esta análise, quanto mais próximo da curva indicada em preto contínuo no gráfico, melhor é o modelo e quanto mais próximo da reta pontilhada, também conhecida como reta de representação da classificação aleatória, pior é o modelo. Caso fique sobre a curva pontilhada, demonstra que o modelo é totalmente aleatório, não existe padrão na classificação.

No caso dos testes realizados para este estudo, todas as curvas ficaram acima da linha de aleatoriedade, porém o *Random Forest* foi o que apresentou o melhor resultado.

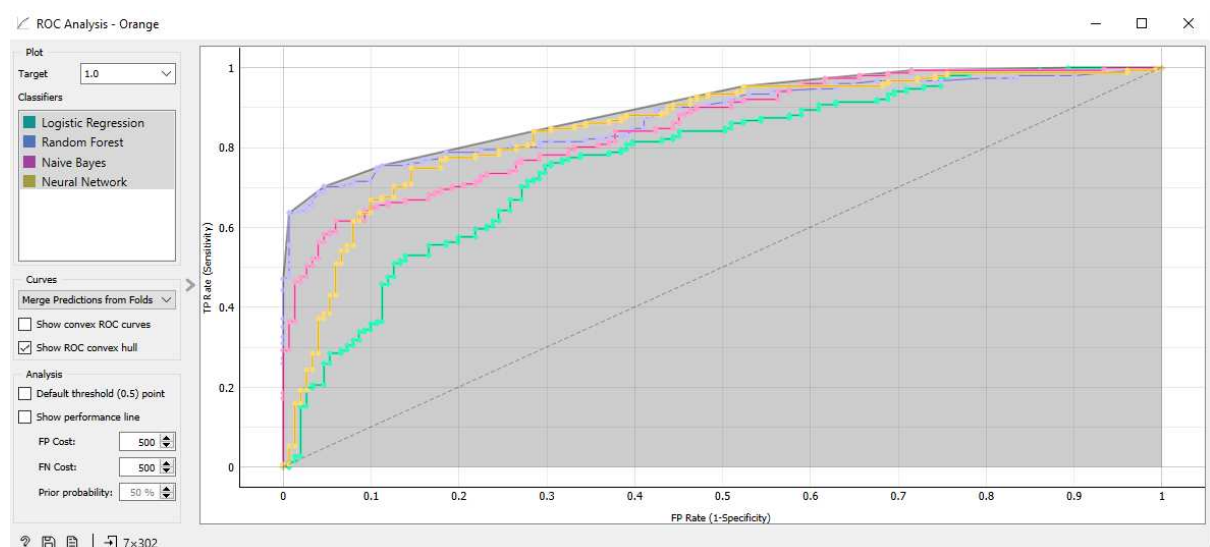
Outra análise de validação realizada foi a matriz de confusão (Figura 44). Quanto aos dados de predição, tem-se que mais de 70% dos dados foram assertivos, tanto em relação a classe de dolinas (classe 1) quanto a classe sem dolinas (classe 0). O melhor resultado também foi o do Random Forest, com uma taxa de 78,3% dos acertos em relação a classe de valor zero, de 82,3% em relação as áreas com dolinas e com valores de confusão entre as classes 0 e 1 e 1 e 0 de 17,7% e 21,7%,

respectivamente.

O pior resultado em relação a imprecisão das classes 0 e 1 foi no modelo utilizando regressão logística, com porcentagem de erro de 29,3%, enquanto o pior resultado foi o modelo utilizando *Naive Bayes*, com valor de 26,4%.

Random Forest pode ter se apresentado mais adequado para análises complexas, com número de dados de treinamento restritos, como neste caso. Tendo em vista que métodos que criam vários modelos, mas no final selecionam apenas um, podem não aproveitar tão bem os dados de treinamento como no *Random Forest*. Nele são criados vários modelos diferentes, mas no final, não se escolhe apenas um e sim todos. Ou seja, ele combina diferentes modelos para formar um único modelo final e, por isso, aproveita melhor os dados de aprendizado.

Figura 43 - Gráfico ROC com as curvas referente aos modelos utilizando Regressão Logística, *Random Forest*, *Naive Bayes* e *Natural Networks*



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 44 - Matriz de confusão dos modelos utilizando (a) Regressão Logística, (b) *Random Forest*, (c) *Naive Bayes* e (d) *Natural Networks*

		Predicted		
		0.0	1.0	Σ
Actual	0.0	74.6 %	29.3 %	151
	1.0	25.4 %	70.7 %	151
		Σ	138	164
				302

(a)

		Predicted		
		0.0	1.0	Σ
Actual	0.0	78.3 %	17.7 %	151
	1.0	21.7 %	82.3 %	151
		Σ	161	141
				302

(b)

		Predicted		Σ
		0.0	1.0	
Actual	0.0	73.6 %	23.8 %	151
	1.0	26.4 %	76.2 %	151
Σ		159	143	302

(c)

		Predicted		Σ
		0.0	1.0	
Actual	0.0	77.9 %	22.9 %	151
	1.0	22.1 %	77.1 %	151
Σ		149	153	302

(d)

Fonte: Elaborado pela autora.

Como resultado do modelo *Random Forest*, tem-se os valores de classificação de “não dolina” e de dolina, respectivamente 0 e 1, para cada célula. Mas além desta informação, tem-se os valores encontrados de similaridade com áreas de dolinas (RF_1) e não dolinas (RF_0) encontrado para cada célula (Tabela 19).

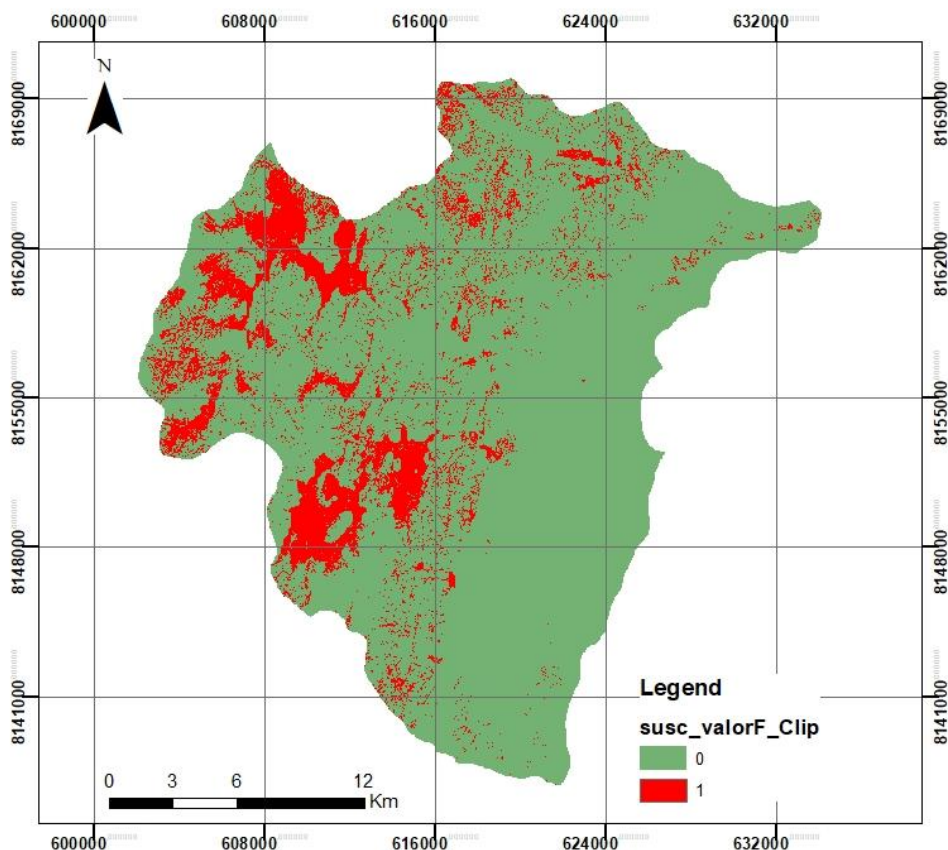
Tabela 19 - Valores das classes de ocorrência ou não de dolinas das cinco primeiras células, encontrado por meio do método Random Forest

FID	UTM_X	UTM_Y	RF_Classe	RF_0	RF_1
0	612741	8141946	0	0,76	0,25
1	612741	8141996	0	0,90	0,10
2	612691	8142046	0	0,93	0,07
3	612741	8142046	0	0,68	0,32
4	612691	8142096	0	0,80	0,20
5	612741	8142096	0	0,90	0,10

Fonte: Elaborado pela autora.

Os valores encontrados foram representados em dois mapas, um com a classificação binária feita de 0 e 1, onde foi possível observar que 14% do município é coberto por áreas classificadas como áreas com características de dolinas e uvalas e 86% são áreas onde estas características não foram suficientemente observadas, e, por isso, são classificadas como classe 1 (Figura 45).

Figura 45 - Mapa de áreas com (valor 1) ou sem (valor 0) similaridade com áreas de dolinas

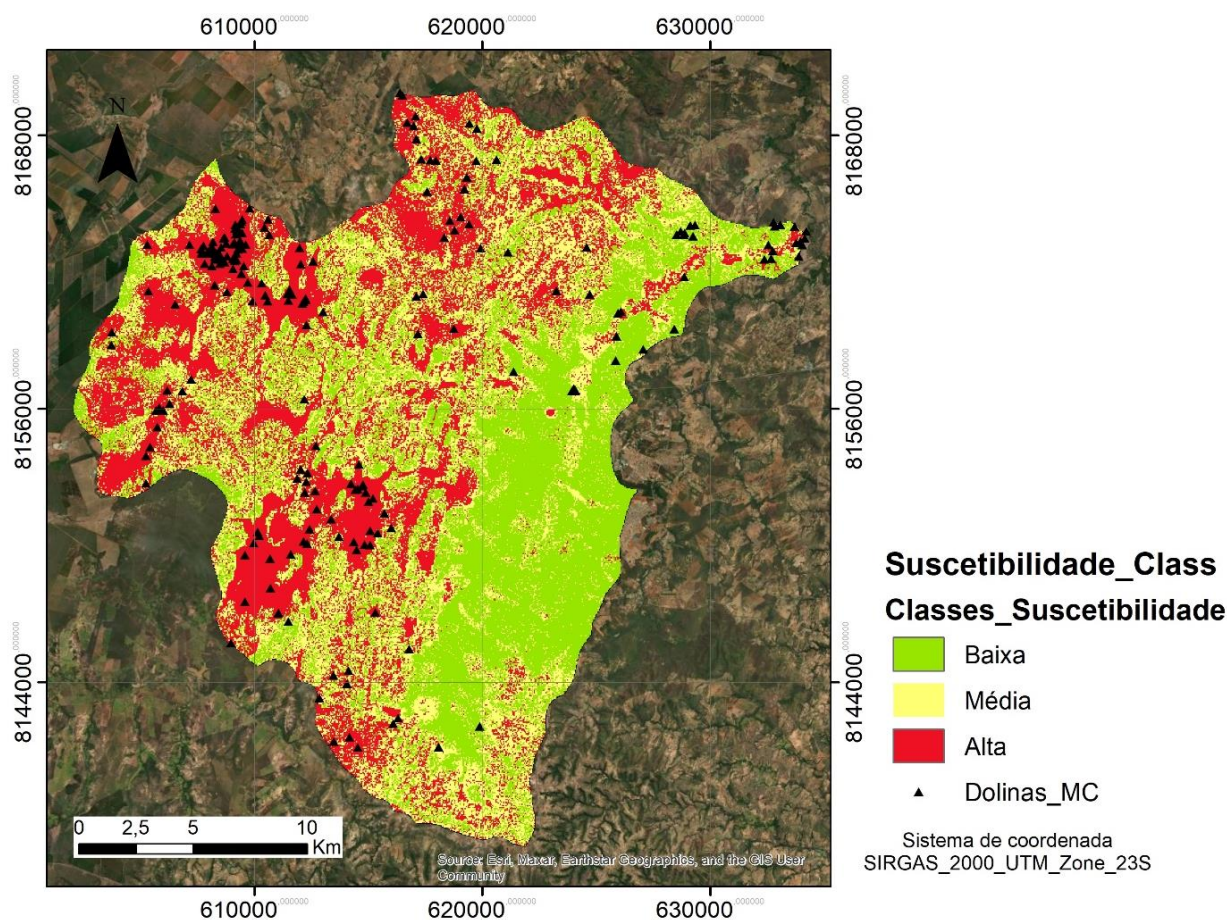


Fonte: Elaborado pela autora.

Entendendo que a classificação binária seria inadequada para um mapa de suscetibilidade a abatimentos, foi utilizando os dados de RF_1, para gerar o mapa final, que indica se a área tem suscetibilidade baixa, média ou alta a ocorrência de dolinas, ou seja, a processos de abatimento. Para isso, os valores de RF_1 foram divididos em 3 classes, utilizando como forma de divisão a classificação por quanties, resultando em valores de 0 a 0,13 para a classe com baixa suscetibilidade; 0,13 a 0,31 para a classe de média; e 0,31 a 1 para a classe de alta suscetibilidade a ocorrências de feições típicas de abatimentos em áreas cársticas (Figura 46).

A partir desta classificação tem-se que aproximadamente 187 km² de área com suscetibilidade alta a abatimentos, 179 km² em áreas de suscetibilidade média e 182 km² de alta suscetibilidade da área do município.

Figura 46 - Classes de suscetibilidade a abatimentos



Fonte: Elaborado pela autora.

5.5 Conclusões

A comparação entre os métodos preditivos de aprendizado de máquina utilizando os métodos estatísticos Regressão Logística, Random Forest, Naive Bayer e Redes Neurais levando a um melhor resultado quando considerado o aprendizado pelo método de Random Forest e isso pode ser explicado porque este método é uma composição de outros métodos.

A utilização do programa Orange para geração de modelos de aprendizado de máquina é um facilitador, pois agiliza a execução e análise de mais de uma forma de aprendizado, podendo o usuário selecionar aquelas com melhores resultados para a sua área. Além disso, ele torna fácil a elaboração de testes, uma vez que descarta a necessidade de elaboração de *scripts*. Esses aspectos possibilitam que usuários sem conhecimento em relação a linguagem de programação possam executar e validar modelos de aprendizado de máquina.

Para análise do modelo mais adequado, tanto o método ROC quanto a análise da matriz de confusão foram adequados, sendo que a matriz de confusão apresentou um resultado que mostra de forma separada o número de sucessos e confusão para cada uma das classes e métodos.

Vale pontuar que uma das maiores dificuldades de replicação desta metodologia para outras áreas está na disponibilidade de dados que informem a localização de dolinas e uvalas. Isso porque a identificação de estruturas cársticas ainda é um grande problema no Brasil, dado que não temos uma vasta cobertura de imagens a *laser* de grande resolução e modelos digitais de terreno que possibilitem a identificação de dolinas e uvalas de forma automática ou semi automática. Portanto, é importante ressaltar que neste trabalho foram utilizados dados já levantados em outros estudos, acarretando em redução de custos na pesquisa.

Para que estudos como este possam ser feitos em outras áreas, é importante a melhoria de imagens de satélite, modelos digitais de terreno ou o desenvolvimento de trabalhos de campo que possibilitem a identificação das feições necessárias para o inventário.

Durante a revisão bibliográfica, ficou clara a importância dos dados pedológicos do solo, porém, devido a falta de dados na escala adequada, estes dados não foram utilizados. Sendo assim, um melhor resultado poderá ser encontrado a medida que o conhecimento pedológico da região for aprimorado.

Por fim, tendo em vista que o modelo é uma representação da realidade e que a sua qualidade está diretamente relacionada com a qualidade dos dados de entrada, recomenda-se que, à medida que se obtenha novos dados sobre geologia, geomorfologia, hidrologia e hidrogeologia, o modelo seja reabastecido de informações e reavaliado, de forma que possa estar cada vez mais próximo da realidade.

6 ANÁLISE DOS RESULTADOS OBTIDOS E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Quando analisado dados de todo o território nacional, tem-se que o estado com maior número de ocorrências de abatimento, maior quantidade de cavernas, maior área de terrenos cársticos e maior número de cidades com áreas urbanas sobre estes tipo de terrenos é o Estado de Minas Gerais. Desta forma entende-se que a criação de planos de governo que visem o mapeamento de suscetibilidade a abatimento devam ser prioritários neste Estado. Porém para a elaboração de estudos sobre abatimento em áreas cársticas é essencial a existência ou elaboração de mapeamento geológico em escala de 1:25.000 a 1:50.000, cadastramento de feições como dolinas e uvalas, cadastro de cavernas, disponibilidade de modelo digital de elevação em escala adequada, levantamento da espessura do material que sobrepõe as rochas carbonáticas, mapeamento hidrogeológicos assim como disponibilidade de dados de nível de água subterrâneo, localização das drenagens, além de série de dados históricos que permite compreender o regime pluviométrico na região.

A utilização de dados públicos de livre acesso permitiu elencar áreas prioritárias para pesquisas de suscetibilidade a abatimentos cársticos na região do município de Montes Claros. Porém sabe-se que várias áreas cársticas não possuem o mesmo volume de dados ou os dados não são em escala adequada, sendo necessário um levantamento sistemático antes do início da modelagem.

Nesta dissertação, foram testadas duas metodologias para a modelagem de suscetibilidade a abatimentos cársticos na bacia do Rio Vieira em Montes Claros. Os dois modelos utilizaram as mesmas fontes de dados, escala e tinham como objetivo a criação das mesmas classes de suscetibilidade a abatimentos, desta forma esperava-se um resultado semelhante.

Porém quando analisada a matriz de confusão elaborada para comparar os dois modelos (Tabela 20), tem-se uma exatidão global de 61% uma vez que houve áreas que no modelo baseado no conhecimento considerou como áreas de Alta Suscetibilidade mas que no modelo baseado em dados foram classificadas como média e em menor proporção como baixa. O mesmo ocorreu para as demais classes, sendo a classe que gerou maior confusão foi a classe de média suscetibilidade, com acurácias do usuário e produtor com os menores valores.

Tabela 20 – Matriz de confusão com valores de acurácia do modelo baseado no conhecimento e em dados

CLASSES	ALTA SUSCETIBILIDADE	MÉDIA SUSCETIBILIDADE	BAIXA SUSCETIBILIDADE	TOT AL	ACURÁCIA DO USUÁRIO	ERRO DE OMISSÃO
ALTA SUSCETIBILIDADE	533	157	92	782	0,681585678	0,318414322
MÉDIA SUSCETIBILIDADE	189	429	225	843	0,508896797	0,491103203
BAIXA SUSCETIBILIDADE	89	169	506	764	0,662303665	0,337696335
TOTAL	811	755	823	238 9	0	
ACURÁCIA DO PRODUTOR	0,657213317	0,568211921	0,614823815	0	0,61	
ERRO DE COMISSÃO	0,342786683	0,431788079	0,385176185			

Fonte: Elaborado pela autora.

Na comparação dos dois modelos, apenas considerando as áreas indicadas como de maior certeza pelo modelo de Monte Carlo, tem-se a matriz de confusão apresentada na tabela 21, onde a classe de suscetibilidade média também apresentou uma maior confusão com as demais. Porém, a exatidão global apresentou um maior valor, de 71%.

Tabela 21 - Matriz de confusão com valores de acurácia para as áreas classificadas como baixo STD no modelo baseado no conhecimento e no modelo baseado em dados

CLASSES	ALTA SUSCETIBILIDADE	MÉDIA SUSCETIBILIDADE	BAIXA SUSCETIBILIDADE	TOT AL	ACURÁCIA DO USUÁRIO	ERRO DE OMISSÃO
ALTA SUSCETIBILIDADE	712	144	56	912	0,780701754	0,219298246
MÉDIA SUSCETIBILIDADE	78	222	94	394	0,563451777	0,436548223
BAIXA SUSCETIBILIDADE	22	120	358	500	0,716	0,284
TOTAL	812	486	508	180 6	0	
ACURÁCIA DO PRODUTOR	0,876847291	0,456790123	0,704724409	0	0,71	
ERRO DE COMISSÃO	0,123152709	0,543209877	0,295275591			

Fonte: Elaborado pela autora.

O que leva a concluir que a diferença dos dois modelos não está atrelada simplesmente à incerteza das avaliações, podendo ser resultante da aglomeração de informações em mapas temáticos necessários devido a uma limitação da ferramenta utilizada no método baseado no conhecimento, na qual a análise de Monte Carlo, por meio da ferramenta *Multicriteria Evaluation for Discrete Set of Options*, era inviabilizada para 12 critérios.

Apesar da discrepância entre os modelos, as classes de baixa suscetibilidade

apresentaram mais de 70% de semelhança quando analisada apenas as áreas de maior certeza do modelo baseado no conhecimento, havendo 29% de erros de comissão e 28% de erros de omissão, sendo a maior confusão ocorrida com a classe de média. A classe de alta suscetibilidade, apresentou o melhor resultado, com uma taxa de coincidência boa, maior que 70%, com erro de 12% de comissão e 21% de omissão, sendo a maior confusão ocorrida também com a classe de média suscetibilidade. A classe de média é a que mais ocorreu confusão entre outras classes, o que é compreensível visto que de fato esta é uma classe de transição.

O conhecimento da predisposição a abatimentos cárstico como ferramenta para planejamento urbano é importante, porém áreas indicadas como mais propensas não necessariamente ocorrerão este tipo de evento, no entanto devem receber maior atenção no âmbito do monitoramento e do uso do solo. Um exemplo é a área dos bairros Eldorado e Industrial em Montes Claros, local este que está sobre área de média e alta suscetibilidade para ambos modelos. Neste caso, é importante que a prefeitura elabore uma pesquisa mais detalhada caso a expansão urbana continue neste vetor.

Nesta área é importante dizer que atualmente existe mineradoras que exploram calcário, os impactos desta atividade, como por exemplo detonações e rebaixamento do nível de água devem ser considerados em estudos mais detalhados que visam embasar um adensamento urbano na região.

Apesar da pouca similaridade entre os modelos e de não ser possível calcular a frequência com que feições de abatimento surgem nas áreas estudadas, os modelos mostraram-se adequados para apontar áreas mais seguras, de baixa suscetibilidade e também são uma boa ferramenta para o direcionamento de estudos de detalhe e monitoramento de áreas apontadas como de alta suscetibilidade.

Para a melhoria dos modelos, é importante o levantamento de dados de MDT mais precisos de forma que as delimitações das dolinas e os índices morfométricos possam ser feitos de forma mais detalhada. Também, é aconselhável que o modelo seja sempre calibrado com novas informações, principalmente, dados de monitoramento e cadastro do processo de abatimento, pois a partir de dados de frequência dos eventos é possível definir, de forma mais precisa, a suscetibilidade a ocorrência deste processo sendo viabilizada assim a criação de modelos preditivos.

REFERÊNCIAS

- ALBRECHT, K. *Avaliação geológica-geotécnica de terrenos sujeitos a problemas cársticos*. 1998. 283 p. Tese (Doutorado em Geotecnia) - Escola de Engenharia de São Carlos, USP, São Carlos, 1998.
- ANASTÁCIO, E. M. *et al.* Detecção semi-automática de dolinas ao longo da ef334/fiol utilizando imagens drone de alta resolução. *In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ESPELEOLOGIA*, 35, 2019, Bonito. *Anais...* Bonito: SBE, 2019. p. 300-305.
- ANDREYCHOUK, V. *et al.* *Karst in the Earth's Crust: its distribution and principal types*. Poland: University of Silesia/Ukrainian Academy of Sciences/ Tavrishesky, 2009.
- AUGUSTIN, C. H. R. R. e SAMPAIO, T. V. M. Índice de Concentração da Rugosidade: Uma nova proposta metodológica para o mapeamento e quantificação da dissecação do relevo como subsídio a cartografia geomorfológica. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v-15, nº1, 2014.
- AULER, A. S.; SMART, P. L. Late Quaternary paleoclimate in semiarid northeastern Brazil from U-series dating of travertine and water-table speleothems. *Quaternary Research*, 55, p.159-167, 2001.
- BAKALOWICZ, M. Epikarst Processes. *Treatise on Geomorphology*, 6, p.164-171, 2013.
- BARBOSA, V. *Mapeamento geomorfológico do carste de Montes Claros*. 2021. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Estadual de Montes Claros, Montes Claros, 2021.
- BARRADAS, M. T. *et al.* Mapeamento dos colapsos e subsidências do solo em Teresina – PI. *In: CONGRESSO NORTE-NORDESTE DE PESQUISA E INOVAÇÃO*, 5, 2010, Macéio. *Anais...* Maceió: IFAL, 2010.
- BATES, R. L.; JACKSON, J. A.. *Glossary of Geology*. 3 ed. Alexandria: American Geological Institute, 1987.
- BECK, B.. Soil piping and sinkholes failures. *In: WHITE, W. B.; CULVER, D. C. Encyclopedia of caves*. 2 ed. New York: Elsevier, 2012. p. 718-723.
- BEITZEL, S. M. *et al.* Improving automatic query classification via semi-supervised learning. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON DATA MINING*, 5, 2005, Houston. *Anais...* Houston, TX, USA: [s.l.], 2005.~
- BIANCHINI, S. *et al.* Ground Subsidence Susceptibility (GSS) Mapping in Grosseto Plain (Tuscany, Italy) Based on Satellite InSAR Data Using Frequency Ratio and Fuzzy Logic. *Remote Sensing*, v. 11, n. 2015, p.1-27. 2019.
- BIGARELLA, J. J.; BECKER, R. D.; SANTOS, G. F.. *Estrutura e Origem das Paisagens Tropicais e Subtropicais: fundamentos geológicos-geográficos, alterações química e física das rochas e relevo cárstico e dômico*. Florianópolis: UFSC, 1994.

BRASIL. Agência Nacional de Águas. Hidrogeologia dos Ambientes Cársticos da Bacia do Rio São Francisco para a Gestão de Recursos Hídricos. *Relatório*. Brasília: Agência Nacional das Águas, 2018. 265 p.

BRASIL. Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB). *Portal de Informações Agropecuárias*. Disponível em: <https://portaldeinformacoes.conab.gov.br/produtos-360.html>. Acesso em: 15 mar. 2022.

BRASIL. *Constituição da República Federativa do Brasil de 1988*. Brasília, DF: Presidente da República, [2016].

BRASIL. *Lei nº 12.608, de abril de 2012. Política Nacional de Proteção e Defesa Civil - PNPDEC*. Brasília, DF, [2012].

BRASIL. Serviço Geológico do Brasil. Departamento de Gestão Territorial. *Ação Para Reconhecimento de Áreas de Risco a Movimentos de Massa e Inundação*. Vera-Cruz: Serviço Geológico do Brasil, 2018.

CAHALAN, M. D.; MILEWSKI, A. M. Sinkhole formation mechanisms and geostatistical-based prediction analysis in a mantled karst terrain. *CATENA*, v.165, p.333-344. 2018.

CAVALCANTI, J. A. Neoproterozoic-Cambrian structures as a guide to the evolution of the Bambuí karst in the Vieira river basin, Montes Claros, North of Minas Gerais, Braz. *Journal of the Geological Survey of Brazil*, v. 5, n. 1, p.21-47. 2022.

CECAV. Base de Dados Geoespacializados das Cavernas do Brasil. *Instituto Chico Mendes*, 2021. Disponível em: <https://www.gov.br/icmbio/pt-br>. Acesso em: 23 nov. 2021.

CHRISTOFOLETTI, A. *Geomorfologia*. 2 ed. São Paulo: Editora Blucher, 1980.

CHRISTOFOLETTI, A. *Modelagem de sistemas ambientais*. 10 ed. São Paulo: Edgard Blucher Ltda., 1999.

CIOTOLI, G. *et al.* Sinkhole susceptibility, Lazio Region, central Italy. *Journal of Maps*, v. 12, p. 287-294, 2016.

COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, v. 20, n. 1, p. 37–46, 1960.

CONGALTON, R. G.; K GREEN, K. Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices. 3. ed. Nova York: [s.n.], 328 p, 2019.

CPRM, Guia de procedimentos técnicos do Departamento de Gestão, Brasília, 2020.

DAOXIAN, Y. Enviromental and angeineering problems of karst Geology in China. *Enviromental Geology and Water Sciences*, v. 12, n.2, p. 79-87, 1988.

DARDENNE, M. A.; WALDE, D. H. *A estratigrafia dos Grupos Bambuí e Macaúbas no Brasil Centra*. Sociedade Brasileira de Geologia – Núcleo MG. 1979.

EBRAHIMY, H. *et al.* A comparative study of land subsidence susceptibility mapping of Tasuj plane, Iran, using boosted regression tree, random forest and classification and regression tree methods. *Environmental Earth Sciences*, 2020.

EVANS, Ian S. *Geomorphometry and landform mapping: What is a landform?*. *Geomorphology*, v. 137, n. 1, p. 94-106, 2012.

FERREIRA, C. F., UAGODA, E. S. Um panorama sobre mapeamento de dolinas no Brasil, feições elementares do carste. *Revista Brasileira de Geografia Física*, p.302-321, 2020.

FONTES, M. M. M. *Contribuição para o desenvolvimento da metodologia de análise, gestão e controle de riscos geotécnicos para a área urbana da cidade de Ouro Preto*. 2011. 132 f. Dissertação (Mestrado em Geotecnia) - Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2011.

FOODY, M. G. Explaining the unsuitability of the kappa coefficient in the assessment and comparison of the thematic maps obtained by image classification. *Remote Sensing of Environment*, v.239.1980.

FORD, D.; WILLIAMS, P. D. *Karst Hydrogeology and Geomorphology*. Chichester: Wiley, 2007.

GALVÃO, P. *et al.* Geologic conceptual model of the municipality of Sete Lagoas (MG, Brazil) and the surroundings. *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, p.1-19, 2015.

GALVÃO, P. H. *Modelo hidrogeológico conceitual de Sete Lagoas (MG) e implicações associadas ao desenvolvimento urbano em regiões cársticas*. 2015. 136 p. Tese (Doutorado em Geologia) - Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.

GALVÃO, P.; HALIHAN, T.; HIRATA, R. Evaluating karst geotechnical risk in the urbanized area of Sete Lagoas, Minas Gerais, Brazil. *Hydrogeology Journal*, p.1499-1533, 2015.

GAMS, I. Origin of the term “karst,” and the transformation of the classical karst (kras). *Environmental Geology*, v. 21, p.126-133, 1991.

GHORBANZADEH, O.; BAKHTIAR, F.; THOMAS, B. Multi-criteria risk evaluation by integrating an analytical network process approach into GIS-based sensitivity and uncertainty analyses. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 9, p.127–151, 2018.

GUARESCHI, V. D.; NUMMER, A. V. Relevos cársticos em rochas não calcárias: uma revisão. In: FIGUEIREDO, L. C.; FIGUEIRÓ, A. S. *Geografia do Rio Grande do Sul: Temas em debate*. Santa Maria: UFSM, 2010. p. 183-194.

GUIMARÃES, R. F. *et al.* Detection of karst depression by aster image in the Bambuí Group, Brazil. *SPIE*, v.5983, p.328-339, 2005.

GURITA, R. A. *et al.* Estimando a Potencialidade Hidrogeológica da Bacia Cárstica do Rio Vieira, Região Hidrográfica do Verde Grande, MG. *ABAS - Águas Subterrâneas*, v. 36, n. 2, 2022.

HANCOCK, G. R.; MURPHY, D.; EVANS, K. G. Hillslope and catchment scale soil organic carbon concentration: An assessment of the role of geomorphology and soil erosion in an undisturbed environment. *Geoderma*, v.155, n.36–45. 2010

HU, J. *et al.* Karst Collapse Risk Zonation and Evaluation in Wuhan, China Based on Analytic Hierarchy Process, Logistic Regression, and InSAR Angular Distortion Approaches. *Remote Sensing*, p. 1-20, 2021.

HUSSAIN, Y. *et al.* Detection of Cover Collapse Doline and Other Epikarst Features by Multiple Geophysical Techniques, Case Study of Tarimba Cave, Brazil. *Water*, v. 12, p.1-19, 2020.

IBGE. Censo Brasileiro de 2010. Rio de Janeiro: IBGE, 2012.

IBGE. Departamento de Cartografia. *Noções Básicas de Cartografia*. Rio de Janeiro: IBGE, 1999.

INSTITUTO CHICO MENDES DE CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE. *Relatório Anual*. Brasília: ICMBIO, 2022.

ISDR - UN INTERNATIONAL STRATEGY FOR DISASTER REDUCTION . *Disaster Prevention, Education and Youth*. San José: UN ISDR, 2000.

JANSEN, D.; CAVALCANTI, L.; LAMBLÉM, H. Mapa de Potencialidade de ocorrência de cavernas no Brasil, na escala de 1:2.500.000. *Revista brasileira de espeleologia*, v. 2, n. 1, p. 42-57, 2012.

JUNIOR INFANTI, N.; FORNASATI FILHO, N. Processos de dinâmica Superficial. In: OLIVEIRA, A. M.; BRITO, S. N. *Geologia de Engenharia*. São Paulo: Associação Brasileira de Geologia de Engenharia, 1998. p. 131-152.

KLIMCHOUK, A.; FORD, D. Types of karst and evolution of hydrogeologic settings. *Speleogenesis: evolution of Karst aquifers*, p. 45-53, 2000.

LANA, J. Gully erosion prediction method from geohydrologic data and supervised machine learning techniques. *Geomorphology*, v. 402, 2022.

LEE, S.; OH, H. J.; KIM, K. D. Statistical Spatial Modeling of Ground Subsidence Hazard near an Abandoned Underground Coal Mine. *Disaster*, p.11-23, 2010.

MALCZEWSKI, J. GIS and Multicriteria Decision Analysis. John Wiley and Sons, Inc., New York, 1999.

MALCZEWSKI, J. On the Use of Weighted Linear Combination Method in GIS: Common and Best Practice Approaches. *Transactions in GIS*, p. 5–22, 2000.

MAPBIOMAS. *Coleções Mapbiomas*. 2022. Disponível em: <https://plataforma.brasil.mapbiomas.org>. Acesso em: 20 mar. 2022.

MOURA, A.C. Reflexões metodológicas como subsídio para estudos ambientais. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (p. 2899-2906). Florianópolis: INPE, 2007.

MOURA, A. M.; JANKOWSKI, P. Contribuições aos estudos de análises de incertezas como complementação às análises multicritérios - "sensitivity analysis to suitability evaluation". *Revista Brasileira de Cartografia*, p.665-684, 2016. Edição Especial Geoinformação e Análise Espacial.

MUNIZ, R. *Relatório Final da Comissão Externa destinada a acompanhar a situação hídrica*. Brasília: Câmara dos Deputados, 2018.

NUNES, T. X. *Ministério do Meio Ambiente*. 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/icmbio/pt-br/assuntos/centros-de-pesquisa/cecav/publicacoes/mapa-de-areas-de-ocorrencias-de-cavernas>. Acesso em: 07 jan. 2023.

ONU - Organização das Nações Unidas no Brasil. (2018). Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Disponível em <https://brasil.un.org/pt-br/sdgs>. Acesso em: 28 dez. 2022.

ORHAN, O.; YAHAT, M.; EKERCIN, S. An application on sinkhole susceptibility mapping by integrating remote sensing and geographic information systems. *Arabian Journal of Geosciences*, v. 13, n. 886, 2020.

PALMER, A. N. *Cave geology*. Dayton: Cave Books, 2007. vol. 37.

PESSOA, P. *Hydrogeological characterization of the region of Sete Lagoas - MG*. 1996. 136 p. Tese (Doutorado em Geologia) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 1996.

PILÓ, L. B. *Morfologia cárstica e materiais constituintes: Dinâmica e evolução da Depressão Poligonal*. 1998. Tese (Doutorado em Geologia) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 1998.

QIU, X.; WU, S.-S.; CHEN, Y. Sinkhole susceptibility assessment based on morphological, imagery, and contextual attributes derived from gis and imagery data. *Journal of Cave and Karst Studies*, v. 28, n. 1, p. 1-17, 2020.

Rocha, N. A., Moura, A. C., & Casagrande, P. Análise Combinatória e Pesos de Evidência na produção de Análise de Multicritérios em. *Revista Geografía y Sistemas de Información Geográfica*, 49-74, 2018.

SAATY, T. L. *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw-Hill, 1980.

SALLES, L. D. *Hidrogeologia e Risco Geológico em Rochas Carbonáticas Proterozóicas: Porção Central da Chapada Diamantina, Bahia, Brasil*. 2017. 88 p. Dissertação (Mestrado em Geologia) - Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2017.

SANTOS, Á. R. (25 de 06 de 2010). *Terrenos Calcários: Áreas de risco geológico para a Engenharia e para o Meio Ambiente*. 2010. Disponível em:

<https://www.institutodeengenharia.org.br/site/2010/06/25/terrenos-calcarios-areas-de-risco-geologico-para-a-engenharia-e-para-o-meio-ambiente/>. Acesso em: 07 jan. 2023.

SANTOS, C. L.; SILVA, O. G.; VITAL, S. D. Mapeamento de Áreas de Risco Associadas ao Carste em Área Urbana no Município de João Pessoa-PB. *Sociedade & Natureza*, v. 34, n. 16, 2022.

SILVA, A. B. Abatimento de solos na cidade de Sete Lagoas, Minas Gerais. *Águas Subterrâneas*, v. 12, p. 58-66, 1988.

SILVA, O. *Evolução dos processos de carstificação da formação Jandaíra, Bacia Potiguar, utilizando dados obtidos por LiDAR e VANT*. 2016. 128f. Dissertação (Mestrado em Geodinâmica e Geofísica) - Centro de Ciências Exatas e da Terra, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.

SILVA, T. A.; MANDÚ, T. B. Aplicação do Índice de Precipitação Padronizado (SPI) para identificação de Períodos de Seca em Brasília-DF. In: SIMPÓSIO DA PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DO SISTEMA TERRESTRE, 4, 2020, São José dos Campos. *Anais...* São Paulo: I. N. Espaciais, 2020.

SIMÕES, P. M.; DANTAS, M. Estudo para a implementação da gestão integrada de águas superficiais e subterrâneas na bacia hidrográfica do São Francisco: Sub-Bacias dos Rios Verde Grande e Carinhanha. *Relatório Técnico*. Belo Horizonte: Serviço Geológico do Brasil - SGB, 2020.

SIRTOLI, A. E. *et al.* Atributos topográficos secundários no mapeamento de pedoformas. *Revista Geociências*, v. 27, n. 1, p. 63-77, 2008.

SIRTOLI, A. *Mapeamento de solos com auxílio da geologia, atributos do terreno e índices espectrais integrados por redes neurais artificiais*. 2008. 114 p. Tese (Doutorado em Geologia Ambiental) - Setor de Ciências da Terra, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

SOBREIRA, F. G.; SOUZA, L. A. Cartografia geotécnica aplicada ao planejamento urbano. *Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental*, v. 2, n. 1, p. 79-97, 2012.

SOUZA, F.; FONSECA, B. M.; PIZANI, F. C. Compartimentação do relevo baseada em parâmetros morfométricos: uma proposta de índice global de dissecação do relevo. In: PEREZ FILHO, A.; AMORIM, R. (Org.). *Os Desafios da Geografia Física na Fronteira do Conhecimento*. Campinas: Instituto de Geociências - UNICAMP, 2017. p. 5513-5524.

SUBEDI, P. *et al.* Sinkhole susceptibility mapping in Marion County, Florida: Evaluation and comparason between analytical hierachy process and logistic regression based approaches. *Scientific Reports*, v. 9, 2019.

TAHERI, K. *et al.* Sinkhole susceptibility mapping using the analytical hierarchy process (AHP) and magnitude–frequency relationships: a case study in Hamadan province Iran. *Geomorfology*, n. 234, p. 64-79, 2015.

TAYER, T. D.; RODRIGUES, P. H. Assessment of a semi-automatic spatial analysis method to identify and map sinkholes in the Carste Lagoa Santa environmental protection unit, Brazil. *Environ Earth Sci*, v. 83, 2021.

TIMO, M. B. *Mapeamento Geomorfológico da Região Cárstica de Córrego do Cavalo, Piumhi (MG)*. 2014. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2014.

TOMINAGA, L. K.; SANTORO, J.; AMARAL, R. *Desastres naturais: conhecer para prevenir*. 3 ed. São Paulo: Instituto Geológico, 2015.

Tomlin, D. *Geographic information systems and Cartographic Modeling*. Nova York: Prentice Hall, 1990.

TRAVASSOS, L. E. *Princípios de Carstologia e Geomorfologia Cárstica*. Brasília: ICMBio, 2019.

UAGODA, R. S. *Detecção de dolinas com apoio de modelos digitais de elevação e imagens de alta resolução: estudo de caso na APA Nascentes do Rio Vermelho - GO*. Brasília: Universidade Federal de Brasília, 2021.

WEI, A. *et al.* A novel combination approach for karst collapse susceptibility assessment using the analytic hierarchy process, catastrophe, and entropy model. *Natural Hazards*, n. 105, p. 405–430, 2021.

WILLIAMS, P.; FONG, Y. T. *World map of carbonate rock outcrops*, 2022. Disponível em: SGGES/University of Auckland: http://www.sges.auckland.ac.nz/sges_research/. Acesso em: 07 jan. 2023.

WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A. *Practical machine learning tools and techniques*. Massachusetts: Morgan Kaufmann, 2005.

ZÊZERE, J. L. *et al.* Spatial and temporal data management for the probabilistic landslide hazard assessment considering landslide typology. In: Lacerda, W. *et al.* (Ed.). *Landslides: evaluation & stabilization*. Flórida: CRC Press, 2004.