

Francisco Helder Fernandes do Amaral
Viviane Corrêa Santos
Edson Luís Piroli
Organizadores

**NOVOS TRAÇOS NA
DIMENSIONALIDADE
DOS EVENTOS
HIDROCLIMÁTICOS
EXTREMOS**

Francisco Helder Fernandes do Amaral
Viviane Corrêa Santos
Edson Luís Piroli
(Organizadores)

NOVOS TRAÇOS NA DIMENSIONALIDADE
DOS EVENTOS HIDROCLIMÁTICOS
EXTREMOS

1ª edição

Editora Itacaiúnas
Ananindeua – PA
2024

©2024 por Francisco Helter Fernandes do Amaral, Viviane Corrêa Santos e Edson Luís Piroli

©2024 por diversos autores

Todos os direitos reservados.

1ª edição

Conselho editorial / Colaboradores

Márcia Aparecida da Silva Pimentel – Universidade Federal do Pará, Brasil

José Antônio Herrera – Universidade Federal do Pará, Brasil

Márcio Júnior Benassuly Barros – Universidade Federal do Oeste do Pará, Brasil

Miguel Rodrigues Netto – Universidade do Estado de Mato Grosso, Brasil

Wildoberto Batista Gurgel – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Brasil

André Luiz de Oliveira Brum – Universidade Federal de Rondônia, Brasil

Mário Silva Uacane – Universidade Licungo, Moçambique

Francisco da Silva Costa – Universidade do Minho, Portugal

Ofélia Pérez Montero - Universidad de Oriente – Santiago de Cuba, Cuba

Editora-chefe: Viviane Corrêa Santos – Universidade do Estado do Pará, Brasil

Editor e web designer: Walter Luiz Jardim Rodrigues – Editora Itacaiúnas, Brasil

Edição eletrônica/ diagramação: Walter Rodrigues

Projeto de capa: dos organizadores

Revisão: dos organizadores.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD

N945 Novos traços na dimensionalidade dos eventos hidroclimáticos extremos [recurso eletrônico] / diversos autores, organizado por Francisco Helter Fernandes do Amaral, Viviane Corrêa Santos e Edson Luís Piroli. - 1. ed. – Ananindeua: Itacaiúnas, 2024.

232p.: PDF; 1 MB.

Inclui índice e bibliografia.

ISBN: 978-85-9535-288-9 (e-book)

DOI: 10.36599/itac-978-85-9535-288-9

1. Geografia. 2. Geotecnologia. 3. Hidrografia. I. Título.

CDD 900

CDU 91

Índice para catálogo sistemático:

1. Geografia: 900

2. Geografia: 91

Todo o conteúdo apresentado neste livro é de responsabilidade do(s) autor(es).

Esta publicação está licenciada sob [CC BY-NC-ND 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

Esta obra foi publicada pela **Editora Itacaiúnas** em outubro de 2024.



Sumário

CAPÍTULO 1

ABORDAGENS TEÓRICAS CONCEITUAIS BÁSICAS E FUNDAMENTAIS AO TEMA 7

Francisco Hélder Fernandes do Amaral Edson Luís Piroli

CAPÍTULO

INTEGRANDO ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING E TECNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO NA AVALIAÇÃO DE EVENTO CLIMÁTICO EXTREMO NO RIO GRANDE DO SUL, BRASIL. 54

Francisco Hélder Fernandes do Amaral

Letícia Figueiredo Sartorio

Andressa Garcia Fontana

Edson Luís Piroli

CAPÍTULO 3

A PROBLEMÁTICA DAS INUNDAÇÕES POR EVENTOS EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO EM UMA MICROBACIA URBANA DA AMAZÔNIA ORIENTAL. 107

Francisco Hélder Fernandes do Amaral

Viviane Corrêa Santos

Edson Luís Piroli

CAPÍTULO 4

APLICAÇÃO DO MODELO HAND COM USO DE DADOS DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL PARA MAPEAMENTO DA SUSCETIBILIDADE Á INUNDAÇÕES NA PORÇÃO CENTRAL DE BRASILEIA/ACRE. 191

Fábio da Silva Lucio

Francisco Hélder Fernandes do Amaral

SOBRE OS AUTORES(AS) E ORGANIZADORES..... 230

Apresentação

A urbanização acelerada no Brasil, assim como em outros países do mundo, trouxe à tona desafios socioambientais que antes eram perceptíveis apenas nos grandes centros metropolitanos de países desenvolvidos. A ocupação desordenada de áreas periféricas e intraurbanas tem contribuído significativamente para a proliferação de assentamentos irregulares, muitas vezes localizados em áreas naturalmente propensas a desastres hidroclimáticos, como enchentes e inundações.

Diante dessa realidade, a identificação e catalogação prévia de áreas mais propensas às consequências de eventos hidrológicos e climáticos extremos torna-se fundamental para uma gestão eficaz e preventiva dos desastres. Tradicionalmente, a modelagem hidrológica e hidráulica foi amplamente utilizada para esse fim, fornecendo uma visão detalhada sobre o comportamento das águas em bacias hidrográficas. No entanto, esses métodos exigem investimentos substanciais de tempo, recursos financeiros e acesso a séries históricas de dados confiáveis — uma realidade muitas vezes impraticável para diversas regiões do globo, especialmente para países em desenvolvimento, que contam com infraestruturas limitadas.

Nos últimos 50 anos, os avanços em algoritmos de aprendizagem de máquina emergiram como uma solução inovadora e economicamente viável para enfrentar esses desafios. A flexibilidade dessas abordagens as torna ideais para cenários de rápida urbanização, onde as condições ambientais e socioeconômicas estão em constante mudança. Ao prever possíveis áreas de risco, essas tecnologias permitem que gestores e planejadores urbanos implementem medidas preventivas, como a criação de bacias de contenção, o reforço de sistemas de drenagem e a remoção de assentamentos em áreas de alto risco.

Além disso, o custo-benefício desses modelos baseados em dados é um fator de destaque. Após serem treinados com dados de uma determinada região, esses algoritmos podem ser aplicados a diferentes contextos geográficos com modificações mínimas. Isso é especialmente relevante para regiões com recursos técnicos-instrumentais e financeiros limitados.

No entanto, é importante ressaltar que, para o sucesso da aplicação dessas técnicas, é necessário investir na coleta e atualização contínua de dados. A qualidade dos dados de entrada ainda é um fator crítico para garantir a precisão dos modelos preditivos. Além disso, a integração entre as soluções tecnológicas e as políticas de governança é essencial para que os resultados dessas análises possam ser traduzidos em ações concretas e eficazes.

Portanto, esta coletânea pretende abordar como os algoritmos de aprendizagem de máquina podem ser aplicados ao contexto das inundações no Brasil. Ao explorar casos práticos e a literatura atual, apresentaremos as principais vantagens e limitações dessas tecnologias, além de discutir os desafios futuros. Nosso objetivo é fornecer uma literatura acessível para a apresentação de técnicas avançadas de análise de dados na gestão dos impactos hidrológicos, com foco na prevenção de desastres e na proteção das populações mais vulneráveis.

Assim, esperamos que os cenários, ideias e soluções apresentados ao longo deste livro inspirem práticas que contribuam para uma convivência mais harmônica e sustentável entre a sociedade e o meio ambiente, transformando a realidade de áreas vulneráveis em um cenário de maior segurança e bem-estar para todos.

Os organizadores

An aerial, black and white photograph of a city, likely Rio de Janeiro, showing a wide river (the bay) cutting through the urban landscape. The buildings are densely packed, and the river reflects the sky. The overall tone is dark and atmospheric.

CAPÍTULO 1

FRANCISCO HÉLTER FERNANDES DO AMARAL

EDSON LUÍS PIROLI

*ABORDAGENS TEÓRICAS
CONCEITUAIS BÁSICAS E
FUNDAMENTAIS AO TEMA*

Contextualização

A relevância das temáticas correlacionadas aos eventos hidroclimáticos extremos ganha ainda mais destaque quando inserida no contexto das mudanças climáticas, especialmente em países em desenvolvimento, como o Brasil, que enfrentam desafios específicos devido à falta de infraestrutura adequada, planejamento urbano insuficiente e capacidades limitadas para responder a eventos extremos, o que intensifica os impactos socioambientais.

As mudanças climáticas estão aumentando a frequência e a intensidade de eventos hidrológicos extremos, como enxurradas, inundações, enchentes e alagamentos. Em países em desenvolvimento, onde muitas vezes a ocupação do solo ocorre de maneira desordenada e em áreas de risco, a distinção conceitual entre esses fenômenos é crucial para o desenvolvimento de estratégias eficazes de mitigação. Além disso, a falta de investimento em infraestrutura, como sistemas de drenagem eficientes e proteção contra enchentes, agrava a vulnerabilidade das populações mais pobres, que frequentemente vivem em áreas sujeitas a inundações.

Os tipos de inundações — fluviais, pluviais e costeiras — afetam de maneiras diferentes as regiões, sendo que os países em desenvolvimento muitas vezes enfrentam uma combinação desses fatores. A urbanização acelerada e sem planejamento adequado contribui para o aumento das inundações pluviais, enquanto as áreas rurais, dependentes da agricultura, são fortemente impactadas por inundações fluviais e pela oscilação dos regimes hidrológicos. Já as inundações costeiras, em regiões próximas ao nível do mar, ameaçam comunidades inteiras com o aumento do nível do mar, intensificado pelo aquecimento global.

Os danos provocados pelas inundações em países em desenvolvimento são severos tanto em termos físicos quanto sociais e econômicos. A destruição de infraestrutura crítica, como estradas, escolas e hospitais, compromete o desenvolvimento econômico e o bem-estar social. A capacidade limitada de resposta dos governos e a fragilidade dos sistemas de saúde ampliam as consequências humanitárias, levando ao deslocamento de comunidades inteiras e à propagação de doenças, especialmente em áreas com saneamento básico precário. No plano econômico, as inundações afetam diretamente a agricultura, que em muitos desses países representa uma das principais atividades econômicas, resultando em perdas financeiras significativas e agravando a insegurança alimentar. Ao mesmo tempo, trazem impactos severos também nas áreas urbanas e periurbanas.

Medidas de prevenção e mitigação aparecem como fundamentais para enfrentar esses desafios. Porém, as dificuldades na implementação de infraestruturas estruturais, como barragens e diques, devido às limitações financeiras, são empecilhos que agravam a reprodução dos cenários de crise. Por isso, as medidas não estruturais, como a educação das populações sobre os riscos, a criação de sistemas de alerta e o ordenamento territorial, tornam-se ferramentas cruciais, embora muitas vezes subutilizadas devido à falta de recursos e de governança eficiente. A adoção de soluções baseadas na natureza, como a recuperação de áreas de preservação permanente, também pode contribuir para mitigar os impactos das inundações, ao mesmo tempo que promove a adaptação às mudanças climáticas.

A gestão integrada de bacias hidrográficas, vista como uma abordagem estratégica para planejar e mitigar os efeitos dos eventos extremos, é especialmente relevante em contextos subdesenvolvidos. No entanto, a ausência de coordenação interinstitucional e de políticas públicas eficazes para a gestão desses territórios dificulta a implementação de ações de longo prazo. Nesse cenário, é essencial promover a conscientização sobre a importância das bacias hidrográficas como unidade de planejamento, para garantir uma gestão mais eficiente dos recursos hídricos e uma resposta mais adequada aos desafios climáticos.

A diferenciação entre suscetibilidade, vulnerabilidade e risco é particularmente significativa em países subdesenvolvidos, onde as populações mais pobres são as mais suscetíveis a inundações devido à precariedade de suas habitações e à localização em áreas de risco. A vulnerabilidade dessas populações é agravada pela falta de acesso a serviços essenciais e pela ausência de políticas públicas eficazes. O risco, nesse caso, é elevado pela combinação de alta suscetibilidade, vulnerabilidade social e uma resposta institucional limitada.

Nesse cenário, a aprendizagem de máquina surge como uma ferramenta poderosa, capaz de oferecer previsões mais precisas sobre eventos de inundação e auxiliar na alocação de recursos em áreas de maior risco. Modelos preditivos podem ser implementados para monitorar as mudanças no clima e prever padrões de precipitação e aumento do nível do mar, ajudando na tomada de decisões e na criação de sistemas de alerta. Porém, para que essa tecnologia seja eficaz em países subdesenvolvidos, é necessário investir em infraestrutura de dados, capacitação técnica e cooperação internacional.

A integração dessas ferramentas com as necessidades locais permite uma resposta mais eficaz aos desafios socioambientais causados pelas inundações no contexto das mudanças climáticas. Ao adotar uma abordagem multidisciplinar que envolve o uso de

tecnologias avançadas, planejamento territorial adequado e políticas de mitigação, é possível reduzir os impactos das inundações e promover maior resiliência das populações mais vulneráveis nesses países.

Definições conceituais de enchentes, inundações e alagamentos

Neste capítulo, buscaremos realizar uma revisão teórica dos conceitos fundamentais inerentes aos estudos dos eventos hidroclimáticos extremos, com o intuito de evitar equívocos quanto à empregabilidade do termo adequado ao se referir aos objetos de análise. Visou-se, assim, examinar a mais adequada conceituação do termo *inundação*, com foco em suas aproximações e distanciamentos em relação à sua utilização enquanto sinônimo de outros conceitos, tais como *enchente*, *alagamento* e *cheias*, devido à elevada confusão em seus usos por profissionais de diferentes áreas do conhecimento (Wollmann, 2015).

Para tanto, deve-se ter uma noção básica sobre as distintas áreas que compõem as estruturas marginais aos cursos d'água. Sobre isso, Santos (2012) informa que os rios geralmente são compostos por um ou mais leitos, denominados de leito menor e leito maior. O leito menor compreende a seção de drenagem em regime de estiagem, ou ao volume médio normal. Já o leito maior seria caracterizado pela presença de diferentes lances topográficos, segundo a seção transversal considerada e a topografia da área de várzea passível de ser inundada, sendo neste último onde se desenvolvem as enchentes.

Autores como Strahler (1974), Christofolletti (1974), Derruau (1978), Guerra e Guerra (2003), focados em um prisma geomorfológico, compreendem a dinâmica de extravasamento do volume hídrico retido na calha de um rio ou em seu leito vazante, gerando a ocupação do leito maior, como sendo um processo de cheia, incorporando-lhe o caráter de sazonalidade em sua ocorrência. Assim, na concepção desses autores, as inundações corresponderiam aos processos sazonais de cheias; portanto, os processos de cheias e inundações seriam conceitos sinônimos, que poderiam ser influenciados pelas situações climáticas responsáveis pelas precipitações anômalas ou cenários de estiagens prolongadas, da mesma forma que também seriam afetados pelas dinâmicas fluviais naturais.

Com base nas ideias de Christofolletti (1974), ainda partindo de uma abordagem geomorfológica, a enchente seria caracterizada pela superação das condições de cheias nos rios. Assim, teríamos o cenário de incorporação do leito excepcional, marginal ao canal de

drenagem, chegando a abarcar a planície fluvial, devido à insuficiência da vazão exclusivamente pela calha do canal, derivado da ocorrência de eventos extremos e/ou prolongados de precipitação. Outra característica particular ao processo de enchente seria a ausência de sazonalidade, ocorrendo de forma irregular, com grandes intervalos de tempo em seu período de retorno, sendo este o principal atributo que diferenciaria a enchente dos demais eventos de cheias, inundações e alagamentos (Wollmann, 2015).

Já para Zêzere *et al.* (2007), as cheias corresponderiam aos fenômenos hidrológicos naturais extremos e temporários, induzidos por precipitações excessivas que resultam na elevação do montante hídrico junto aos cursos de drenagem, podendo, ao acarretar o extravasamento do leito menor, originar o processo de inundação das áreas de várzea que circunvizinham o canal de drenagem, onde podem ter se desenvolvido assentamentos de ocupação humana ou ser destinadas à realização de atividades antrópicas.

De acordo com Teixeira *et al.* (2000), o comportamento e a origem das inundações são influenciados pelos regimes hidrológicos e fluviais que dirigem o curso das águas em direção ao leito menor dos rios. Nesse viés, a ocorrência de inundações seria um dos eventos geológicos mais impactantes e destrutivos. Tais eventos seriam desencadeados quando o volume d'água em um rio se intensifica, ultrapassando a capacidade de retenção do seu canal. Isso resulta na água transbordando para além das margens do rio, inundando as áreas de planície adjacentes.

Concordando com Teixeira *et al.* (2000), Kobiyama *et al.* (2006) descrevem as inundações como “o aumento do nível dos rios além de sua vazão normal, ocorrendo o transbordamento de suas águas sobre as áreas próximas a ele” (Kobiyama *et al.*, 2006, p. 45). Contudo, devido ao não transbordamento do volume hídrico do rio, permanecendo no limite de sua calha natural, tem-se configurada uma enchente.

De forma semelhante, Kobiyama *et al.* (2006) e Tominaga *et al.* (2009) descrevem as enchentes como decorrentes da elevação do volume hídrico na área da calha do canal de drenagem ou do corpo d'água, chegando a atingir a cota máxima, contudo, sem extravasá-la. Por outro lado, as inundações seriam caracterizadas pelo transbordamento do volume hídrico presente no canal de drenagem, chegando a atingir a planície de inundação. Esse mesmo princípio também é reconhecido por Herrmann (2005) para explicar a diferenciação conceitual entre as enchentes e as inundações. Assim, tem-se: “A enchente ou cheia refere-se ao aumento da vazão do rio por um determinado período de tempo. Entretanto, quando a vazão supera a capacidade de descarga do canal fluvial, indo extravasar para as áreas

marginais (várzea e planície aluvial), dá-se à inundação fluvial (river flood)” (Herrmann, 2005, p. 101).

Nott (2010) e Ayala e Goudie (2010), ao realizarem comparações entre as principais características que distinguem os eventos de enchentes e inundações, concluem que as enchentes geralmente são representadas por eventos graduais de elevação do volume hídrico dos rios para além da capacidade normal, alcançando as áreas adjacentes do leito menor da planície fluvial devido à ocorrência de chuvas de períodos longos e contínuos. Outro fator relevante seria a atribuição do caráter de sazonalidade, intimamente relacionado às condições climatológicas, com tempo de retorno relativamente curto. Esses autores também consideram a existência de um segundo perfil de enchentes denominadas *Flash Floods*, que seriam condicionadas por eventos extremos de precipitação com chuvas intensas e concentradas.

Já para as inundações, Nott (2010) e Ayala e Goudie (2010) caracterizam-nas como uma situação de superação do limite espacial das margens fluviais, alcançando o leito excepcional, configurando-a pela capacidade de gerar transtornos socioespaciais. As suas magnitudes e frequências não respeitariam condições de periodicidade, embora sejam reguladas pelas características de quantidade, intensidade e distribuição da precipitação, podendo também ser influenciadas pelas condições de infiltração de água no solo, pelo grau de saturação do solo e pelas características morfométricas e morfológicas da bacia hidrográfica. Além desses fatores, as condições de baixa declividade e de relevo plano auxiliariam na ocorrência desses eventos, bem como o processo de urbanização e impermeabilização da calha do canal de drenagem (Amaral; Ribeiro, 2009).

Chow (1956), ao apresentar os eventos de cheias como correlatos às inundações, descreve-os como sinônimos das enchentes em áreas ribeirinhas. Assim, este autor define-as enquanto fenômeno de natureza hidrológica, associada a eventos extremos de precipitação, não tendo periodicidade determinada, sendo intimamente correlacionadas às situações climáticas de chuvas ou estiagens, podendo ainda ser induzidas por interferências antrópicas. A dinâmica das cheias consistiria no transbordamento de um curso hídrico, alcançando o seu leito ordinário, correspondente ao leito maior, sendo responsável pela constituição da situação de inundação das áreas ribeirinhas quando o volume hídrico alcança o leito de cheia da várzea do rio, a planície de inundação ou ainda o leito maior e o leito excepcional do rio.

Com isso, Ramos (2009) entende as situações de cheias como um estágio anterior ou provocador do processo de inundação. Portanto, as cheias sempre antecederiam ou gerariam a ocorrência de inundações, contudo, nem todas as inundações seriam provenientes de situações

de cheias, podendo ocorrer a partir de outras causalidades, como o rompimento de barragens. Já Piroli (2022) define que enchente é o processo de enchimento do leito de um rio ou de um córrego durante ou logo após as precipitações. O mesmo autor define cheia como sendo o processo natural de extravasamento das águas de um rio ou córrego que abrange ciclicamente as áreas alagáveis adjacentes as suas margens. Quando o extravasamento atingir seres humanos, infraestruturas ou suas atividades produtivas o processo passa a ser considerado uma inundação.

Segundo Souza (2004, p. 232), “os alagamentos ocorrem em áreas distintas dos canais, em terrenos com ocupação antrópica e baixo coeficiente de escoamento superficial (fluxos de baixa velocidade)”. Contudo, para Castro (2002), a conceituação dos alagamentos também os compreende como derivados de uma situação resultante da combinação entre forte precipitação e a presença de um sistema de drenagem deficitário, gerando o acúmulo hídrico no leito das vias, principalmente naquelas localizadas em regiões densamente urbanizadas, como áreas de centros comerciais das cidades.

De acordo com Wollman (2015), o conceito de *alagamento* está inter-relacionado com a dificuldade de o sistema de drenagem urbana suportar eficientemente o volume precipitado durante a ocorrência de um episódio de chuva intensa, sendo influenciado pela impermeabilização do solo, o que resulta em maiores volumes de escoamento hídrico sobre os canais urbanos. Segundo esse mesmo autor, a adoção dos termos *cheias* e *inundações*, não raro tratados como sinônimos, é utilizada para retratar o comportamento do regime de elevação e regressão das águas fluviais. A característica principal responsável pela distinção desses conceitos é o fator periodicidade, onde a inundação seria caracterizada pela ocorrência periódica, enquanto as enchentes aparecem como fenômenos de ocorrência irregular, desempenhando maiores valores em tempo de retorno.

As enchentes são compreendidas como sinônimos dos processos de cheias, que consistem na elevação do nível d'água no canal de drenagem, decorrente do aumento no volume de vazão, atingindo a cota máxima do canal. Todavia, não ocorre o extravasamento ao limite máximo da calha do canal. Por outro lado, o fenômeno das inundações corresponde ao transbordamento das águas de um canal de drenagem, alcançando a planície de inundação ou área de várzea. Os alagamentos, por sua vez, referem-se ao acúmulo imediato de parte do volume hídrico precipitado em determinados locais em decorrência de falhas ou incapacidade do sistema de drenagem, sem, contudo, necessariamente estarem relacionados a um curso hídrico (França *et al.*, 2016).

Perfis de inundação urbanas

Lima (2012) aponta a íntima correlação existente entre as inundações e os centros urbanos, considerando o histórico processo de implantação das primeiras cidades nas áreas de planícies marginais aos grandes rios e mares.

Conforme indicado por Pedrosa e Pereira (2001), ao tratar dos fatores que levariam à formação das inundações nos centros urbanos, ainda não existe um consenso formado sobre a temática no âmbito da comunidade científica. A análise dos padrões ou condicionantes propiciadores das inundações nas cidades contemporâneas é um campo em aberto, apesar de já haver algumas tentativas de caracterizar os fatores provocadores ou facilitadores das inundações, de acordo com características genéricas ou padrões regulares.

De acordo com Lima (2012), os processos de inundações urbanas podem ser originados por diferentes fatores, como chuvas prolongadas que provocam enchentes em grandes rios, o aumento da temperatura que leva à fusão de grandes volumes de neve, chuvas intensas que resultam em enchentes de pequenos e médios cursos d'água, além de situações em que essas chuvas intensas sobrecarregam os sistemas de drenagem urbana. Outros fatores incluem a elevação do lençol freático e, no caso das cidades costeiras, galgamentos oceânicos.

Ao tratar da origem das inundações urbanas diretamente influenciadas pela precipitação, Oliveira (2003) destaca a necessidade de se verificar alguns elementos relacionados à situação pluviométrica, como o acúmulo do volume precipitado anteriormente ao evento de inundação, o grau de intensidade das chuvas e a ocorrência de chuvas localizadas, para se realizar um exame adequado sobre o perfil de inundação desenvolvido em determinado espaço.

Embora deva-se destacar que a realização de tal exame não se dá apenas por um fator, mas deve-se considerar o máximo número de variáveis possíveis de estarem associadas. Oliveira (2003) ainda ressalta alguns parâmetros a serem adotados na caracterização das áreas de inundação, que são: a altura de submersão, a frequência de ocorrência do evento, a velocidade de propagação da onda de cheia, a duração do evento de inundação e a data do acontecimento.

Pedrosa e Pereira (2001), e Leal (2011), ao analisarem em estudos distintos os fatores desencadeantes e potencializadores das inundações no espaço urbano e em bacias hidrográficas de pequeno porte de Portugal, respectivamente, chamam atenção para a necessidade de se verificar os seguintes fatores potencializadores: as configurações

morfológicas do terreno, o substrato geológico, a litologia, a geometria da bacia, o perfil e a qualidade da cobertura vegetal, as formas de apropriação do solo da bacia, as características da rede hidrográfica, o impacto da ação antrópica sobre a configuração da rede hidrográfica, os perfis dos processos modificadores da drenagem natural e a taxa de impermeabilização do solo da bacia. Tudo isso em associação aos fatores provocadores, que seriam: o potencial de rompimento de barragens e as precipitações intensas e suas variáveis, como quantidade do volume precipitado, período de duração, intensidade da chuva, concentração temporal e distribuição espacial ao longo da bacia hidrográfica.

Além disso, vale destacar os principais perfis conceituais propostos para caracterizar ou categorizar os tipos de inundações que podem ocorrer em espaços urbanos. Contudo, a dependência quanto à presença ou não das cidades, em alguns casos, pode não ser um fator primordial responsável pelo desenvolvimento de algum tipo de inundação, embora o inverso também seja válido (Tucci, 2003).

Assim, tem-se que a compreensão concreta do conceito de inundações urbanas ainda se encontra em debate pela comunidade científica, de forma similar aos demais termos referentes a eventos hidrológicos, hidrodinâmicos e hidroclimáticos, já explorados na seção anterior. Contudo, algumas postulações já foram apresentadas na busca de caracterizar conceitualmente esse fenômeno. Hammond *et al.* (2015), visando uma significação geral para a conceituação desse termo, apresentam as inundações urbanas como todo o processo de extravasamento do volume hídrico retido pelo sistema de drenagem. Nesse contexto, incorpora-se o sistema de macrodrenagem tubular subterrâneo e o sistema de macrodrenagem canalizado, exposto à superfície presente no perímetro das cidades, independentemente dos fatores condicionantes para a geração desse fenômeno.

Já Yu e Coulthard (2015) demonstram uma conceituação baseada na função catalisadora da onda de cheia. Assim, as inundações urbanas seriam fenômenos de sobrecarga do sistema de drenagem provocados por eventos de precipitação intensa, que resultariam em índices de escoamento superficial acima da capacidade suportada pelo sistema de drenagem.

Por outro lado, de acordo com Tucci (1999), as inundações podem ser influenciadas por fortes precipitações, embora estejam relacionadas à dinâmica natural dos processos fluviais do rio ou possam ser provocadas pelo processo de urbanização. Para Tucci (2005), as inundações são caracterizadas pela dependência de um evento chuvoso intenso. Quando se desenvolvem nas cidades, podem ser compreendidas a partir de duas fontes: as inundações de áreas ribeirinhas ou as inundações decorrentes da urbanização ou, ainda, da drenagem urbana.

A primeira é compreendida por Tucci (2004) como sendo um processo natural, proveniente de precipitação intensa, em que ocorre a ocupação da área de várzea ou do leito maior do rio, por ação das cheias que acabam inundando, de acordo com a elevação das águas do rio, as seções topográficas de entorno. Esse fenômeno demonstra uma periodicidade média superior a dois anos, mas pode permanecer inexistente durante um período maior de tempo, sendo associado a bacias de grande porte, superiores a 500 km².

Os prejuízos estariam, assim, relacionados à ocupação humana das planícies de inundação durante o período de retorno ou durante a estiagem. Portanto, o homem não seria o agente provocador, apenas sofreria os efeitos quando ocupasse as áreas de risco. Tucci (2003) destaca que tal processo de ocupação das áreas de risco estaria relacionado a uma legislação deficiente no sentido de controlar e redirecionar os vetores de expansão do espaço urbano.

Santos (2012) informa que, para o desenvolvimento das inundações ribeirinhas, devem-se considerar a presença de diversos fatores distintos, tais como: o perfil de ocupação das planícies fluviais, que pode alterar a capacidade de escoamento do leito fluvial; as características hidráulicas dos solos e rochas, responsáveis pelo gradiente de rugosidade do terreno e pela permeabilidade dele; a densidade de drenagem, que permite analisar a velocidade de propagação, tendo por base o tempo de concentração da bacia, que se refere ao período de tempo que um dado volume precipitado na bacia leva para alcançar o exutório. Também é importante considerar o gradiente de permeabilidade do terreno, uma vez que terrenos de menor permeabilidade tendem a ser constituídos por redes de drenagem mais densas (Jorge; Uehara, 1998).

A forma geométrica da bacia hidrográfica é calculada através da relação entre a largura média da bacia e o comprimento axial dela. A vazão da bacia também aparece como um indicador das inundações. Para Jorge e Uehara (1998), as vazões podem ser classificadas em vazões normais e de cheias, sendo o primeiro grupo composto pelo volume normal de escoamento da drenagem, enquanto o segundo corresponderia aos volumes que superariam a capacidade da calha de drenagem, alcançando extremos de vazões ou situações de cheias capazes de gerar inundações. Já o escoamento superficial aparece como indicador da capacidade de infiltração da água no solo e do volume excedente carregado para o canal principal de drenagem (Santos, 2012).

As inundações decorrentes da urbanização, apesar de manterem a dependência quanto à ocorrência de um evento intenso de precipitação, estão intimamente associadas à urbanização, responsável pela impermeabilização da superfície, o que aumenta o escoamento

superficial e sobrecarrega as redes de drenagem. Esses fatores são os principais contribuintes para a elevação no volume de vazão na drenagem das bacias urbanas. Também se destaca a maior frequência desse evento sobre bacias de pequeno porte, ou seja, bacias cujas dimensões variam de 1 a 100 km². As exceções são as bacias localizadas nas grandes metrópoles urbanas.

Tucci, Villanueva e Cruz (2000) informam que, devido à expansão do processo de urbanização, são observadas alterações na estrutura da rede de drenagem, que tende a passar por processos de artificialização; maciça expansão da taxa de impermeabilização do solo, o que influencia na redução da capacidade de reabastecimento dos aquíferos urbanos e ainda acarreta alterações na condição climática local, através de modificações no ciclo hidrológico natural, propiciando a formação de ilhas de calor e flutuações nos índices de evapotranspiração. Silveira (2000) ainda relata que a urbanização, ao modificar a dinâmica de precipitação local, tende a propiciar a formação de índices de precipitação mais intensos e concentrados.

Além dos dois tipos principais de inundações discutidos por Tucci (1999, 2003, 2005), há a ocorrência de um terceiro tipo, conhecido como inundações localizadas. Esse tipo de inundação pode ser causado por diversos fatores, como o estrangulamento da seção do rio devido a aterros, pilares de pontes, estradas, assoreamento do leito ou acúmulo de lixo. Também pode ocorrer devido a efeitos de remanso provocados por sistemas de macrodrenagem, rios principais, lagos, reservatórios ou o oceano. Além disso, erros no projeto e execução de drenagem de rodovias e avenidas contribuem para esse problema. Esses fatores são comuns em áreas urbanas, onde a falta de controle sobre as diferentes entidades que atuam na infraestrutura urbana é frequente, e projetos como adutoras, pontes e rodovias muitas vezes não consideram adequadamente seus impactos sobre a drenagem.

Assim, os três perfis de inundações apresentados por Tucci (1999, 2003, 2005) podem se manifestar de formas independentes ou correlacionadas em determinado nível e sobre determinados espaços das cidades. De acordo com Castro (2002), considerando o fator de velocidade do escoamento, as inundações urbanas são classificadas em inundações graduais e/ou inundações bruscas. As chamadas inundações graduais ocorrem quando o volume hídrico do rio se eleva de forma lenta e perceptível, permanecendo nessa situação durante algum tempo, que pode se prolongar por alguns dias, voltando naturalmente a escoar gradualmente.

A característica central desse evento assenta-se no caráter de periodicidade ou tempo de retorno relativamente curto. Apesar desse perfil de inundação não demonstrar um caráter

violento, os transtornos que provocam são extensos por conta do seu raio de abrangência e seus fatores acarretadores são a própria dinâmica fluvial que passa por períodos de cheias e períodos de estiagem, bem como podem ser influenciados por chuvas intensas e torrenciais sobre a área da cabeceira da bacia hidrográfica, sendo um evento geralmente comum em rios que pertencem a bacias de grande a médio porte. Kobiyama et al. (2006) ainda destaca outras conceituações utilizadas para descrever as inundações graduais (Quadro 1).

Quadro 1. Algumas definições de inundações lentas

AUTOR	TERMO	DEFINIÇÃO
NFIP (2005)	<i>Flood</i>	Uma condição geral ou temporária, de parcial ou completa inundação, de dois ou mais acres de uma terra normalmente seca, ou duas ou mais propriedades, proveniente da inundação de águas continentais ou oceânicas.
NWS/NOAA (2005)	<i>Flood</i>	A inundação de uma área normalmente seca causado pelo aumento do nível das águas em um curso d'água estabelecido, como um rio, um córrego, ou um canal de drenagem ou um dique, perto ou no local onde a chuvas precipitaram.
CASTRO (1999)	<i>Inundações Graduais ou Enchentes</i>	As águas elevam-se de forma paulatina e previsível, mantém em situação de cheia durante algum tempo e, a seguir, escoam-se gradualmente. Normalmente, as inundações graduais são cíclicas e nitidamente sazonais.
TUCCI E BERTONI (2003)	<i>Inundações Ribeirinhas</i>	Quando a precipitação é intensa e o solo não tem capacidade de infiltrar, grande parte do volume escoo para o sistema de drenagem, superando sua capacidade natural de escoamento. O excesso de volume que não consegue ser drenado ocupa a várzea inundando de acordo com a topografia áreas próximas aos rios.

MEDIOND O (2005)	<i>River Flood</i>	O transbordamento do curso do rio é normalmente é o resultado de prolongada e copiosa precipitação sobre uma grande área. Inundações de rio acontecem associadas a sistemas de grandes rios em trópicos úmidos.
---------------------	--------------------	---

Fonte: adaptado de (Goerl; Kobiyama, 2005)

Ainda segundo Castro (2003), as inundações bruscas corresponderiam a um perfil de inundação proveniente de chuvas intensas e concentradas, responsáveis pela súbita elevação do volume hídrico transbordando a capacidade sustentada pela calha de drenagem em um sistema de velocidade de escoamento violentamente intenso, provocando cenários similares ao de uma enxurrada.

Sua constituição geralmente ocorre em bacias de porte médio a pequenas, em que o tempo de escoamento se dá quase que simultâneo ao da precipitação (Quadro 2). Este perfil de inundação se caracteriza por sua brutalidade quanto à capacidade de arraste de sua correnteza, embora a área atingida seja significativamente menor quando comparada à das inundações graduais e seu tempo de ocorrência seja significativamente menor.

Quadro 2. Algumas definições de inundação brusca

AUTOR	TERMO	DEFINIÇÃO
NWS/NOAA (2005)	<i>Flash flood</i>	Uma inundação causada pela pesada ou excessiva chuva em um curto período de tempo, geralmente menos de 6 horas. Também, as vezes uma quebra de barragem pode causar inundação brusca, dependendo do tipo de barragem e o período de tempo que ocorre a quebra.
CHOUDHUR Y <i>et al.</i> (2004)	<i>Flash flood</i>	Inundações bruscas são inundações de curta vida e que duram de algumas horas a poucos dias e originam-se de pesadas chuvas.

KÖMÜSCÜ <i>et al.</i> (1998)	<i>Flash flood</i>	Inundações bruscas são normalmente produzidas por intensas tempestades convectivas, a qual causa rápido escoamento, e o dano da inundação geralmente ocorre dentro de horas da chuva que a causa e afeta uma área muito limitada.
CASTRO 1999	<i>Inundação Brusca ou Enxurrada</i>	São provocadas por chuvas intensas e concentradas em regiões de relevo acidentado, caracterizando-se por súbitas e violentas elevações dos caudais, os quais escoam-se de forma rápida e intensa.
MEDIONDO (2005)	<i>Flash flood</i>	É um evento de inundação de curta duração com uma rápida elevação da onda de inundação e rápida elevação do nível das águas. São causadas por pesadas, geralmente curtas precipitações, como uma chuva torrencial, em uma área que frequentemente é pequena.
WMO (1994)	<i>Flash flood</i>	Em bacias pequenas, de rápida resposta, com as de tempo de concentração menor de seis horas, intensa precipitação pode criar uma inundação brusca.

Fonte: adaptado de (Goerl; Kobiyama, 2005).

Apesar de não existir um consenso claro e concreto a respeito do que seriam as inundações urbanas, numa perspectiva geral, esses eventos estariam atrelados aos seguintes fatores: intensa precipitação ou a ocorrência de eventos hidroclimáticos extremos, com elevados volumes pluviométricos em curto espaço de tempo, que ainda possam estar concentrados sobre áreas pontuais na bacia hidrográfica (Tucci, 2005).

Tal como o próprio nome sugere, o espaço geográfico de desenvolvimento encontra-se nos assentamentos urbanos, altamente artificializados. Como resultado do processo de artificialização desse meio, os solos urbanos denotam alta taxa de impermeabilização, acarretando dificuldades na capacidade de infiltração do volume hídrico precipitado, resultando em maiores volumes de escoamento superficial direto. Além disso, ocorre o incremento da velocidade deste escoamento, ocasionando a diminuição do gradiente de rugosidade do terreno da bacia. Decorrente desse conjunto de fatores, nas bacias urbanizadas há uma diminuição do tempo de concentração, gerando picos de vazão com menores tempos de pico, quando comparadas às bacias não urbanizadas (Castro, 2003).

Segundo Cherqui *et al.* (2015), como medida de minimização dos transtornos provocados pela insuficiente capacidade de retenção ou infiltração do volume hídrico precipitado sobre o solo urbano, foram estruturados os sistemas de drenagem artificiais.

Tais sistemas de drenagem também são dotados de uma segunda finalidade além do escoamento pluvial. Butler e Davies (2004) destacam a dupla funcionalidade do sistema de drenagem no perímetro urbano, que geralmente drena de forma combinada tanto as águas pluviais como as águas residuais provenientes do esgotamento doméstico e industrial produzido pela cidade. Entretanto, existem sistemas de drenagem com operação separada para esses dois fluxos. Ressalta-se, contudo, que a implementação deste último modelo ainda se encontra de forma pontual, operando em poucas áreas de adensamentos urbanos recentes.

Essa combinação de sistemas é apontada como o principal fator responsável pelas inundações provenientes dos sistemas de drenagem. Como o próprio nome indica, esse tipo de inundação é decorrente da sobrecarga hidráulica nos sistemas de drenagem, quando estes não possuem mais capacidade de escoamento. Esse processo geralmente se dá em decorrência de precipitações intensas. Contudo, a precipitação é apenas o catalisador inicial, tendo em vista que as inundações provenientes dos sistemas de drenagem possuem íntima relação com o aumento das ligações residuais no sistema de drenagem pluvial. Portanto, a combinação da dupla funcionalidade do sistema de drenagem pluvial impossibilita que este seja capaz de lidar com o volume hídrico decorrente de um evento de precipitação intensa.

Todavia, a implementação de sistemas de canalização da rede de drenagem pluvial superficial não é uma prática recente nas cidades, sendo adotados outros modelos de intervenção no curso hídrico em cidades antigas. Entre esses, Leal (2019) destaca a canalização subterrânea e/ou o aterramento de rios e córregos, tanto como medida profilática quanto como forma de extinguir as chamadas "cheias rápidas", transformando os espaços dos rios em novos espaços de especulação imobiliária. Contudo, na contemporaneidade, apesar de ainda se observar uma predominância da adoção do modelo de reestruturação das redes de drenagem dos canais naturais, há uma preferência pela adoção de modelos indiretos que priorizam a manutenção ou renaturalização da estrutura natural do canal e o zoneamento das planícies excepcionais de inundação.

Nesse sentido, vale destacar a ocorrência das inundações por escoamento. Segundo Dégardin e Gaide (1999), essa categoria de inundação é diretamente influenciada pela presença do ambiente urbano e ocorre devido à incapacidade da rede de drenagem em conter

o volume das águas pluviais, gerando cheias com tempo de propagação acelerado, muito próximas ou ocorrendo ainda durante o evento de precipitação.

Como o próprio nome sugere, sua constituição é consequência da extensa malha artificial que recobre o solo das cidades, provocando sua impermeabilização, o que, por sua vez, resulta na elevação do volume e da velocidade do escoamento na superfície das estruturas. Outros fatores que contribuem para o seu surgimento são o aterramento de rios e córregos ou a canalização subterrânea destes, o que provoca limitações na capacidade dessas redes de conduzir os volumes gerados pelo escoamento. Cabe destacar que essas inundações ocorrem, geralmente, em bacias hidrográficas de pequena extensão de área, cujos eixos de drenagem são relativamente curtos.

De acordo com Leal (2019), existe uma correlação direta entre o processo de edificação de canais de drenagem junto aos rios das cidades e a produção de inundações urbanas, sendo esse um modelo de evento hidrológico que substitui as cheias, outrora prevalentes quando os canais detinham as características naturais de suas áreas de várzea (Cherqui *et al.*, 2015).

Todavia, Diakakis (2014), Hammond *et al.* (2015) e Diakakis *et al.* (2016) alertam quanto à alta probabilidade de que os eventos de inundações urbanas venham a sofrer alterações significativas quanto à magnitude e à frequência de suas ocorrências, assumindo posturas tão críticas quanto as geradas pelas cheias rápidas. No entanto, isso depende de uma série de fatores, como já mencionado, ligados a estruturas de drenagens artificializadas, à situação geomorfológica da área, às condições socioeconômicas de desenvolvimento regional e local, e à própria situação de alteração climática global (Hammond *et al.*, 2015).

Além das tipificações anteriores, Sperotto *et al.* (2015) descrevem um conceito de inundações pluviais urbanas, que corresponderia às inundações provocadas pelo escoamento superficial decorrente de precipitações intensas em um curto período de tempo. Não raro, podem ser provocadas inclusive por precipitações de menor intensidade, nas quais o volume hídrico precipitado não alcança o curso do rio ou o sistema de drenagem pluvial artificial — seja esse subterrâneo, em galerias, ou sobre a estrutura de canais artificiais superficiais — devido ao prévio esgotamento de sua capacidade de vazão. Leal (2019) descreve que esse tipo de inundação se desenvolve principalmente em três perfis de áreas: áreas geomorfologicamente favoráveis (planícies com pouca depressão); áreas com obstáculos ao escoamento pluvial, podendo ser de origem natural ou antrópica; e ao longo de ruas, avenidas e estradas (Jha *et al.*, 2012).

As inundações por submersão marinha representam um típico exemplo de inundação não influenciada diretamente pela presença do urbano para o seu desenvolvimento, embora, caso esse se faça presente, a ocorrência deste evento seja responsável por provocar grandes danos. De acordo com Garry *et al.* (1999), tal perfil de inundação desenvolve-se exclusivamente nas zonas costeiras e atinge apenas as cidades situadas nessas regiões. As ondas de cheias são provenientes do mar, devido a situações atípicas ou sinistros de condições meteorológicas e maregráficas extremas, capazes de superar as estruturas de proteção natural ou artificiais.

Seguindo um perfil parecido, tem-se ainda o modelo denominado de inundação estuarina, que provém da combinação entre as situações de cheias fluviais e elevação excepcional do nível do mar, acarretando o bloqueio ou provocando a redução do ritmo de descarga do volume de vazão, gerando inundações nos sistemas de drenagem. Deve-se ressaltar que o espaço urbano pode contribuir para o agravamento da situação, devido à diminuição da capacidade de suporte provocada pela edificação e impermeabilização de canais de drenagem, sendo que as variações quanto às proporções desse perfil de inundação são norteadas pelas características da maré e do comportamento das cheias fluviais (Dégardin; Gaide, 1999).

Segundo Milograna Côrtes (2009, p. 12), outra modalidade de inundação relevante envolve o remanso das águas na rede de drenagem pluvial urbana. Esse fenômeno ocorre quando a rede de drenagem de uma área urbana consegue absorver grandes volumes de água, mas, em pontos a jusante, o volume escoado pode ultrapassar a capacidade de vazão dos condutos. Como consequência, o excesso de água é expulso por orifícios no subsolo, superfícies ou até por componentes da rede de esgoto, como vasos sanitários.

Além disso, inundações causadas pela elevação do nível do lençol freático podem ocorrer de forma natural ou artificial. Naturalmente, esse aumento acontece quando chuvas intensas e prolongadas recarregam o lençol freático, até que ele atinja a superfície devido à lentidão do escoamento subterrâneo. Embora apresentem pouco risco às pessoas, essas inundações podem causar danos às vias e construções. De maneira artificial, o lençol freático pode se elevar quando o bombeamento para rebaixamento é interrompido, permitindo que ele atinja a superfície, com consequências semelhantes às do caso natural (Milograna Côrtes, 2009, p. 12).

Falconer *et al.* (2009) apresentam a conceituação de *surface water flooding* (SWF) como: “[...] o efeito combinado de diversas inundações/cheias: pluviais (*pluvial flooding*),

dos sistemas de drenagem (*sewer flooding*), das ribeiras que ainda escoam a céu aberto, dos cursos de água canalizados subterraneamente e as provocadas pelas nascentes de águas subterrâneas [...]” (Leal, 2019, p. 136). No entanto, Priest *et al.* (2011) e Leal (2019) informam que tal conceituação não pode ser considerada adequada para caracterizar os eventos de inundações urbanas, uma vez que incorpora outros processos, como os fenômenos das cheias rápidas e o acúmulo de água na superfície proveniente da elevação do lençol freático. Ainda assim, demonstra ser um conceito mais abrangente que as inundações urbanas.

Leal (2019) apresenta uma classificação das inundações urbanas em dois grupos principais, com base nas características geomorfológicas, pedológicas, geológicas e hidrológicas da área, ao revisar os processos de inundações em Lisboa, Portugal. O primeiro grupo engloba as inundações relacionadas à antiga rede de drenagem natural, conhecidas pelo acrônimo FREN (*Flooding Related to the Ancient Natural Drainage Network*). Essas inundações ocorrem em vales onde existiam ou ainda existem cursos de água, canalizados ou subterrâneos. Em muitos casos, as FREN correspondem a cheias rápidas que aconteciam nas ribeiras antes da sua canalização. Durante precipitações intensas, o escoamento superficial segue o traçado das antigas linhas de água, fazendo com que ruas construídas sobre esses cursos funcionem como ribeiras. Em áreas com maior declive, o escoamento é rápido e turbulento, enquanto em regiões mais planas, o fluxo é mais lento. Mesmo em situações onde o curso de água permanece à superfície, o alagamento pode ser causado pelo acúmulo de escoamento superficial, não necessariamente pelo transbordamento.

O segundo grupo, denominado FUNN (*Flooding UNrelated to the present or ancient Natural drainage network*), refere-se a inundações que não estão ligadas à rede de drenagem natural. Essas ocorrem em áreas onde a água se acumula devido a depressões naturais ou artificiais, ou onde o escoamento superficial é dificultado por declives suaves ou bloqueios. Devido à complexidade das áreas urbanas, a obstrução de estruturas de drenagem, como sarjetas, pode provocar alagamentos. No entanto, as FUNN não apresentam a mesma intensidade de escoamento que as FREN, sendo, por isso, menos destrutivas.

Com base no exposto até agora, para os fins desta pesquisa, será abordado o processo de inundação urbana como sendo todo o evento, em bacias de diferentes áreas e estágios de urbanização, capaz de superar a capacidade máxima de vazão de um curso de drenagem fluvial/pluvial, independentemente do perfil e estágio de artificialização em que se encontre. Isso resultará no extravasamento do volume hídrico para a seção topográfica imediatamente superior ao sistema de drenagem, podendo ser provocado diretamente pela incidência de

fortes precipitações, combinada ou não com as dinâmicas marítimo-fluviais, e ainda passível de ser intensificada pelo excesso de caudal proveniente do escoamento superficial e do número excessivo de ligações residuais do sistema de microdrenagem acoplado diretamente ao sistema de macrodrenagem.

Danos das inundações

Kundzewicz e Xia Jun (2004) apresentam a designação das perdas por eventos de inundação como sendo a possibilidade da geração de danos decorrentes da concentração de excedentes hídricos na superfície, acima da cota de drenagem do leito de cheia ou da calha de drenagem do canal. Côrtes (2009), por sua vez, ressalta a importância de avaliar essas perdas para o adequado gerenciamento e controle dos impactos provocados pelas inundações no espaço urbano.

De acordo com Cançado (2009), os prejuízos provenientes dos eventos de inundações urbanas são geralmente ordenados em dois níveis, estando no primeiro nível os grupos dos danos tangíveis e intangíveis, enquanto no segundo nível encontram-se os grupos compostos pelos danos diretos e indiretos. No que diz respeito à distinção conceitual entre os grupos de danos tangíveis e intangíveis, há dificuldade em se estabelecer um procedimento de avaliação monetária para o dano. Assim, os danos tangíveis remetem-se aos danos passíveis de serem estimados monetariamente, sendo geralmente adotados como base para definição dos seguros de objetos expostos ao risco de um determinado evento de inundação (Dutta *et al.*, 2001; Dutta *et al.*, 2003), enquanto os danos intangíveis compreendem uma categoria de difícil mensuração dos valores econômicos e são atribuídos a situações como a perda de vida, promoção de estado de estresse sobre um indivíduo ou ansiedade decorrentes de episódios de inundações (König *et al.*, 2002).

Já o segundo nível, composto pelos grupos de danos diretos e indiretos, compreende conceitualmente as situações em que se tem a geração dos danos através do contato direto dos objetos com o volume hídrico que constitui o fenômeno de inundação, como a deterioração físico-estrutural e/ou química ou biológica de um determinado bem, seja este público ou privado. Também estão inseridos nessa categoria os prejuízos provocados sobre a infraestrutura urbana, o trânsito e a saúde humana.

Os danos indiretos resultam de impactos que afetam o sistema produtivo como consequência das inundações. Esses danos podem incluir a redução da atividade econômica,

perdas na arrecadação de impostos, custos relacionados aos serviços de emergência e defesa civil, despesas com a limpeza das áreas atingidas, desvalorização de propriedades, aumento nos valores de seguros (quando disponíveis para cobrir danos por inundações), além de possíveis consequências como o desemprego ou a redução de salários, entre outros efeitos negativos (Machado *et al.*, 2005, p. 36-37).

Por sua vez, o *New South Wales Government* (2005) subclassifica a categoria dos danos tangíveis em danos atuais e danos potenciais. Os primeiros compreendem os transtornos provocados por uma inundação recente, enquanto o cenário dos danos potenciais visa estimar o máximo de prejuízo provável a ser provocado, em virtude da ausência de planos mitigatórios ou dos fatores práticos de redução.

De forma complementar, Dutta *et al.* (2001) e König *et al.* (2002) ainda chamam a atenção para a capacidade das inundações de gerar impactos sociais negativos a longo prazo, devido à recorrência e magnitude dos eventos e de seus danos diretos e indiretos sobre um determinado espaço.

Machado *et al.* (2005), ao tratar dos modelos de avaliação dos prejuízos de danos diretos provenientes das inundações no urbano, informa a existência de uma literatura bastante robusta ao tratar do tema focado no setor habitacional, mas que decai ao abordar os prejuízos no setor de comércio e serviços e continua a decrescer quando abarca os setores das indústrias de pequeno e grande porte. Além desses, existem os danos ao setor de bens públicos, como os patrimônios histórico-culturais e aos equipamentos públicos de serviços, que podem ter uma grande malha de sua infraestrutura sujeita a danos provocados pela inundação. Entre essa rede de infraestruturas estão aquelas ligadas à saúde, ao ensino, ao esporte, ao lazer, às atividades socioculturais, às redes viárias, elétrica, de transporte de gás, de esgoto, telefonia, dentre outros.

Assim, a interferência em algum dos serviços citados anteriormente pode resultar em distúrbios sobre outras atividades, que, por consequência, acarretam danos diretos e/ou indiretos. Parker *et al.* (1987) salientam que, apesar da potencialidade dos eventos de inundações em gerar prejuízos indiretos sobre o desempenho das atividades comerciais e de serviços, esses prejuízos financeiros raramente seriam capazes de se traduzirem em perda econômica significativa, devido à transferência de demanda dos locais afetados para outras zonas de comércio e serviço não afetadas.

Todavia, no que diz respeito aos métodos de avaliação dos valores referentes aos danos indiretos, ainda não se encontram bem definidos na comunidade científica, haja vista

que os danos indiretos necessitam de um maior nível de detalhamento para se diferenciar a ocorrência de perdas circunstanciais daquelas perduráveis. Como alternativa a este cenário, deve-se dar atenção prioritária às perdas sociais em contrapartida aos prejuízos individuais. Além disso, outra característica implícita aos prejuízos indiretos se refere ao alcance do dano que, não raro, pode se estender para além da zona impactada diretamente pelas ondas de cheias da inundação.

Portanto, tratar da mensuração dos danos provocados pelas inundações demonstra-se de fundamental importância para o correto gerenciamento delas no espaço urbano, tendo em vista o alto índice de prejuízos acarretados a cada evento. Sobre esse tema, Parker *et al.* (1987) destacam que os métodos baseados em modelos de eficiência econômica, construídos a partir das estimativas de custo-benefício, em que a sanidade do coletivo é utilizada como base para adoção de uma ou outra medida de proteção à ocorrência de eventos de inundação. Assim, há uma relação direta entre os impactos provenientes da ocorrência de inundações e a diminuição do nível de bem-estar do coletivo que reside na zona impactada. Shabman *et al.* (1998) ainda chamam atenção para os novos elementos incorporados à teoria do consumidor, base para os modelos de eficiência econômica, sendo observados a apropriação de elementos de incerteza (risco) e tempo, que passam a constituir dois sistemas: o risco de ocorrência do evento de inundação e a distribuição no tempo.

Nesse sentido, Cançado (2009) chama atenção para a importância da definição da escala e do tempo dos sinistros, a fim de se aplicar abordagens metodológicas adequadas para a avaliação precisa e de maior qualidade dos danos, tanto diretos quanto indiretos, provenientes de desastres naturais. Assim, a adoção das análises microeconômicas, estimadas com base na economia do bem-estar, aparece como apropriada para eventos em escala local e de curta duração, com predomínio de danos diretos. Já numa perspectiva de danos indiretos, cuja faixa temporal se amplia enquanto a escala pode variar do local para o regional, têm-se as microsimulações como alternativa potencialmente satisfatória. Para eventos de escalas regional e/ou nacional, há modelos econômicos pautados na abordagem do equilíbrio geral como sendo os mais adequados.

Machado *et al.* (2005), por sua vez, trabalham com a proposta de três procedimentos metodológicos para realizar a mensuração dos impactos socioeconômicos provenientes das inundações, sendo eles: os métodos conceituais, os métodos deterministas ou de avaliação direta, e o método de análise de vulnerabilidade.

Dentro dos métodos conceituais utilizados para avaliação dos prejuízos provocados por inundações, podem-se encontrar as técnicas de análise econômica, análise hedônica e análise contingente. A primeira está conceitualmente alicerçada na compreensão do controle das inundações enquanto um bem mercadológico, para o qual existe uma demanda na sociedade disposta a arcar com os custos para a melhoria de sua qualidade de vida. Deve-se ressaltar que o seu método de identificação, geralmente, é realizado através do levantamento do valor do mercado imobiliário dos imóveis ou terrenos inseridos em áreas de risco, comparando-os aos valores de mercados de outros imóveis. Essa abordagem acaba por refletir em altos índices de incertezas quanto à qualidade do resultado final, devido ao grande número de fatores, além da inundação, que podem contribuir para uma menor valoração dos imóveis presentes nas áreas de risco (Machado *et al.*, 2005).

A segunda técnica de análise econômica, análise contingente ou análise hedônica, possui sua metodologia pautada na aplicação de questionários e entrevistas junto aos moradores que convivem com a ocorrência de eventos de inundação, a fim de se determinar a disponibilidade destes em arcar com os custos de implementação de medidas de controle à inundação (Machado *et al.*, 2005).

De posse dessa informação, a avaliação dos dados ocorre pela geração de cenários hipotéticos com diferentes formas de controle, no intuito de se determinar o cenário de controle mais eficiente para aquela comunidade, mediante o montante financeiro ao qual estão dispostos a pagar pela seguridade de seu bem-estar. Contudo, vale ressaltar a existência de limitações quanto à aplicabilidade do método de análise contingente. A principal consiste na rápida superação da percepção de risco aos danos provocados pelas inundações por parte dos afetados.

Portanto, no caso de os levantamentos dos dados serem realizados imediatamente após a ocorrência do evento, haverá geralmente a descrição de um cenário mais crítico, apresentado pelo entrevistado. Caso essa entrevista ocorra em um período de tempo afastado ao momento do evento, pode-se ter uma apresentação de cenário suavizado quanto aos danos provocados pela inundação. Tal contexto evidencia a necessidade de incorporar procedimentos de análise complementares.

Já no campo dos métodos deterministas de avaliação dos prejuízos das inundações, tem-se a técnica de análise econômica, análise direta, que mantém o mesmo princípio conceitual que as anteriores, mas possui uma abordagem voltada à geração de funções de prejuízos, com base na elaboração de inventários de danos em áreas atingidas (avaliação a

posteriori), ou seja, a partir de informações de danos de um dado episódio de inundações, ou através da elaboração de cenários de danos com base na definição de patologias provocadas por eventos de inundação (análise a priori), em que os danos são hipotéticos, mas potencialmente capazes de se refletirem na prática.

Ambos os métodos de avaliação são combinados a variáveis hidrológicas/hidráulicas de profundidade da onda de cheia para a estruturação das ditas curvas sintéticas, e preconizam o conceito de curvas de danos hipotéticos em relação à profundidade de submersão ou altura da cota de cheia. Esse método também é conhecido como curva de danos versus profundidade de submersão (DPS) e/ou método da curva nível x prejuízo.

De acordo com Graciosa (2010), as curvas de nível confrontadas com os prejuízos podem ser construídas a partir de quatro funções de relação ou razões, sendo essas, respectivamente: a determinação da razão entre vazão e sua probabilidade de ocorrência; a razão entre vazão e o nível de inundação; a razão entre o nível de inundação e os prejuízos gerados; e a razão entre prejuízos e a probabilidade de ocorrência da vazão correspondente.

Tucci (2007), ao tratar do método de curva nível x prejuízo, esclarece que sua aplicabilidade se dá com base nas características da construção e na tipologia do uso e ocupação do solo (residencial, comércio e serviço, industrial), usadas como base para determinar o nível de prejuízo individual para cada feição de uso e ocupação do solo, ao comparar o alcance vertical da inundação no interior da construção e o valor total dos bens em percentagem.

Além destes, outros métodos de estimativa dos prejuízos são destacados por Canholi (2005): o método da curva de prejuízo histórico, que consiste na utilização de uma curva de nível x prejuízo gerada com base em informações históricas de profundidade de submersão e dos danos provocados em diferentes eventos de inundações (Eckestein, 1958); e o método da equação do prejuízo agregado, que parte da premissa de uma correlação linear entre o total de prejuízo e o volume vertical alcançado por um determinado evento de inundação (James; Lee, 1971).

Para a síntese, Machado *et al.* (2005) apresentam o método da análise de vulnerabilidade, que consiste na estimativa do prejuízo potencial gerado por um evento de inundação a partir da relação associativa entre a imprevisibilidade do evento e os distintos níveis de suscetibilidade dos diferentes bens presentes no espaço de risco. A premissa dessa metodologia está na relação associativa direta e crescente entre valor do prejuízo e índices de vulnerabilidade. Portanto, quanto maiores os prejuízos econômicos gerados por um dado

evento de inundação, maior tende a ser o índice de vulnerabilidade associado. Embora, em abordagem mais recente, a apreensão da análise de vulnerabilidade tem sido compreendida como resultado da fragilidade de um determinado sistema socioeconômico frente ao risco de ocorrência de eventos hidrológicos extremos (Tucci, 2005).

Nesse contexto, a análise da vulnerabilidade procura definir a potencialidade de um dado sistema sofrer prejuízos, bem como sua capacidade de resistência e resiliência. Portanto, diferente da compreensão clássica da vulnerabilidade, intimamente ligada ao viés econômico, a conceituação mais recente de análise de vulnerabilidade possui seu viés associado à capacidade sociopolítica de resiliência (James; Lee, 1971).

Em síntese, a mensuração do total final de prejuízos financeiros que envolvem a ocorrência de um evento de inundação pode ser construída a partir de informações referentes ao perfil do uso e ocupação das áreas afetadas, das manchas de inundação e de funções que relacionam para cada categoria de uso do solo o prejuízo com a profundidade de submersão, tanto para as estruturas quanto para os bens no interior das edificações (Graciosa, 2010).

Medidas de contenção

Nas cidades, os eventos hidrológicos extremos, como as inundações, têm significativa relevância, dada a magnitude dos transtornos que causam para os diferentes setores sociais e atividades econômicas. De acordo com Tucci (2003), o aumento na frequência e magnitude desses eventos ao longo dos últimos 50 anos justifica a adoção ou implementação de medidas de reconfiguração da paisagem. Por sua vez, Canholi (2005) infere que a adoção exclusiva de medidas e técnicas sofisticadas de artificialização ou alterações na estrutura física do meio suscetível à presença dos eventos de inundações geralmente não pode ser considerada sinônimo de segurança frente aos impactos diretos ou indiretos. É necessário compreender a amplitude sistêmica e aprender a coexistir com esse fenômeno, valendo-se de medidas mitigadoras indiretas voltadas à prática da prevenção, minimização do grau de exposição, desenvolvimento da percepção de risco por parte da comunidade local e aprimoramento da capacidade de resiliência.

Tucci (2003) destaca que o processo de impermeabilização do solo nas cidades contemporâneas é uma realidade inerente aos centros urbanos, que, em configurações mais

recentes, passam a abarcar os pequenos centros urbanos e, de forma mais significativa, as cidades médias, acarretando prejuízos diversos para as populações expostas aos eventos hidrológicos extremos. Além disso, as falhas no gerenciamento das infraestruturas provocam sérias interferências em todo o aparelhamento urbano, sendo os mais afetados aqueles diretamente envolvidos na dinâmica dos recursos hídricos: o abastecimento de água, o transporte e tratamento de esgoto e a drenagem pluvial.

Frente a isso, o planejamento urbano integrado e interdisciplinar revela-se fundamental na tentativa de minimizar os efeitos negativos provocados pela urbanização ou, mais precisamente, pela intensa artificialização dos centros urbanos. Segundo Tucci (1999), entre as alterações e impactos derivados da urbanização sobre o ciclo hidrológico estão: a redução na infiltração da água no solo decorrente de sua impermeabilização, o aumento do quantitativo e da velocidade de escoamento superficial, o decaimento na taxa de infiltração e escoamento subterrâneo, o que pode acarretar a diminuição do volume dos aquíferos subterrâneos, a redução da evapotranspiração, a maior ocorrência de ilhas de calor urbanas e o aumento no quantitativo de sedimentos sólidos excedentes na bacia, o que pode levar ao assoreamento dos canais de drenagem, à contaminação dos recursos hídricos superficiais e de aquíferos, além de influenciar na frequência de eventos hidrológicos extremos.

Estabelecendo como foco, entre os instrumentos do saneamento básico, o sistema de drenagem urbana, Tucci *et al.* (2007) informam que esse termo se refere ao total de medidas voltadas à mitigação dos riscos de enchentes e de seus efeitos negativos sobre o espaço urbano, visando a um desenvolvimento harmonioso, interconectado e sustentável. Contudo, Freitas *et al.* (2011) argumentam que a urbanização emerge como catalisadora para a implementação da rede de canalização dos efluentes de drenagem, e tal comportamento não raro provoca sobrecarga de vazão e, por conseguinte, aumenta o risco de inundações.

Em suma, o gerenciamento das inundações nas cidades baseia-se principalmente no sistema de drenagem urbana, onde devem ser implementadas medidas de contenção, correção e/ou prevenção de cenários de riscos. Kundzewicz (2001) define que as estratégias de gerenciamento das inundações ocorrem em três níveis: as ações antecedentes às inundações, que buscam atenuar o grau de suscetibilidade aos danos, portanto, relacionadas às medidas de gestão e planejamento tanto do espaço urbano quanto das áreas de risco; as ações de alteração do comportamento da capacidade e/ou característica da vazão, compreendendo o conjunto de medidas de transformação das estruturas geomorfológicas do canal de drenagem ou de áreas

pontuais deste; e as ações voltadas à atenuação dos impactos, que podem ser realizadas durante ou após a ocorrência do sinistro.

Por sua vez, Tucci (2005) classifica as técnicas compensatórias adotadas no processo de minimização dos danos das inundações urbanas em dois grupos: as medidas estruturais, que compreendem as obras hidráulicas de engenharia voltadas para a minimização dos processos de transbordamentos; e as medidas não-estruturais, compostas por ações alternativas voltadas à prevenção e/ou mitigação do grau de exposição da população em relação ao risco de inundação (Tucci, 2007).

A respeito disso, Barbosa (2006) entende que a adoção de um único conjunto de medidas para controle de inundações, em detrimento de outras abordagens, pode comprometer a eficácia do gerenciamento desses eventos. As ações, sejam elas estruturais ou não, devem sempre focar em minimizar os impactos das inundações, uma vez que o controle total não é viável. A combinação de medidas, como barragens, diques e canalizações, com iniciativas sociais, econômicas e administrativas, é essencial para garantir à população uma convivência mais segura com o rio, minimizando tanto os danos materiais quanto as perdas humanas. Além disso, a educação e conscientização da população e a tomada de decisões embasadas nas características locais dos rios e seus impactos sociais são fundamentais.

No que se refere às medidas não-estruturais relacionadas à drenagem urbana, estas são orientadas por diagnósticos técnicos, planos de ação e decisões estratégicas. Tais medidas incluem a regulamentação do uso do solo, por meio de leis de zoneamento para áreas sujeitas a inundações; a educação ambiental focada na prevenção da poluição e erosão, além do gerenciamento adequado dos resíduos sólidos; a implementação de sistemas de previsão e alerta de inundações, monitorados pela Defesa Civil; e a adesão a seguros contra enchentes. O objetivo dessas práticas é reduzir os prejuízos socioeconômicos e ambientais decorrentes de eventos hidrológicos extremos (Farias, 2019, p. 57-58).

De forma complementar, Bourget (2001) relata que as medidas não-estruturais são compostas pelas ações de preparo, resposta, legislação, planejamento e incorporação de normas voltadas à minimização das perdas, compreendendo um conjunto de atividades passíveis de serem praticadas nos diferentes momentos de manifestação dos sinistros de inundação. Como se observa no Quadro 3:

Quadro 3. perfis de atividades voltadas ao gerenciamento das zonas de risco de inundação

ATIVIDADES DE PREPARO ÀS INUNDAÇÕES
Desenvolvimento da percepção aos riscos Planejamento dos riscos Previsão de cenários hidrológicos extremos de inundação Monitoramento para prévia detecção dos eventos de cheia
ATIVIDADES DE GERENCIAMENTO OPERACIONAL DA CHEIA
Informação às autoridades e ao público sobre o risco de inundação Resposta oficial e pública Medidas emergenciais Remoção de pessoas e objetos Medidas de combate à cheia
ATIVIDADES DE RECUPERAÇÃO NA PÓS-CHEIA
Atendimento às demandas imediatas Reconstrução de áreas atingidas Realocação/restauração do ambiente danificados Restauração econômica Revisão das práticas de gerenciamento das cheias
ATIVIDADES DE MITIGAÇÃO DO RISCO
Planejamento/gerenciamento do uso e ocupação do solo Zoneamento das áreas de risco Inclusão de orientações aos riscos junto ao Códigos de obra Desapropriação das áreas de risco Implementação de Seguros Treinamento e educação ambiental Medidas de controle físico

Fonte: adaptado de (Bourget, 2001)

Em síntese, as medidas não-estruturais correspondem às estratégias de gestão e planejamento das águas nas cidades, visando uma maior interação positiva entre as formas de apropriação social dos rios urbanos, com base no princípio de conservação da qualidade ambiental dos cursos hídricos naturais. Sua adoção é facilitada devido ao baixo custo de implantação e à eficiência na prevenção de eventos extremos. Decina e Brandão (2016) destacam a eficácia das medidas não-estruturais no controle de inundações (Quadro 4), em áreas em estágio inicial de ocupação, mas ressaltam sua menor eficácia após a consolidação da urbanização.

Quadro 4. Lista das principais medidas não-estruturais contra as inundações urbanas.

MEDIDA	CONCEITUAÇÃO
Alerta de cheia	<i>Compreende o conjunto de sistemas que auxiliam o monitoramento e análise da precipitação junto a dinâmica comportamental da vazão para previsão de inundações, podendo ser composto pela geração de cenários das manchas de risco a inundação através de modelagem hidrológica-hidráulica. Além desse, o sistema aparece composto por um conjunto de política de informação e de medidas destinadas para o momentos pré-inundação, para durante as situações emergenciais e para os momentos pós ocorrência do sinistro</i>
Realocação	<i>Corresponde a uma medida destinada a situações cuja a presença do risco encontra-se em estágio muito elevado e consiste no processo de transferência da população assentada em zonas de perigo para áreas designadas como seguras pelos órgãos competentes. Todavia, devido ao elevado custo socioeconômico atrelado a essa operação, tal medida geralmente só é adotada quando ocorre o esgotamento das demais opções</i>
Plano diretor	<i>Conjunto de ações voltadas ao planejamento e gerenciamento adequado das áreas destinadas ao desenvolvimento de atividades urbanas e das áreas com potencial de se tornarem alvo da economia imobiliária. Sua principal atribuição compreende o controle e direcionamento adequado para o desenvolvimento socioeconômico sustentável do município, se valendo de diferentes instrumentos jurídicos, técnicos e cartográficos para tanto.</i>
Zoneamento das áreas de risco	<i>Conjunto de medidas destinadas ao monitoramento e controle do processo de ocupação das áreas de risco a eventos danosos, a fim de minimizar a ocorrência de futuras perdas tangíveis e intangíveis.</i>
Flood Proofing	<i>O termo Flood Proofing destina-se às medidas de técnicas permanentes, contingentes e de emergências voltadas para impedir ou minimizar a interação do volume hídrico proveniente da inundação com as estruturas de edificações. Portanto, engloba as configurações estruturais das edificações e sua vulnerabilidade à ocorrência de danos estruturais</i>
Controle do desmatamento	<i>Compreende tanto as práticas de monitoramento para a prevenção do desmatamento irregular, quanto as ações voltadas ao reflorestamento de áreas de fragilidade ambiental aos processos de inundação, erosão do solo e assoreamento dos rios.</i>
Seguro contra inundação	<i>Compõe as propostas compensatórias às perdas provenientes de eventos de inundação, sua atuação se restringe ao cenário pós-sinistro, mas sua vantagem quanto à facilidade de implementação e minimização dos gastos econômicos assentados sobre o poder público local-regional são reconhecíveis pontos positivos à sua adoção</i>
Educação ambiental	<i>Intimamente relacionado ao público local da área de interesse, consiste no processo construção do conjunto teórico processual voltado à geração de uma consciência do bem-estar, através do desenvolvimento de práticas sustentáveis individuais no coletivo, assim como também promover a melhora na percepção das situações de exposição ao risco.</i>

Fonte: adaptado de Andjelkovic (2001); Enomoto (2004); Tucci (2005); Cortês (2009).

Barbosa (2006) informa que as medidas estruturais compreendem obras físicas realizadas no espaço urbano para auxiliar no transporte do volume hídrico excedente, visando minimizar a formação de inundações. Segundo Tucci (2005), essas medidas provocam alterações diretas no sistema de drenagem dos rios urbanos, resultando em modificações na estrutura geomorfológica deles devido à implementação de infraestruturas hidráulicas, como sistemas de canalização, retificação dos cursos hídricos e construção de barragens.

Canholi (2005) infere que as medidas estruturais podem ser subdivididas em duas categorias: as medidas extensivas e as medidas intensivas. As medidas extensivas envolvem alterações globais na dinâmica do ciclo hidrológico das bacias, como mudanças no uso e cobertura do solo, com o objetivo de recuperar áreas degradadas e minimizar o risco de enchentes. Já as medidas intensivas atuam de forma pontual sobre o sistema de drenagem, provocando alterações setoriais na dinâmica hidráulica das bacias hidrográficas, como as obras de construção de canais, entre outras (Quadro 5).

Além disso, as medidas estruturais podem ser subdivididas, de acordo com sua finalidade, em três categorias: a) aceleração do escoamento; b) retardamento do escoamento; e c) desvio do escoamento (Tucci, 2003).

Quadro 5. Principais medidas estruturais extensivas e intensivas às inundações urbanas

MEDIDA	VANTAGEM	DESVANTAGEM	APLICAÇÃO
EXTENSIVA			
Cobertura Vegetal	Redução de picos de cheia	Impraticável em grandes áreas	Pequenas bacias
Controle de Perda	Reduz assoreamento		
Lotes urbanos	Adequado para amortecer o escoamento superficial	Não praticável em áreas de elevado adensamento ocupacional	Para bacias urbanas de pequeno porte
INTENSIVA			
Dique e Polders	Alto grau de proteção	Danos significativos em falhas de operação	Grandes rios
Redução da Rugosidade por desobstrução	Aumento da vazão com pouco investimento	Efeito localizado	Pequenos rios
Corte de Meandro	Amplia a área protegida e acelera o escoamento	Impacto negativos em rios de fundo aluvionar	Área de inundação estreita
Reservatórios (bacia de amortecimento)	Controle à jusante	Localização difícil	Bacias intermediárias

Reservatório com comporta	Mais eficiente com o mesmo volume	Vulnerável a erros humanos	projeto de uso múltiplo
Reservatório de Cheia	Operação com mínimo de perdas	Vulnerável a erros humanos	Restrito ao controle de enchentes
Caminho de Cheia	Amortecimento de volume	Custo não compartilhado	Grandes bacias
Desvios	Reduz a vazão do canal principal	Depende da topografia	Bacias médias e grandes
Estocagem em canos de drenagem	Aumento na capacidade de suporte do volume hídrico	Difícil implementação e elevado custo financeiro	Para bacias urbanas
Reservatório multiuso na superfície	Permite a criação de áreas de transbordamento sem geração de danos	Não é adequado para áreas previamente ocupadas	Para bacias urbanas
Estocagem subterrânea	Retenção em áreas subterrâneas de estruturas como: ruas e prédios estratégicos, de uma parcela do volume hídrico escoado na superfície	Custo financeiro elevado	Para bacias urbanas de pequeno porte
Reservatório de detenção	Protege outros espaços de serem atingidos por inundações e contribui para o reabastecimento do lençol freático	Não é adequado para áreas densamente urbanizadas	Para bacias parcialmente urbanizadas
Reservatório em Telhado	Fácil implementação, com capacidade de retenção hídrica.	Efeito localizado	Áreas urbanas com adensamento predial elevado
Pavimentos permeáveis	Facilita o processo de infiltração do excedente escoado em superfície	Elevado custo de implantação e manutenção	Para bacias urbanas
Plano de infiltração	Auxilia a capacidade de infiltração na área de entorno aos sistemas de drenagem	Difícil implementação	Para bacias urbanas de pequeno a grande porte
Valas de infiltração	Possibilita maior capacidade de infiltração associada a filtragem de sedimentos	Capacidade de suporte limitada	Para bacias urbanas pequeno porte
Poços de infiltração	Facilita tanto a infiltração quanto o escoamento em condutos	Alto custo de implantação	Para bacias urbanas de grande porte
Valões de infiltração	Auxilia a diminuição do tempo de retenção d'água na superfície	Suscetível a erros de projeto	Áreas urbanas adensadas

Fonte: Adaptado de Andrade Filho *et al.* (2000); Tucci (2003).

Nesse sentido, deve-se destacar o conceito de canalização defendido por Welsh (1989). Esse conceito é a principal matriz de intervenção adotada em âmbito nacional para o manejo das águas pluviais urbanas. Nele, implanta-se uma variedade de obras hidráulicas,

tanto nas feições superficiais quanto subterrâneas dos canais naturais. Essas técnicas geralmente visam aumentar a velocidade no escoamento das águas pluviais nas calhas de drenagem.

Todavia, Canholi (2005) reconhece que a implementação desse modelo de medida não impede a ocorrência de sobrecarga no sistema de drenagem, mas apenas transfere o ponto de sobrecarga para áreas situadas a jusante. Essas áreas, frequentemente ocupadas por populações de menor poder econômico, acabam enfrentando graves problemas socioambientais, o que torna a gestão das águas urbanas ainda mais difícil. Para superar as deficiências do manejo das águas pluviais com o conceito de canalização, têm-se adotado medidas não convencionais, como os sistemas de "detenção" ou "reservação", que se concentram na melhoria da capacidade de infiltração ou armazenamento de volumes hídricos (Farias, 2019).

As medidas "não convencionais" são soluções alternativas para o manejo das águas em áreas urbanas, diferenciando-se das estruturas "convencionais de drenagem". O conceito de "reservação" ou "detenção", de acordo com Canholi (2005), baseia-se na construção de estruturas ou sistemas projetados para reter ou minimizar o volume das ondas de pico geradas por precipitações intensas. Esse conceito vai além do controle das vazões de pico, buscando também promover o amortecimento do volume escoado por meio de reservatórios ou facilitadores de infiltração.

Segundo Canholi (2005), os sistemas de reservação podem ser classificados em duas categorias: bacias de retenção e bacias de detenção. As bacias de retenção são reservatórios permanentes de água que aumentam seu volume durante ondas de cheia. Já as bacias de detenção são espaços sem fonte permanente de água, destinados à captação do volume precipitado. Essas bacias aceleram a capacidade de infiltração ou retardam o escoamento superficial, liberando o volume armazenado gradualmente para evitar grandes vazões de pico e inundações.

No entanto, é importante destacar que, mesmo com a adoção de medidas estruturais extensivas e/ou intensivas voltadas para a aceleração do escoamento ou detenção, não há garantia de eliminação completa dos episódios de inundações. Diversos entraves existem, como a capacidade limitada de previsão de cenários hidrológicos devido à insuficiência de dados espaciais detalhados e dados temporais densos. Esses entraves dificultam a modelagem hidrodinâmica necessária para orientar corretamente os gestores públicos na escolha da medida estrutural mais adequada.

Segundo Silva (2017), observa-se na sociedade a criação de uma falsa sensação de segurança quando medidas estruturais são adotadas e não há registro de inundações no local por um período. Essa percepção frequentemente leva à ocupação das antigas planícies de inundação, agora artificializadas, o que aumenta a exposição a eventos hidrológicos extremos. Esse contexto reforça a necessidade de combinar medidas estruturais e não estruturais para controlar os danos decorrentes.

Bacia hidrográfica como unidade de planejamento e gestão

A compreensão da bacia hidrográfica como uma unidade fundamental para a gestão dos recursos hídricos é crucial na tomada de decisões relacionadas à utilização e preservação da água. Segundo Lopes *et al.* (2016), a bacia hidrográfica corresponde a uma área topográfica de drenagem responsável pela captação do volume hídrico proveniente de episódios de precipitação e o direciona para um único ponto de saída, denominado de exutório. Faustino (1996), destaca que as bacias hidrográficas podem ser subdivididas em duas definições, denominadas de sub-bacias e microbacias. A diferença está relacionada à área de drenagem, uma vez que as sub-bacias detêm áreas relativamente superiores as microbacias, variando entre 100 km² e 700 km², enquanto que a área da microbacia possuem áreas inferiores a 100 km².

Quanto à configuração da drenagem, as sub-bacias têm a sua rede derivada dos tributários que desaguam em seu rio principal. Por outro lado, nas microbacias a sua drenagem constitui-se em um tracejado principal, direcionado a desembocar como tributário junto a um rio principal de uma sub-bacia, sendo a determinação de qual ordem a ser trabalhada de fundamental importância para a constituição de um planejamento e de uma gestão das bacias, haja vista que a adoção de determinada ordem possibilita maiores adequação no gerenciamento de determinado processo ou fenômeno dentro da área da bacia (Lopes *et al.*, 2016).

Com base nesse entendimento, a bacia hidrográfica é mais do que apenas uma unidade geográfica, representa um marco na gestão de recursos hídricos. A PNRH, conforme esclarecido pela Lei das Águas, busca a gestão integrada, participativa e a cobrança pelo uso da água dentro das bacias. O modelo adotado, influenciado pela gestão francesa, destaca a bacia hidrográfica como a principal unidade de planejamento e gerenciamento, culminando no estabelecimento de comitês de bacia, conforme exposto por (Ribeiro, 2008).

Estes comitês, por sua vez, são instrumentos eficazes para o controle, planejamento e implementação de ações voltadas ao uso sustentável e conservação dos recursos hídricos em suas respectivas regiões. Assim, a adoção de bacias como unidades de planejamento não só reconhece a interdependência dos sistemas hídricos, mas também enfatiza a necessidade de um enfoque colaborativo e holístico na gestão da água.

Junto à Política Nacional de Recursos Hídricos (PNRH), a Lei nº 9.433 de 8 de janeiro de 1997 institui o Comitê de bacia hidrográfica como ferramenta de auxílio à tomada de decisão quanto às formas de uso da água, sendo que os diferentes setores da sociedade compõem o comitê através de representantes, sejam esses o poder público, a sociedade civil e usuários dos recursos hídricos, tendo como papel norteador desses agentes a avaliação e acompanhamento das execuções das ações previstas no Plano de Recurso Hídrico da Bacia (PRHB). Assim, como função principal dos Comitê de Bacia hidrográfica está a busca por uma gestão descentralizada dos recursos hídricos configurada a partir da elaboração de um plano de bacia consistente (Costa, 2017).

A gestão em bacia hidrográfica através da implementação de projetos e planos sofreu grande influência pela recente demanda que busca combinar o desenvolvimento econômico e a preservação ambiental, no sentido de minimizar a degradação nos recursos naturais da bacia hidrográfica (Oliveira *et al.*, 2019). A coexistência de municípios que compartilham áreas de uma mesma bacia hidrográfica ou utilizam trechos comuns de cursos d'água como limites político-institucionais é uma realidade frequente. Em consonância com as perspectivas delineadas por Tucci (2003), a gestão institucional e reguladora dos sistemas de drenagem ou de bacias que abrangem múltiplos municípios pode ser conduzida por meio de três cenários distintos:

Legislação Municipal Adequada: A primeira abordagem implica na implementação de legislações municipais específicas para cada ente municipal envolvido. Cada município, dentro de sua jurisdição, estabelecerá normativas adequadas para o manejo e preservação dos recursos hídricos locais. Essa descentralização da regulação busca adaptar as políticas às peculiaridades de cada área, considerando as demandas e características singulares.

Legislação Estadual Padronizada: Uma segunda possibilidade é a adoção de uma legislação estadual abrangente, estabelecendo padrões a serem seguidos por todos os municípios envolvidos. Nesse cenário, o Estado assume o papel de regulador, assegurando que os impactos ambientais não sejam transferidos de uma jurisdição para outra. Isso proporciona uma abordagem mais uniforme e coerente para a gestão dos recursos hídricos

compartilhados.

Combinação de Abordagens: O terceiro cenário envolve a combinação das duas estratégias anteriores. Os municípios podem adotar legislações locais adaptadas à sua realidade, ao mesmo tempo em que seguem diretrizes estabelecidas pela legislação estadual. Essa abordagem integrada busca conciliar a autonomia municipal com a necessidade de coordenação e cooperação em nível regional.

Conforme destacado por Tucci (2003, p.39), a escolha entre esses cenários dependerá das características específicas de cada região e da disposição dos entes municipais em cooperar para uma gestão integrada e sustentável dos recursos hídricos. Considerando as condições citadas anteriormente, Tucci (2003) salienta que a última hipótese se adequa a um sistema de longo prazo, enquanto a primeira seria ideal para ações imediatas, até que se tenha acertadas as condições regulamentares dos setores, por parte do Comitê de Bacia e dos Planos Estaduais.

Para o desenvolvimento adequado da ideia de um planejamento integrado da gestão das águas, o Plano de bacias deve atuar em comunhão aos municípios e desenvolver ações integradas a estes visando ao adequado funcionamento do sistema de drenagem e à mitigação da degradação ambiental e do recurso hídrico. Assim, Tucci (2005) prevê a adoção de duas formas de controle da drenagem urbana, uma primeira envolvendo os ambientes externos à cidade, abarcando o sistema bacia hidrográfica em sua totalidade, enquanto o segundo consiste no ambiente interno das cidades, sendo regulado pelas leis orgânicas municipais.

Suscetibilidade, vulnerabilidade e risco

A suscetibilidade, pode ser compreendida como a característica inerente de um espaço, responsável por descrever sua fragilidade frente aos processos físicos naturais presentes. Assim, os locais mais suscetíveis são condicionados pelas características físico-naturais de fragilidade, como os fatores geológicos, climáticos, morfológicos e hidrológicos, e tendem a apresentar maiores riscos, apesar de risco, vulnerabilidade e suscetibilidade não serem equivalentes. Já que a vulnerabilidade pode ser definida como uma predisposição de algo ou alguém sofrer os efeitos da materialização de risco.

Partindo disso, Souza (2004) adota o termo suscetibilidade natural para se referir a uma fragilidade ponderada fornecida pelas características físicas naturais da área, em consonância

com a potencialidade antrópica de induzir ou contribuir para ocorrência de eventos naturais fora do padrão, indicando assim uma situação de vulnerabilidade físico-ambiental.

Com isso, temos as condições de risco ambiental derivadas de todo um complexo de vulnerabilidade aos eventos naturais extremos, proveniente do quadro de desigualdade e exclusão social tão comum nas cidades dos países subdesenvolvidos, que promovem uma maior exposição a fenômenos naturais, tecnológicos ou sociais. Sendo assim, a ideia de risco ambiental parte de uma abordagem dualista entre as ciências da natureza e as ciências da sociedade (Mendonça, 2004).

Neste contexto, a abordagem dos riscos e vulnerabilidades socioambientais enquadra-se adequado ao prisma da Geografia ambiental, por serem espacial e temporalmente mensurados, encaixando-se quanto aos interesses da Geografia pós-moderna, em que é imprescindível considerar os aspectos naturais e sociais que caracterizam os distintos grupos que compõem uma sociedade, em diferentes níveis de vulnerabilidade a um determinado risco natural. Nessa Geografia, tendo por base a sobreposição direta dos diferentes elementos que constituem o espaço geográfico, os riscos não são apenas abordados sobre a dicotomia das perspectivas natural ou social, massim, almeja-se sobressaltar a expressão espacial.

Tal realidade torna-se evidente com os processos inerentes à globalização, que acarretam alterações significativas nas paisagens, propiciando a emergência de um cenário predominante de incertezas tanto para o presente quanto para o futuro. Mensurando novas prerrogativas sobre o planejamento ambiental moderno, que até então, tem sua lógica focada em uma dinâmica das paisagens estáveis, ou seja, caracterizada por alterações ínfimas. Todavia, o cenário pós-moderno convida as sociedades a lidarem com paisagens instáveis, em que os riscos são iminentes à sua estrutura, configurando uma realidade socioespacial de risco. Dessa forma, a atuação do geógrafo se dá não mais sobre um espaço imóvel, e sim sob uma perspectiva dinâmica.

A partir de estudos como os de Veyret (2003), Mendonça (2004), entre outros, observa-se uma crescente atenção nas últimas três décadas sobre a temática dos riscos e vulnerabilidades no âmbito das cidades. Mendonça (2014) expõe que a elevação da emergência de diferentes formas de vulnerabilidades decorrentes dos riscos de distintas naturezas no âmbito das cidades tem sua gênese atrelada ao crescimento acelerado desses centros urbanos, nas diferentes ordens de escalas das cidades, onde geralmente se tem uma ausência ou inexistência de planejamento associado a uma especulação imobiliária socialmente desigual e com ritmo intenso.

Vale destacar a contribuição dos eventos naturais anômalos para elevação dos riscos e vulnerabilidades sobre os espaços urbanos. Assim, trabalhos direcionados às problemáticas socioambientais urbanas têm constantemente envolvido os temas riscos e vulnerabilidades em seus estudos, abarcando-os por um viés geográfico atrelado aos resultados das dinâmicas sociais e naturais (Mendonça, 2004).

Veyret (2007) expõe a existência de consonância entre o risco e o social, sendo aquele um objeto do social postulado como a percepção de um possível perigo por um indivíduo ou grupo social. Com isso, o risco aparece como indissociável à presença de um agente (indivíduo, população, grupo social) que o perceba e venha a sofrer os efeitos decorrentes.

Veyret (2007) chama atenção para as diferentes abordagens quanto aos riscos, gerando um quadro de complexa apreensão conceitual do termo, sendo destacada a constante presença da categoria dos riscos naturais, inerente ao grupo dos riscos ambientais. Além desse, outros são destacados, dentre os quais os principais são os riscos ambientais, os riscos industriais-tecnológicos e os riscos econômicos, geopolíticos e sociais (Mendonça, 2009). Considerando a diversidade de fatores de riscos, tem-se a possibilidade de interação entre os mesmos, levando a presença de um mesmo risco em várias categorias, promovendo a emergência dos chamados riscos híbridos. Tal postulação permite inferir que um determinado risco pode acarretar outros (Mendonça, 2004).

Nesse contexto, a vulnerabilidade pode ser compreendida como condição de um determinado grupo social encontrar-se subordinado a determinado quadro de risco. De acordo com Esteves (2011), os fatores que caracterizam a vulnerabilidade são condicionantes importantes para determinar o grau de risco. Ressalta-se que a vulnerabilidade social está amplamente atrelada ao âmbito das ciências sociais, devido ao seu suporte à estruturação de políticas públicas voltadas para os grupos de maior necessidade, portanto, em situação de maior suscetibilidade.

A vulnerabilidade na Geografia, de acordo com Mendonça (2004), emerge de forma mais sucinta sobre três contextos, o social, o tecnológico e o ambiental, tendo sido inclusive incorporado em seus debates a dimensão espacial, buscando maior compreensão e mensuração quanto às distintas escalas de riscos decorrentes da interação sociedade-natureza.

Segundo Mendonça (2004), também não se pode negligenciar a dimensão temporal dos riscos e vulnerabilidades, devido a sua relação primeiramente com fenômenos naturais que têm na sazonalidade sua característica central e em segundo as peculiaridades caracterizantes dos riscos sociais no espaço urbano, haja vista, que a heterogeneidade das

situações de vulnerabilidade espacializadas sobre a cidade, promovem efeitos singulares durante a materialização de um risco, podendo ser maior ou menor intensidade, dependendo do nível de suscetibilidade do grupo.

Vale destacar que o contexto da vulnerabilidade abarca muitas outras concepções além da tendência social, e entre as que merecem destaque estão as chamadas vulnerabilidades ambientais ou socioambientais, sendo a primeira ligada ao nível de suscetibilidade físico-natural de um dado ambiente aos efeitos danosos de um dado evento, enquanto a segunda tem sua gênese no resultante das intervenções sociais sobre as condições naturais.

Assim tem-se a postulação de quando uma ameaça não é fruto, único e exclusivo, das dinâmicas do meio físico natural, mas tem sua ocorrência ou desenvolvimento ligada à atuação das dinâmicas sociais quanto dos elementos interventores na paisagem, existe a presença tanto dos riscos, quanto das vulnerabilidades socioambientais (Veyret, 2007)

Contudo, Mendonça (2004) ressalta que esses não são similares, apesar de estarem relacionados, haja vista, que ambos são configurados por situações geográficas distintas, tendo em vista que o risco representa uma ameaça ou perigo em um dado ambiente geográfico local de residência ou presença de uma população passível de sofrer os efeitos de sua materialização, indicando assim uma exposição generalizada a um mesmo perigo. Contudo, a vulnerabilidade tem seu nível de suscetibilidade variando de acordo com uma série de fatores, tais como: sociais, econômicos, culturais, políticos, responsáveis por caracterizar a distribuição geográfica dos riscos em uma dada sociedade, podendo existir grupos com maior e outros com menor suscetibilidade.

Em síntese, aqui, compreende-se o conceito de risco como a combinação da probabilidade de um evento ocorrer e o impacto potencial que esse evento pode ter sobre a população, propriedades e o meio ambiente. O risco é composto por três componentes principais: o perigo, que representa a probabilidade e intensidade do evento de inundação; a exposição, que se refere aos elementos na área que podem ser afetados pelo evento; e a vulnerabilidade, que compreende a suscetibilidade desses elementos expostos a sofrer danos ou perdas quando sujeitos a um evento de inundação. Por outro lado, a suscetibilidade é entendida como a propensão inerente de um sistema ou objeto a ser influenciado ou afetado por um agente externo ou condição, ou seja, é a predisposição natural a sofrer um impacto, independentemente da presença ou ausência de medidas de mitigação.

Aprendizagem de máquina no contexto das inundações

As inundações, reconhecidas como fenômenos naturais inerentes à dinâmica físico-ambiental dos cursos hídricos, apresentam desafios significativos para a sociedade moderna, exigindo estratégias eficazes de gestão. Diante da gravidade e frequência com que esses eventos ocorrem, um dos maiores desafios deste século é a minimização de seus impactos. Para enfrentar esse desafio de forma efetiva, os esforços estão centrados na avaliação proativa dos riscos associados a esses eventos, materializada na forma de mapas de risco de inundação. Esses mapas delimitam as regiões suscetíveis a serem afetadas, considerando diferentes cenários de inundação em termos de frequência e magnitude.

Para a criação de mapas de risco de inundação em áreas urbanas, especialistas recorrem a uma variedade de metodologias. Estas incluem modelos numéricos, que se baseiam em relações estatísticas para interpretar entradas e saídas hidrológicas, e modelos físicos, que consideram as interações entre chuvas e escoamentos. Além disso, a tecnologia moderna, como o sensoriamento remoto e os sistemas de informações geográficas (SIG), desempenha um papel fundamental nesse processo.

No entanto, a precisão desses mapeamentos enfrenta desafios. Fatores como a natureza não linear das inundações, influenciada por variáveis como precipitação e intervenção humana, podem afetar os resultados. Além disso, a falta de dados detalhados, especialmente em países em desenvolvimento, apesar dos avanços em tecnologias de sensoriamento remoto, limita ainda mais a precisão. Por fim, certos métodos podem não ser igualmente aplicáveis em todas as escalas ou contextos.

Diante desse cenário, observa-se uma crescente adoção de modelos avançados baseados na análise de dados, especialmente com a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina (*Machine Learning - ML*). O ML, uma subárea da inteligência artificial, emprega algoritmos sofisticados que, através do treinamento com conjuntos de dados, são capazes de realizar análises e previsões precisas. Esse método representa uma evolução na forma como lidamos com a previsibilidade e análise de situações complexas.

A recente popularização do uso de algoritmos de ML em diversos campos científicos tem proporcionado avanços significativos na análise e interpretação de situações complexas. Apesar de tais algoritmos terem sua origem nas décadas de 1950 e 1960, quando pesquisadores começaram a explorar como os computadores poderiam melhorar seu desempenho em tarefas específicas sem necessariamente serem programados, foi a partir dos

anos 1990 que seu desenvolvimento e aplicação se intensificaram, graças ao aumento da capacidade computacional, ao acesso a grandes conjuntos de dados e à criação de melhores algoritmos de treinamento (Weiss, 1992; Simon, 2013).

Os algoritmos de ML apresentam grande aplicabilidade em variados campos. Estudos como o de Esteva *et al.* (2017) corroboram a utilidade dessas técnicas na área médica, melhorando a precisão e análise de imagens, além de serem essenciais na modelagem e previsão de epidemias. No setor financeiro, Fu *et al.* (2016) destacam a importância do ML na detecção de fraudes. Na engenharia e manufatura, Lei *et al.* (2018) observam o potencial desses algoritmos na otimização de processos, previsão de falhas e automação de atividades repetitivas. O impacto do ML é notável também no comércio eletrônico, com personalização de experiências de compra e gestão de estoques (Zhang *et al.*, 2014), além de avanços em tradutores automáticos e assistentes virtuais (Vaswani, 2017).

Nos campos do sensoriamento remoto, hidrologia e previsão de riscos espaciais, o ML tem demonstrado aplicações promissoras. Ma *et al.* (2016) discutem como o ML tem sido vital na categorização de imagens de satélite e monitoramento de mudanças ambientais. Na hidrologia, Kratzert (2018) enfatiza que os modelos de ML estão redefinindo a previsão de eventos como inundações e secas. Wu *et al.* (2021) afirmam que o ML é fundamental na identificação de zonas propensas a inundações, permitindo intervenções mais estratégicas para minimizar danos.

Apesar da crescente popularização e facilidade de acesso aos algoritmos de ML, o uso desses métodos para análises espaciais, especialmente para o mapeamento de áreas suscetíveis a desastres naturais como inundações e movimentos gravitacionais de massa, ainda é pontual em muitos países. Giacon Junior (2022) destaca que países como Irã, Índia, Vietnã e China lideram o volume de pesquisas publicadas sobre mapeamento de suscetibilidade a inundações, utilizando palavras-chave como *Flood Susceptibility Mapping*, *Flood Forecasting*, e *Flood Prediction*.

Na América, foram identificados apenas seis estudos sobre o tema: dois nos EUA, dois no Canadá e dois no Brasil. No contexto brasileiro, Oliveira Campos e Paz (2020) utilizaram a Análise Fractal em Itaperuna, Rio de Janeiro, para avaliar inundações históricas, e Santos, Pinheiro e Gallo Junior (2021) empregaram o método *Height Above the Nearest Drainage* (HAND) em São Luiz do Paraitinga, São Paulo, para mapear áreas suscetíveis a inundações. Contudo, em ambos os casos não houve aplicação de algoritmos de ML populares como Random Forest (RF), Redes Neurais Artificiais (ANN) e Máquinas de Vetores de Suporte

logística. A ideia principal é segmentar o espaço de entrada usando árvores de decisão e, em seguida, ajustar um modelo de regressão logística aos dados em cada segmento, proporcionando uma abordagem híbrida para modelagem preditiva (Khosravi *et al.*, 2019).

Outro modelo a ser destacado é o *Random Forest* (RF), uma técnica avançada de aprendizado de máquina que combina múltiplas árvores de decisão para criar um modelo mais robusto. Essencialmente, o RF é um conjunto (ou "ensemble") de árvores de decisão que, ao trabalharem juntas, proporcionam uma melhor generalização e reduzem a possibilidade de *overfitting* (Wang *et al.*, 2015).

A Máquina de Vetores de Suporte (SVM, do inglês *Support Vector Machines*) também merece destaque. Esse conjunto de algoritmos de aprendizado supervisionado é utilizado tanto para classificação quanto para regressão. Originada de pesquisas em teoria da aprendizagem estatística e otimização, a SVM se consolidou como uma ferramenta essencial no campo do aprendizado de máquina. O conceito principal da SVM é encontrar o hiperplano que melhor divide um conjunto de dados em classes. Imagine dois grupos de pontos em um plano que precisam ser separados; o hiperplano é a linha que divide esses pontos de forma a maximizar a distância entre a linha e o ponto mais próximo de cada grupo. Em dimensões superiores, essa "linha" é chamada de hiperplano (Tehrany *et al.*, 2015).

Por fim, é importante destacar que a ciência de dados, especialmente no domínio do aprendizado de máquina, tem evoluído de maneira acelerada nas últimas décadas, oferecendo ferramentas e técnicas cada vez mais sofisticadas para lidar com desafios contemporâneos, como as inundações e outros eventos naturais de impacto significativo.

A diversidade de algoritmos disponíveis, desde abordagens clássicas até as mais avançadas, reflete a busca contínua da comunidade científica por análises mais precisas e soluções mais eficazes. No entanto, vale ressaltar que a eficácia do aprendizado de máquina ainda depende da qualidade dos dados disponíveis, do entendimento adequado dos algoritmos por parte dos especialistas e pesquisadores, e da correta aplicação dessas técnicas ao problema em questão.

Referências

AMARAL, R.; RIBEIRO, R. R. Enchentes e Inundações. In: TOMINAGA, L. K.; SANTORO, J.; AMARAL, R. (Orgs.). *Desastres Naturais: conhecer para prevenir*. São Paulo: Instituto Geológico, 2009, p. 40-53.

- ANDJELKOVIC, I. Guidelines on non-structural measures in urban flood management. IHP-V, *Technical documents in hydrology*, n. 50, UNESCO, Paris, 2001.
- AYALA, I. A.; GOUDIE, A. *Geomorphological Hazards and Disaster Prevention*. Cambridge: Cambridge University Press, 2010.
- BARBOSA, F. A. R. *Medidas de proteção e controle de inundações urbanas na bacia do rio Mamanguape/PB*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Urbana) – Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, p.115, 2006.
- BOURGET, P. G. Collective capacity: Regional information sharing in support of floodplain management. In: *Non-Structural Measures for Water Management Problems International Workshop*, Ontario, 2001.
- BUTLER, D.; DAVIES, J.W. *Urban Drainage*. 2. ed. London: Spon Press, 2004. doi:10.1017/CBO9781107415324.004.
- Campos, P.C.d.O.; Paz, T.d.S.R.; Lenz, L.; Qiu, Y.; Alves, C.N.; Simoni, A.P.R.; Amorim, J.C.C.; Lima, G.B.A.; Rangel, M.P.; Paz, I. Multi-Criteria Decision Method for Sustainable Watercourse Management in Urban Areas. *Sustainability* 2020, 12, 6493. <https://doi.org/10.3390/su12166493>
- CANÇADO, Vanessa Lucena. *Consequências Econômicas das Inundações e Vulnerabilidade: Desenvolvimento de Metodologia para Avaliação do Impacto nos Domicílios e na Cidade*. Tese (Doutorado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte-MG, p.417, 2009.
- CANHOLI, A. P. *Drenagem Urbana e Controle de Enchentes*. São Paulo: Oficina de Textos, 2005.
- CASTRO, A. L. C. *Manual de desastres: desastres mistos*. Brasília: Ministério do Planejamento e Orçamento, 2002.
- CHERQUI, F. *et al.* Assessing urban potential flooding risk and identifying effective risk-reduction measures. *Science of The Total Environment*, v. 514, p. 418-425, 2015. doi:10.1016/j.scitotenv.2015.02.027.
- CHOW, V. T. Hydrologic Studies of Floods in the United States. *Int. Assoc. Sci. Hydrol.*, v. 42, p. 134-170, 1956.
- CHRISTOFOLETTI, A. *Geomorfologia*. São Paulo: Edgard Blücher, 1974.
- COSTA, F. E. V. *Gestão dos recursos hídricos na bacia hidrográfica do rio Caeté/Pará – Brasil*. Tese (Doutorado em Gestão dos Recursos Hídricos) - Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente-SP, p.313, 2017.
- DECINA, T. G. T.; BRANDÃO, BOCCIA, J. L. Análise de desempenho de medidas estruturais e não estruturais de controle de inundações em uma bacia urbana. *Engenharia Sanitária e Ambiental*, v. 21, n. 1, p. 207-217, 2016.
- DÉGARDIN, F.; GAIDE, P. A. *Valorizer les zones inonables dans l'Aménagement Urbain repères pour une nouvelle démarche*. Dossier Eau et Aménagement. Paris: Ministère de l'Aménagement du territoire et de l'Environnement, Centre d'Études sur le Réseaux, les Transports, l'Urbanisme et les Constructions Publiques (Certu), p.231. 1999.
- DERRUUAU, M. *Geomorfología*. 2. ed. Barcelona: Ariel, 1978.

- DIAKAKIS, M. An inventory of flood events in Athens, Greece, during the last 130 years: Seasonality and spatial distribution. *Journal of Flood Risk Management*, v. 7, p. 332-343, 2014. Doi:10.1111/jfr3.12053.
- DUTTA, D.; HERATH, S.; MUSIAKEC, K. A Mathematical Model for Flood Loss Estimation. *Journal of Hydrology*, v. 277, p. 24-49, 2003.
- DUTTA, D.; HERATH, S.; MUSIAKEC, K. Direct flood damage modeling toward urban flood risk management. In: *WORKSHOP ON URBAN SAFETY ENGINEERING*, Tailândia, 2001.
- ECKESTEIN, O. *Water resources development: the economics of Project evaluation*. Cambridge: Havard University Press, 1958.
- ENOMOTO, C. F. *Método para elaboração de mapas de inundação: estudo de caso na bacia do Rio Palmital, Paraná*. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental) – Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, Paraná-PR, p.150, 2004.
- ESTEVA, Andre *et al.* Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, v. 542, n. 7639, p. 115-118, 2017.
- ESTEVES, C. J. O. *Vulnerabilidade socioambiental na área de ocupação contínua do litoral do Paraná – Brasil*. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR, 2014.
- FALCONER, R.H. *et al.* Pluvial flooding: New approaches in flood warning, mapping and risk management. *Journal of Flood Risk Management*, v. 2, p. 198-208, 2009. doi:10.1111/j.1753-318X.2009.01034.x.
- FARIAS, A. S. de. *Inundações urbanas em Francisco Beltrão/PR: riscos e vulnerabilidades socioambientais*. Tese (Doutorado em Meio Ambiente e Desenvolvimento) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PB, p.274. 2019.
- FAUSTINO, J. *Planificación y gestión de manejo de cuencas*. Turrialba: CATIE, p.90.1996.
- FRANÇA, R. S.; GIRÃO, O.; MIRANDA, M. R. B.; RAFAEL, L. M. Identificação de áreas inundáveis no município de Jaboatão dos Guararapes - Região Metropolitana do Recife/PE. In: Okara: *Geografia em Debate* (UFPB), v. 10, p. 3-22, 2016.
- FREITAS, E.; FILHO, A.; LEITE, F. Influência da urbanização da bacia do rio Jundiáí-Mirim nas áreas de deságüe e no risco de deslizamentos. In: XIX-SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 19., 2011, Maceió. *Anais...* Maceió: ABRHidro, 2011. p. 1-12.
- FU, K.; CHENG, D.; TU, Y.; ZHANG, L. Credit card fraud detection using convolutional neural networks. In: HIROSE, A.; OZAWA, S.; DOYA, K.; IKEDA, K.; LEE, M.; LIU, D. (Org.). *Neural Information Processing: ICONIP 2016*. Lecture Notes in Computer Science, v. 9949. Cham: Springer, 2016. p. 483–490. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46675-0_53. Acesso em: 23 de janeiro de 2023.
- GARRY, G. *et al.* *Plans de prévention des risques naturels (PPR) risque d’Inundation Guide Méthodologique*. Paris: Ministère de l’Aménagement du Territoire et de l’Environnement, Ministère de l’Equipement des transports et du Logement, 1999. 123 p.
- GIACON JUNIOR, A. J. *Mapeamento de Áreas Suscetíveis a Inundações na Bacia Hidrográfica do Rio Sorocaba e Médio Tietê (SP)*. Tese (Doutorado em Engenharia Civil e Ambiental) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Bauru, p.154. 2022.

- GOERL, R.F.; KOBAYAMA, M. Considerações sobre as inundações no Brasil. In: XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2005, João Pessoa. *Anais*. 2005.
- GRACIOSA, M. C. P. *Modelo de seguro para riscos hidrológicos com base em simulação hidráulico-hidrológica como ferramenta de gestão do risco de inundações*. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. São Carlos-SP, p.191. 2010.
- GUERRA, A. T.; GUERRA, A. J. T. *Novo dicionário geológico-geomorfológico*. 3. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2003.
- HAMMOND, M.J. *et al.* Urban flood impact assessment: A state-of-the-art review. *Urban Water Journal*, v. 12, p. 14-29, 2015. doi:10.1080/1573062X.2013.857421.
- HERRMANN, M. L. P. As principais consequências negativas provocadas pelas adversidades atmosféricas no Estado de Santa Catarina. In: HERRMANN (Org.). *Atlas de desastres naturais do Estado de Santa Catarina*. Florianópolis: IOESC, 2005, p. 67-88.
- JAMES, L. D.; LEE, R. R. *Economics of Water Resources Planning*. New York: McGraw-Hill, 1971.
- JHA, A.K.; BLOCH, R.; LAMOND, J. *Cities and Flooding: A Guide to Integrated Urban Flood Risk Management for the 21st Century*. World Bank, 2012. Doi:10.1596/978-0-8213-8866-2.
- JORGE, F.N.; UEHARA, F.N. Águas de superfície. In: OLIVEIRA, A.M.S.; BRITO, S.N.A. (Org.). *Geologia de Engenharia*. São Paulo: ABGE, 1998, p.101-109.
- KHOSRAVI, K. *et al.* A comparative assessment of flood susceptibility modeling using Multi-Criteria Decision-Making Analysis and Machine Learning Methods. *Journal of Hydrology*, v. 573, p. 311-323, 2019.
- KOBIYAMA, Masato *et al.* *Prevenção de desastres naturais: conceitos básicos*. Curitiba: Organic Trading, 2006.
- KÖNIG, A.; SAEGROV, S.; SHILLING, W. Damage Assessment for Urban Flooding. In: *Global Solution for Urban Drainage*, 2002.
- KRATZERT, F.; KLOTZ, D.; BRENNER, C.; SCHULZ, K.; HERRNEGGER, M. Rainfall-runoff modelling using Long Short-Term Memory (LSTM) networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, v. 22, n. 11, p. 6005-6022, 2018.
- KUNDZEWICZ, Z.W. Non-structural flood protection and sustainability. In: *Non-Structural Measures for Water Management Problems International Workshop*, Ontario, 2001.
- KUNDZEWICZ, Z.W.; JUN, X. Flood preparedness system in China. *Hydrological Sciences Journal*, v. 49, n. 6, 2004.
- LEAL, M. *As Cheias Rápidas em Bacias Hidrográficas da AML Norte: fatores Condicionantes e Desencadeantes*. Dissertação (Mestrado em geografia física e ordenamento territorial) – Instituto de Geografia e Ordenamento do Território, Universidade de Lisboa, p.152, 2011.
- LEI, Y. *et al.* An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 65, n. 5, p. 3731-3740, 2018.

- LIMA, I. P. *Inundações urbanas: desafios ao ordenamento do território. O caso da cidade da Praia (Cabo Verde)*. Dissertação (Mestrado em Geografia física e ordenamento do território) – Universidade de Lisboa, Instituto de Geografia e Ordenamento do Território, p.139, 2012.
- LOPES, Iug *et al.* *Caracterização espaço-temporal do uso do solo da bacia hidrográfica do rio pontal*, p. 40, 2016.
- MACHADO *et al.* Curvas de danos de inundação versus profundidade de submersão: desenvolvimento de metodologia. *REGA*, v. 2, n. 1, p. 35-52, 2005.
- MENDONÇA, F. Geografia, geografia física e meio ambiente: uma reflexão a partir da problemática socioambiental urbana. *Revista da ANPEGE*, v. 5, p. 123-134, 2009.
- MENDONÇA, F. Riscos, vulnerabilidade e abordagem socioambiental urbana: uma reflexão a partir da RMC e de Curitiba. *Desenvolvimento e Meio Ambiente*, Curitiba: Editora UFPR, n. 10, p. 139-148, 2004.
- MILOGRANA CÔRTEZ, J. *Sistemática de auxílio à decisão para a seleção de alternativas de controle de inundações urbanas*. Tese (Doutorado em tecnologia ambiental e recursos hídricos) - Departamento de Engenharia Civil e Ambiental da Faculdade de Tecnologia da Universidade de Brasília, Brasília-DF, p. 316, 2009.
- NOTT, J. *Extreme Events: A physical reconstruction and risk assessment*. Cambridge: Cambridge University Press, 2010.
- OLIVEIRA, I. R. de *et al.* *Análise físico-morfométrica e socioeconômica da Bacia Hidrográfica do Rio Cedro/SC*. 2019.
- OLIVEIRA, P. *Inundações na Cidade de Lisboa*. Estudo de Hidrologia Urbana. Lisboa: Centro de Estudos Geográficos da Universidade de Lisboa, 2003.
- PARKER, D. J.; GREEN, C.H.; THOMPSON, P.M. *Urban Flood Protection Benefits: a Project Appraisal Guide*. Gower Technical Press Ltda, England, 1987.
- PEDROSA, A.; PEREIRA, A. Diagnóstico dos Fatores Condicionantes da Suscetibilidade face ao Risco de Inundação Urbana no Concelho de Matosinhos. *Territorium*, n. 13, p. 35-51, 2001.
- PIROLI, E. L. *Água e bacias hidrográficas: planejamento, gestão e manejo para enfrentamento das crises hídricas*. São Paulo: Editora Unesp Digital, 2022.
- PRIEST, S.J. *et al.* Assessing options for the development of surface water flood warning in England and Wales. *Journal of Environmental Management*, v. 92, p. 3038-3048, 2011.
- RAHMATI, O. *et al.* Development of novel hybridized models for urban flood susceptibility mapping. *Scientific Reports*, v. 10, n. 1, 2020.
- RAMOS, C. *Dinâmica Fluvial e Ordenamento do Território*. Lisboa: Núcleo de Investigação em Sistemas Litorais e Fluviais, Centro de Estudos Geográficos, Universidade de Lisboa, 2009.
- RIBEIRO, W. C. *Geografia política da água*. São Paulo: Annablume, 2008.
- Santos EDS, Pinheiro HSK, Gallo Junior H. Height Above the Nearest Drainage to Predict Flooding Areas in São Luiz do Paraitinga, São Paulo. *Floresta Ambient* [Internet]. 2021;28(2):e20200070. Available from: <https://doi.org/10.1590/2179-8087-FLORAM-2020-0070>

- SANTOS, K. R. *Inundações urbanas: um passeio pela literatura*. Élisée, Rev. Geo. UEG, Goiânia, v. 1, n. 1, p. 177-190, 2012.
- SHABMAN, L.; STEPHENSON, K.; THUNBERG, E.; DIETZ, B. *Comparing Benefit Estimation Techniques*. IWR Report 98-R-2. Alexandria: U.S. Army Corps of Engineers, mar. 1998. 123 p.
- SILVA, Ofélia de Lira Carneiro. Avaliação de impactos causados pelas enchentes em regiões ribeirinhas na cidade de Boa Vista/RR. *Revista de Ciência e Tecnologia*, v. 3, n. 4, 2017.
- SILVEIRA, A.L.L. *Provável Efeito Urbano nas relações IDF das chuvas de Porto Alegre*. In: TUCCI, C.E.M.; MARQUES, D.M.L.M. (Org). Avaliação e Controle da Drenagem Urbana. Porto Alegre: Ed. Universidade/UFRGS, 2000.
- SIMON, P. *Too Big to Ignore: The Business Case for Big Data*. Editora: Wiley, p. 256, 2013.
- SOUZA, C. R. G. Risco a inundações, enchentes e alagamentos em regiões costeiras. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE DESASTRES NATURAIS, 1., 2004, Florianópolis. *Anais...* Florianópolis: GEDN/UFSC, 2004. p.231-247.
- SPEROTTO, A. *et al.* A multidisciplinary approach to evaluate pluvial floods risk under changing climate: The case study of the municipality of Venice (Italy). *Science of The Total Environment*, v. 562, p. 1031-1043, 2015. doi:10.1016/j.scitotenv.2016.03.150.
- STRAHLER, A. N. *Geografia Física*. Barcelona: Omega, 1974.
- TEHRANY, M. S. *et al.* Flood susceptibility assessment using GIS-based support vector machine model with different kernel types. *CATENA*, v. 125, p. 91–101, 2015.
- TEHRANY, M. S.; PRADHAN, B.; JEBUR, M. N. Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, v. 504, p. 69-79, 2013.
- TEIXEIRA, W. *et al.* *Decifrando a Terra*. São Paulo: Oficina de Textos, 2000.
- TOMINAGA, L. K.; SANTORO, J.; AMARAL, R. *Desastres naturais: conhecer para prevenir*. São Paulo: Instituto Geológico, 2009.
- TUCCI, C. E. M. *Gestão das inundações urbanas*. Brasília, 2005.
- TUCCI, C. E. M. *Inundações urbanas*. Porto Alegre: ABRH/RHAMA, 2007.
- TUCCI, C. E. M.; BERTONI, J. C. (Org.). *Inundações Urbanas na América do Sul*. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2003.
- TUCCI, C.E.M. *Aspectos Institucionais no Controle de Inundações*. In: I Seminário de Recursos Hídricos do Centro-Oeste. Brasília, 1999.
- TUCCI, C.E.M. Gerenciamento integrado das inundações urbanas no Brasil. *REGA*, v. 1, n. 1, p. 59-73, jan./jun. 2004.
- TUCCI, C.E.M.; VILLANUEVA, A.; CRUZ, M. Banco de Eventos de cheias de bacias urbanas brasileiras. In: TUCCI, C.E.M.; MARQUES, D.M.L.M. (Org). *Avaliação e Controle da Drenagem Urbana*. Porto Alegre: Ed. Universidade/UFRGS, 2000.
- VASWANI, A.; SHAZEER, N.; PARMAR, N.; USZKOREIT, J.; JONES, L.; GOMEZ, A. N.; [et al.]. *Attention is all you need*. In: Advances in neural information processing systems, [s.l.], p. 5998-6008, 2017.
- VEYRET, Y. (Org.) *Os riscos: o homem como agressor e vítima do meio ambiente*. São Paulo: Contexto, 2007.

- VIEGAS FILHO, J. S. *O Paradigma da Modelagem Orientada a Objetos Aplicada a Sistemas de Apoio à Decisão em Sistemas de Recursos Hídricos*. Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000.
- WALESH, S. G. *Urban Surface Water Management*. New York: John Wiley & Sons, 1989.
- WANG, Y. *et al.* Flood susceptibility mapping in Dingnan County (China) using adaptive neuro-fuzzy inference system with biogeography based optimization and imperialistic competitive algorithm. *Journal of Environmental Management*, v. 247, p. 712-729, 2019.
- WANG, Z. *et al.* Flood hazard risk assessment model based on random forest. *J. Hydrol.*, v. 527, p. 1130-1141, 2015.
- WEISS, E. A. "Biographies: Eloge: Arthur Lee Samuel (1901-90)," in *IEEE Annals of the History of Computing*, vol. 14, no. 3, pp. 55-69, 1992.
- WOLLMANN, C. A. Revisão teórico-conceitual do estudo das enchentes nas linhas de pesquisa da geografia física. *Revista Eletrônica Geoaraguaia*, Barra do Garças-MT, v. 5, n. 1, p. 27-45, 2015.
- YU, D.; COULTHARD, T.J. Evaluating the importance of catchment hydrological parameters for urban surface water flood modelling using a simple hydro-inundation model. *Journal of Hydrology*, v. 524, p. 385-400, 2015. doi:10.1016/j.jhydrol.2015.02.040.
- ZÊZERE, J. L.; RAMOS-PEREIRA, A.; MORGADO, P. Perigos Naturais em Portugal e ordenamento do território. E depois do PNPOP?. *Geophilia*, Lisboa: C.E.G., 2007, p. 529-542
- ZHANG, K. Z. *et al.* Examining the influence of online reviews on consumers decision-making: A heuristic–systematic model. *Decision Support Systems*, v. 67, p. 78-89, 2014.

An aerial, black and white photograph of a city, likely Rio Grande do Sul, Brazil. A wide river flows through the center of the city, surrounded by dense urban development. The image is slightly blurred, giving it a sense of depth and movement.

CAPÍTULO 2

FRANCISCO HELTER FERNANDES DO AMARAL

LETÍCIA FIGUEIREDO SARTORIO

ANDRESSA GARCIA FONTANA

EDSON LUÍS PIROLI

*INTEGRANDO ALGORITMOS DE
MACHINE LEARNING E
TECNICAS DE SENSORIAMENTO
REMOTO NA AVALIAÇÃO DE
EVENTO CLIMATICO EXTREMO
NO RIO GRANDE DO SUL,
BRASIL*

Contextualização

As inundações são fenômenos naturais devastadores que ameaçam vidas humanas e causam prejuízos econômicos significativos anualmente (Janizadeh *et al.*, 2019). Esses eventos podem ser classificados em cinco categorias principais com base em suas origens e localizações: inundações fluviais, inundações por falha em sistemas de drenagem urbana, colapsos de terreno, variações nos níveis dos lagos e por elevação do nível dos oceanos (Wright, 2008). Um tipo particular de inundação fluvial é a inundação gradual, que ocorre quando o nível dos rios sobe lentamente ao longo de vários dias ou semanas, em resposta a chuvas prolongadas, derretimento sazonal de neve ou contribuições persistentes de afluentes.

Dessa forma, identificar regiões suscetíveis a inundações é essencial para uma gestão eficaz desses desastres, contribuindo para a redução de riscos e perdas. Assim a elaboração de mapas de suscetibilidade a inundações demonstra-se uma ferramenta contribuinte ao gerenciamento integral de bacias hidrográficas (Tehrany, pradhan, jebur, 2014). Contudo, a previsão precisa das áreas propensas e a criação de mapas confiáveis representam um desafio complexo e demorado, principalmente devido à natureza multifacetada das inundações, que envolvem a interação de diversos fatores geoambientais e atividades humanas, além da dificuldade em obter dados precisos e abrangentes (Bui *et al.*, 2019). Portanto, a compreensão e mapeamento dessas áreas propensas, demandam uma abordagem integrada que considere as variáveis naturais e antropogênicas, bem como o uso de tecnologias avançadas de modelagem e sensoriamento remoto.

Nesse sentido, o avanço das tecnologias computacionais e dos sistemas de informações geográficas (GIS) tem impulsionado o desenvolvimento de diversas abordagens de modelagem espacial que se valem de modelos tradicionais hidráulicos baseados em física e de métodos estatísticos baseados em dados processados por algoritmos de aprendizagem de máquina (Machine Learning-ML). Essas técnicas são utilizadas para modelar e mapear a suscetibilidade a inundações de maneira mais eficiente e com menos recursos que os métodos tradicionais (Janizadeh *et al.*, 2019).

Os modelos hidráulicos, tradicionalmente utilizados, simulam com precisão as características das inundações e têm sido amplamente aplicados para entender o comportamento hidrodinâmico em áreas propensas a inundações. No entanto, a crescente disponibilidade de grandes volumes de dados e a evolução dos métodos analíticos baseados em dados abriram novas possibilidades (Rahmati, Pourghasemi, Zeinivand, 2018). Tais métodos baseados em dados se destacam em situações onde, há uma abundância de dados

disponíveis, as condições da bacia hidrográfica permanecem estáveis ao longo do tempo e a implementação de modelos hidráulicos complexos é inviável (Chen *et al.*, 2019).

Em comparação com os modelos hidráulicos tradicionais, os métodos baseados em dados oferecem uma modelagem mais rápida e menos dependente de séries temporais longas para calibração (Prasad *et al.*, 2022). Sendo mais fáceis de implementar e demandam menos recursos computacionais, entre esses métodos, destacam-se os modelos estatísticos e probabilísticos, a tomada de decisão multicritério, a regressão logística, as árvores de decisão, as redes neurais artificiais e as máquinas de aprendizado. Ferramentas de menor complexidade, como AutoRoute e HAND (Height Above Nearest Drainage), também têm se mostrado úteis na modelagem de inundações. Embora essas técnicas tenham demonstrado eficácia, muitas outras abordagens baseadas em dados ainda não foram amplamente exploradas em estudos de inundações (Choubin *et al.*, 2019; Chang *et al.*, 2022).

Entre as técnicas emergentes de aprendizagem de máquina (*Machine Learning-ML*), destaca-se o uso de florestas aleatórias, que combinam múltiplas árvores de decisão para melhorar a precisão das previsões. Métodos de aprendizagem profunda (*Deep Learning-DL*), como redes neurais *Convolucionais* (CNNs), têm mostrado potencial para capturar padrões espaciais e temporais complexos em grandes conjuntos de dados. Redes neurais recorrentes (RNNs) e suas variantes, como *Long Short-Term Memory* (LSTM), são particularmente úteis para estimar modelos de suscetibilidade a inundações (Ahmad *et al.*, 2022).

Assim, esta atividade prática tem como objetivo avaliar o desempenho de três algoritmos de aprendizado de máquina, *Gradient Boosting Trees* (GBT), *Generalized Linear Model* (GLM) e *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS), na previsão e mapeamento da suscetibilidade a inundações na região hidrográfica do Guaíba, situada no Rio Grande do Sul, Brasil. Utilizando dados da mancha de inundações gerada pela catástrofe de maio de 2024, obtida por meio de tecnologias de sensoriamento remoto e processamento em ambiente computacional hospedado em nuvem.

O que foi a maior catástrofe climática do Rio Grande do Sul?

A enchente de maio de 2024 no estado é considerada a maior catástrofe climática ocorrida no Rio Grande do Sul, superando a cheia história de maio de 1941. Segundo o relatório da Defesa Civil do Rio Grande do Sul publicado em 20 de agosto de 2024, foram afetadas 2.398.255 pessoas, ao total 806 pessoas foram feridas, os óbitos confirmados somam 183 pessoas e 27 seguem como desaparecidas (Defesa Civil, 2024).

Além das enchentes causadas pela elevada taxa de precipitação concentrada, houve milhares de movimentos de massa associados resultando em perdas numerosas de infraestruturas. Conforme a nota técnica conjunta do IGEO e CERSRM (2024) as cicatrizes de movimento de massas ultrapassam a marca de 13 mil (26/08/2024). A área de abrangência do mapeamento produzido é em torno de 18 mil km², e estes se concentram nas bacias hidrográficas do Taquari-Antas, Caí, Sinos, Pardo, Alto e Baixo Jacuí e Vacacaí-Mirim (IGEO/CEPSRM, 2024).

Além disso, apesar do sistema de proteção contra inundações construído em 1970 (Collischonn *et al.*, 2024), a inundação de 2024 apresentou consequências mais severas que a de 1941. A nota técnica do Instituto de Pesquisas Hidráulicas - IPH compara a distribuição espacial da chuva acumulada de 01 de abril a 05 de maio (35 dias) para os anos de 1941 e 2024 na bacia hidrográfica do Guaíba. Em que em 2024, o pico da cheia foi em 05 de maio. Neste ano houve precipitação mais intensa na porção central da bacia e oeste, sobre o rio Jacuí, superando os 900 mm. O que equivale a 10 vezes a precipitação típica de abril e maio nesta região. A chuva de 2024 apresentou volume igual ou superior a de 1941, mas esta ocorreu em uma janela temporal menor, com maior intensidade (Collischonn *et al.*, 2024).

A Figura 1 apresenta a placa que indica a altura da água na enchente de maio de 1941 no Mercado Público de Porto Alegre. Acima deste é possível visualizar mancha da água da enchente de maio de 2024, nota-se que a mesma superou a de 1941 em termos de altura neste ponto da cidade.

Figura 1 - Marco da Enchente de Maio de 1941 no Mercado Público de Porto Alegre e marca da inundação de maio de 2024.



Fonte: Acervo do autor (2024).

De acordo com o boletim de atualização dos serviços de infraestrutura do RS no dia 8 de maio de 2024 o Lago Guaíba estava a uma cota de 5,14 metros, sendo que a cota de inundação é de 3 metros. A Lagoa dos Patos no Laranjal apresentava uma cota de 2,18 metros, onde o nível de inundação é de 1,50 metros. Ao total havia 198.050 pontos atendidos pela CEEE Equatorial sem energia elétrica e da RGE Sul, 210 mil pontos sem energia elétrica. A Companhia Riograndense de Saneamento - Corsan apresentava 543.776 clientes sem abastecimento de água. Além disso, diversas operadoras de telefone estavam sem serviço em alguns municípios. Nesta data, havia 85 trechos em 38 rodovias com bloqueios parciais ou totais, entre estadas e pontes (Governo Rio Grande do Sul, 2024c).

O boletim da data do dia 15 de maio de 2024 indicava que o Lago Guaíba estava a uma cota de 5,21 metros. Havia 126.839 pontos sem energia elétrica que eram atendidos pela CEEE Equatorial e 127 mil pontos sem energia elétrica da RGE Sul. Por volta de 136 mil clientes da Corsan estavam sem abastecimento de água. Em relação às rodovias havia 93 trechos com bloqueios totais ou parciais em 49 rodovias (Governo Rio Grande do Sul, 2024b). Segundo a nota técnica elaborada pelo Serviço Geológico do Brasil - CPRM o nível máximo atingido pelo Guaíba em Porto Alegre/RS no Cais Mauá foi de 5,37 m e na Usina do Gasômetro de 4,59 m. Em que o pico da inundação ocorreu no dia 5 de maio de 2024 (Germano *et al.*, 2024). A Figura-2, apresenta a enchente na data de 4 de maio de 2024 no Centro Histórico de Porto Alegre na rua Borges de Medeiros, ao fundo é possível visualizar o

Mercado Público da cidade e a presença de barcos que estavam fazendo o resgate e transportes das pessoas nas áreas atingidas.

Figura 2 - Inundação no Centro Histórico de Porto Alegre, ao fundo o Mercado Público.



Fonte: Acervo do autor (2024).

Já, o boletim da data de 5 de junho de 2024 aponta 59 trechos com bloqueios parciais e totais em 34 rodovias do estado. O Aeroporto Internacional Salgado Filho segue com atividades suspensas desde o início do mês de maio de 2024 (atualizado em 08/09/2024). Em relação às escolas estaduais afetadas, há 24 que serviram de abrigo para a população desabrigada, 577 escolas estaduais foram danificadas pelas inundações e mais de 390 mil estudantes foram afetados (Governo Rio Grande do Sul, 2024a). Portanto, diversos estudantes

ficaram longos períodos sem aula no Rio Grande do Sul, mesmo em situações em que as escolas não foram diretamente afetadas, mas foram utilizadas como abrigo. O acesso à educação é extremamente importante, ainda mais em períodos de crise, na qual a população mais vulnerável economicamente é a mais prejudicada.

A partir das informações fornecidas pelos boletins é possível mensurar o impacto e danos causados por este grande evento. Em que mesmo populações que não residem em áreas atingidas pela inundação ou deslizamentos de terra também foram atingidas indiretamente, pelo corte de energia elétrica e água, ou pela interrupção de estradas. O prejuízo estimado causado pelas enchentes nos municípios do estado alcança 12,2 bilhões de reais, a agricultura foi o principal setor econômico afetado com um prejuízo de 4,1 bilhões de reais. Além disso, 110,9 mil casas foram danificadas ou destruídas, sendo necessária uma enorme força tarefa para reconstruir o estado e entregar moradias adequadas para os que perderam suas residências e pertences pessoais (CNM, 2024).

Estima-se que o número de desabrigados devido às inundações no Rio Grande do Sul foi de 87 mil pessoas, em que a situação foi mais crítica em Canoas, São Leopoldo e Guaíba, que respectivamente apresentaram 22 mil, 15 mil e 13 mil pessoas desabrigadas. A gravidade do evento climático extremo e das inundações no estado é evidenciada pelo elevado número de desalojados, que alcançou um total de 620 mil pessoas que tiveram que deixar suas residências. Sendo que a população impactada, direta ou indiretamente, é superior a 2 milhões de pessoas, colocando como um desafio a recuperação e a resposta a este evento. Outro fato preocupante é que mais de 1 milhão e 300 mil domicílios se encontram em áreas de risco, o que saliente a grande vulnerabilidade em termos habitacionais, frente a eventos extremos (Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz, 2024a).

O elevado número de residências atingidas pelo desastre tornou necessária a organização de diversos abrigos, estes foram realizados em ginásios, escolas, igrejas. Assim, o governo do estado do Rio Grande do Sul em parceria com a UNICEF, Defesa Civil e com ministérios do Governo Federal realizou o Levantamento de Informações sobre os Abrigos Emergenciais, chamado de Censo do Abrigo. O levantamento foi realizado em 981 abrigos em 117 municípios e 69.415 pessoas participaram, os resultados podem ser consultados na plataforma SOS Enchentes RS (<https://sosenchentes.rs.gov.br/abrigos>). Na data de quatro de setembro de 2024 havia ainda 55 abrigos em funcionamento em 26 municípios, em que 2.346 pessoas estão abrigadas (Secretaria de Comunicação RS, 2024). A Figura 3 apresenta a inundação no Centro Histórico de Porto Alegre/RS na data de quatro de maio de 2024. Ao

fundo da imagem visualizamos a antiga sede da Prefeitura Municipal de Porto Alegre e já é possível notar o acúmulo de lixo nas ruas.

Figura 3 - Inundação no Centro Histórico de Porto Alegre, ao fundo a prefeitura.



Fonte: Acervo do autor (2024).

Povos indígenas no Rio Grande do Sul também foram atingidos pelas enchentes, em que 92% (147 aldeias) das aldeias indígenas do estado declararam estado de calamidade ou emergência devido ao evento climático, estas estão localizadas em 62 municípios. Em relação às comunidades quilombolas do Rio Grande do Sul, cerca de 88% destas foram afetadas

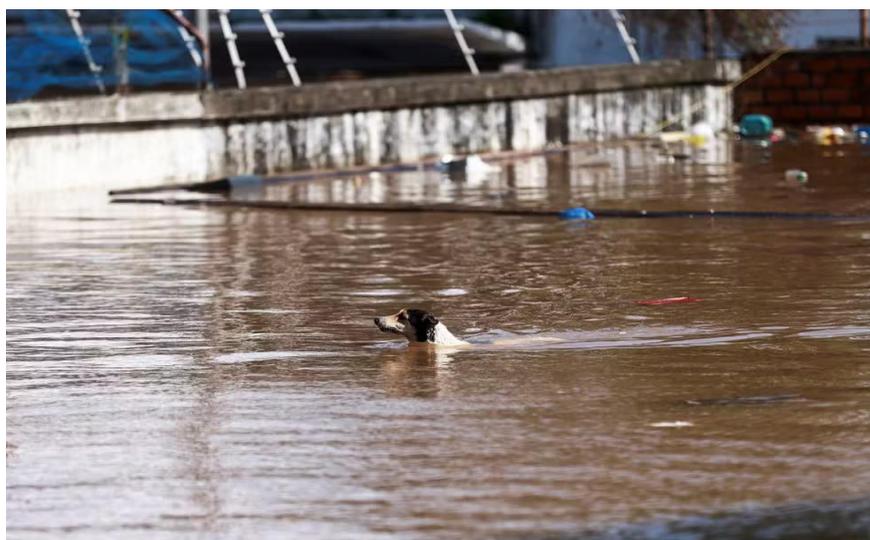
diretamente pelo evento climático. Em que há 54 municípios que declararam estado de emergência e possuem 97 comunidades remanescentes de quilombo, e 15 municípios decretaram calamidade pública, nos quais há 28 comunidades quilombolas (Governo Rio Grande do Sul, 2024d).

As comunidades de pescadores do entorno da Laguna dos Patos também foram intensamente atingidas pelas enchentes, devido à proximidade das suas residências ao corpo hídrico. Infraestruturas, como casas, galpões, equipamentos de trabalho, etc., foram destruídos e esta comunidade ficou por um longo período impedida de realizar seu ofício e garantir seu sustento. Este cenário demonstra a importância da atuação de políticas públicas que busquem auxiliar e reestabelecer estas comunidades, após esta grande crise.

Os animais também sofreram com as enchentes, houve grandes esforços para o seu resgate, como o exemplo do cavalo Caramelo que ficou horas em cima de um telhado no bairro Matias Velho em Canoas/RS e ganhou notoriedade na mídia. A Defesa Civil (2024b) do Rio Grande do Sul estima que o número de animais resgatados pode atingir a contagem de 20 mil. Atualmente, ainda há 45 abrigos ativos que abrigam cerca de 3.569 animais, entre cachorros, gatos, suínos, etc. (Secretaria da Comunicação RS, 2024).

Na Figura 4 podemos visualizar um cão atravessando a nado uma rua no bairro Humaitá, muito afetado pelas enchentes, em Porto Alegre. Muitos animais ficaram presos em cima de telhados e árvores, necessitando de resgates, o que mobilizou muitos voluntários.

Figura 4 - Cachorro atravessando rua alagada no bairro Humaitá em Porto Alegre/RS.



Fonte: Vara (2024).

Como mencionado acima, a agropecuária foi o setor econômico mais afetado pelas enchentes, resultando em grande perda da produção. Fonseca *et al.* (2024) indicou que a área inundada mapeada corresponde a 5,6% do território do Rio Grande do Sul, em que 5% da área urbana total do estado foi atingida. As classes de agropecuária foram as mais atingidas, ocupando em torno de 64% da área atingida pela inundação.

Muitas propriedades rurais foram atingidas e danificadas, como podemos verificar na Figura 5. A fotografia é do dia 31 de maio de 2024, e apresenta metade de uma chácara rural no bairro Vila da Quinta em Rio Grande/RS coberta pela água que vem da laguna dos Patos. O que ressalta o longo tempo que muitas localidades ficaram com a presença de água oriunda da enchente, impossibilitando a recuperação e produção.

Figura 5 - Enchente em propriedade rural na Vila da Quinta em Rio Grande/RS.



Fonte: Acervo do autor (2024).

Em 21 de maio de 2024 o estado do Rio Grande do Sul publicou o Decreto nº 57.626, em que aponta 78 municípios em calamidade pública e 340 em situação de emergência. Ao decorrer das chuvas e cheias intensas, construções e estradas foram gravemente afetadas, em que 9.158 localidades foram atingidas. Na zona rural houve diversos danos nas construções, como casas, galpões, armazéns, estufas, etc. Com a impossibilidade de utilizar diversas estradas e vias vicinais, há prejuízo no escoamento da produção em 4.548 comunidades. Tais estragos e impactos ressaltam a urgência em investimentos que visem a reconstrução das infraestruturas para recuperar o acesso nas zonas rurais, pois estas são importantes para a recuperação socioeconômica (Governo Rio Grande do Sul, 2024d).

As inundações geraram um impacto significativo na produção agropecuária do estado, em que diversas culturas foram perdidas. Em relação à produção de grãos houve perdas na cultura de verão, nos produtos armazenados e nos plantios iniciais de inverno. Na Região Metropolitana a produção de horticultura e fruticultura também foi impactada. Em relação à produção pecuária do Rio Grande do Sul, houve muitos impactos nos distintos tipos como nos bovinos para leite, bovinos de corte, suíno, aves, etc. Dessa forma é necessário um longo período de tempo para recuperar e reestabelecer a produção agropecuária no estado. Um número de 3.711 criadores foi afetado com perdas de animais, onde a mortalidade de bovinos impacta a produção de carne e leite a médio e longo prazo. A perda de suínos e aves tem consequências na cadeia de suprimento de proteína animal no mercado interno (Governo Rio Grande do Sul, 2024d).

Além desses impactos, a elevada precipitação, a ocorrência de enxurradas e de deslizamentos de terra causam diversos impactos negativos no solo. Nos locais onde os solos são mais suscetíveis a erosão e com menor capacidade de absorção da água, há repercussões assoladoras devido à erosão hídrica. Assim, uma grande quantidade de solo está degradada por conta da remoção de partículas e nutrientes que se encontravam nas camadas superficiais. Dentre os efeitos negativos diretos da erosão está a perda da capacidade produtiva do solo, pela remoção da camada superficial que possui melhor fertilidade e conteúdo de matéria orgânica. Os efeitos indiretos são o assoreamento de rios e reservatórios e a contaminação de recursos hídricos causado pelo transporte de fertilizantes e agrotóxicos presentes nas partículas de solo (Governo Rio Grande do Sul, 2024d).

Uma das consequências dos eventos climáticos extremos com a ocorrência de inundações e enxurradas é também o transporte de sedimentos que causam o assoreamento em muitas áreas. Este material transportado foi depositado nos recursos hídricos, ocasionando

obstruções, agravando as cheias, enchentes e alagamentos. Assim, a Secretaria de Desenvolvimento Urbano e Metropolitano do Rio Grande do Sul (2024) lançou o programa Desassorear RS, que visa o desassoreamento e limpeza de arroios, canais de drenagem e sistemas pluviais dos municípios que durante o episódio declararam emergência ou estado de calamidade.

Ademais, associada as enchentes há um elevado risco de proliferação de doenças infecciosas. Essa catástrofe ressalta a importância e necessidade de ações preventivas para proteger a população dos riscos relacionados as mudanças climáticas e eventos extremos. Estas situações impactam diretamente a saúde física e mental da população, nesta circunstância é comum o crescimento de doenças psicológicas devido ao luto, ao deslocamento de suas moradias, incertezas em relação ao futuro, etc. Tal nível de estresse pode causar ataques cardíacos, infartos, e crises de ansiedade, etc (Martins-Filho *et al.*, 2024). Portanto, a saúde mental da população é muito afetada após a ocorrência de desastres. Havendo aumento dos casos de estresse pós-traumático, ansiedade e depressão, associadas a perda de seus lares e bens pessoais, bem como causadas pelo luto devido à perda de entes queridos (Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz, 2024b).

Dessa forma, desastres de grande magnitude alteram o perfil epidemiológico, acarretando desafios para o planejamento do sistema de saúde. Com as inundações era esperado um crescimento nos casos de doenças gastrointestinais e respiratórias, bem como de lesões físicas e acidentes com animais peçonhentos. Se o acesso ao saneamento básico e a cuidados médicos fica comprometido por muito tempo, há uma tendência de elevação no número de casos. Além disso, é comum a ocorrência de picos de leptospirose, transmitida por meio do contato com a urina de roedores, após inundações (Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz, 2024b). Ademais, doenças respiratórias crônicas, como asma e bronquite, podem emergir devido à exposição ao mofo e demais irritantes presentes no ar das casas inundadas. Tornando necessário o planejamento do atendimento médico e de estratégias preventivas para proteger a população vulnerável durante e após o desastre natural (Martins-Filho *et al.*, 2024).

A falta de saneamento básico adequado durante os desastres pode intensificar a ocorrência de surtos de doenças transmitidas pela água e alimentos contaminados, e a contaminação das fontes de água aumenta o risco da circulação de doenças de veiculação hídrica, como a Hepatite A e doenças diarreicas agudas. Com a concentração de pessoas em

abrigos, o risco de transmissão coletiva de doenças se multiplica (Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz, 2024b).

Dentre as consequências mais graves decorrentes das inundações está a contaminação da água potável, gerando um grave risco à saúde pública. Adicionalmente, muitos pontos de fornecimento de água ficaram inoperantes ou inacessíveis a população, dificultando o acesso à água potável (Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz, 2024a). Há a contaminação de centenas de fontes de água no meio rural, impossibilitando o acesso à água potável de diversas famílias. Tal situação representa um sério risco para a saúde pública, sendo necessário garantir o abastecimento de água potável para a população (Governo Rio Grande do Sul, 2024d).

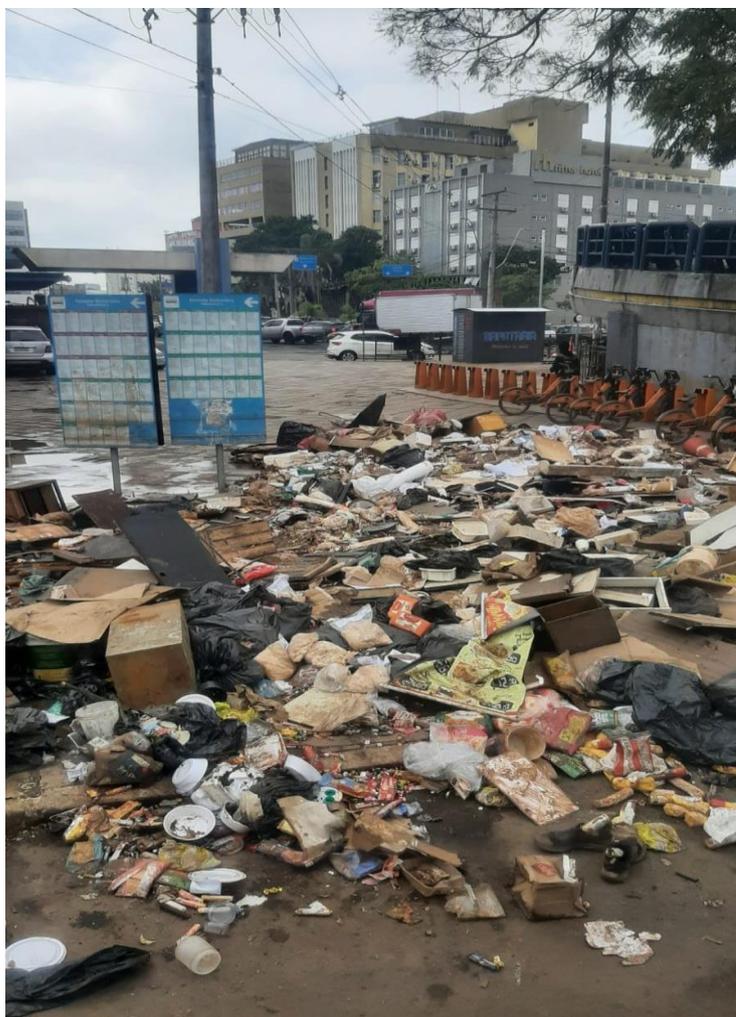
Salienta-se a necessidade em também proteger e cuidar da saúde das equipes de emergências e voluntários que atuam durante os resgates, por possuírem um papel crucial durante a resposta ao desastre. As pessoas que trabalham na linha de frente estão expostas a diversas doenças, com alto risco de contaminação, oriunda da água da inundação. Neste sentido, é essencial prover equipamentos adequados de proteção e da aplicação de vacinação preventiva. Tais ações, permitem a continuidade da atuação destes trabalhadores nas operações de resgate, sem se tornarem vítimas, e garantir a eficácia na resposta ao desastre (Martins-Filho *et al.*, 2024). Este evento extremo de maio de 2024 no Rio Grande do Sul evidencia a vulnerabilidade da região a estes eventos climáticos, ressaltando os desafios para a gestão de desastres e para a saúde pública (Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz, 2024a).

A Secretária de Saúde (2024) do estado do Rio Grande do Sul apresentou no informe de 15 de agosto de 2024 que após as enchentes houveram 7.129 notificações de leptospirose, destas 788 foram confirmadas e 26 pessoas vieram a óbito. Sendo que somente no município de Porto Alegre foram registrados 1.959 casos suspeitos. Ademais, também teve um elevado número de acidentes com animais peçonhentos, 1.370 notificações, e 28 casos de Hepatite A. Estes números demonstram que a necessidade de atendimento médico não se dá somente durante o período de crise, mas segue por meses, com o surgimento de novos casos relacionados.

Outro grande problema relacionado as enchentes foi a geração de toneladas de lixo e seu acúmulo nas ruas das cidades atingidas. Os moradores das residências atingidas perderam praticamente todos seus móveis e utensílios, e estes devido ao contato com a água possuem alto risco de contaminação. Assim, a enorme quantidade de lixo é uma ameaça a saúde da

população. Além da elevada demanda por serviços de limpeza pública e de locais adequados para a deposição dos resíduos. De acordo com a pesquisa da Rede de Soluções para o Desenvolvimento Sustentável das Nações Unidas (ONU), e do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (Pnuma) o lixo produzido pelas enchentes no Rio Grande do Sul já atinge 47 milhões de toneladas de resíduos. A Figura 6 apresenta uma significativa quantidade de lixo acumulada nos entornos da Rodoviária de Porto Alegre no dia 30 de maio de 2024, em um momento em que a água na área já estava recuando e o lixo começava a ser retirado das residências e estabelecimentos.

Figura 6 - Lixo acumulado nos entornos da Rodoviária de Porto Alegre.



Fonte: Acervo do autor (2024).

Para finalizar, a Figura 7 apresenta a vista aérea da Usina do Gasômetro e do Cais Embarcadero na data de 17 de julho de 2024, área que foi muito impactada pelas inundações e que possuía muitos empreendimentos alocados.

Figura 7 - Usina do Gasômetro e Cais Embarcadero pós-enchente em Porto Alegre.



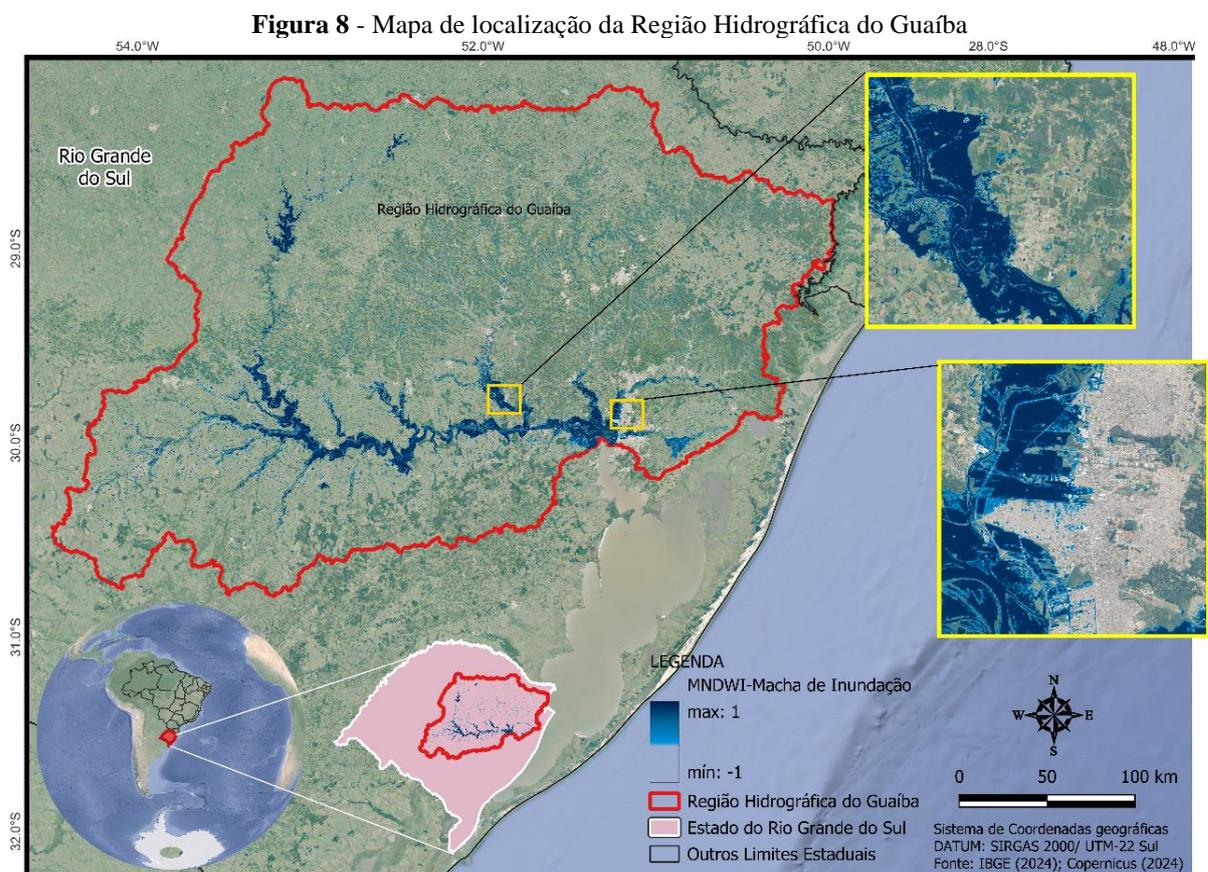
Fonte: Acervo do autor (2024).

Portanto, esta catástrofe causou diversos impactos negativos no Rio Grande do Sul. Necessitando de uma enorme força-tarefa para planejar e executar a atividade de recuperação e reconstrução das áreas atingidas. Ressalta-se a urgência de estabelecimento de um plano com ações de prevenção frente a eventos climáticos extremos, que tendem a ser tornarem mais frequentes devido às mudanças climáticas em curso. Para que, caso ocorra novamente, a capacidade de resiliência seja maior e não haja tantas perdas, principalmente de vidas humanas. Apesar, desse cenário de tragédia, é necessário destacar o movimento de solidariedade que ocorreu, tanto nos resgates, como nas doações e na construção dos abrigos.

Ação metodológica

Para realizar a abordagem prática de predição de cenários de suscetibilidade a enchentes, a partir da catalogação das áreas afetadas pelo evento de 2024, usando algoritmos de *Machine Learning*, optou-se por utilizar a Região Hidrográfica do Guaíba como área de estudo. Localizada na porção centro-leste do Rio Grande do Sul, essa região abrange uma área de aproximadamente 84.763,54 km², correspondendo a 30% do território estadual e englobando 251 municípios (Figura 8).

Topograficamente, a região é marcada por uma diversidade de províncias geomorfológicas, incluindo o Planalto Meridional, a Depressão Central, a Planície Costeira Interior e o Escudo Sul-Rio-Grandense. Esses diferentes relevos influenciam diretamente na drenagem e na distribuição das nove bacias hidrográficas da região, entre as quais se destacam as bacias do Alto Jacuí, Pardo, Sinos e Taquari-Antas. O Lago Guaíba, que dá nome à região, recebe as águas de todos esses rios e arroios, desempenhando um papel central na hidrologia local.

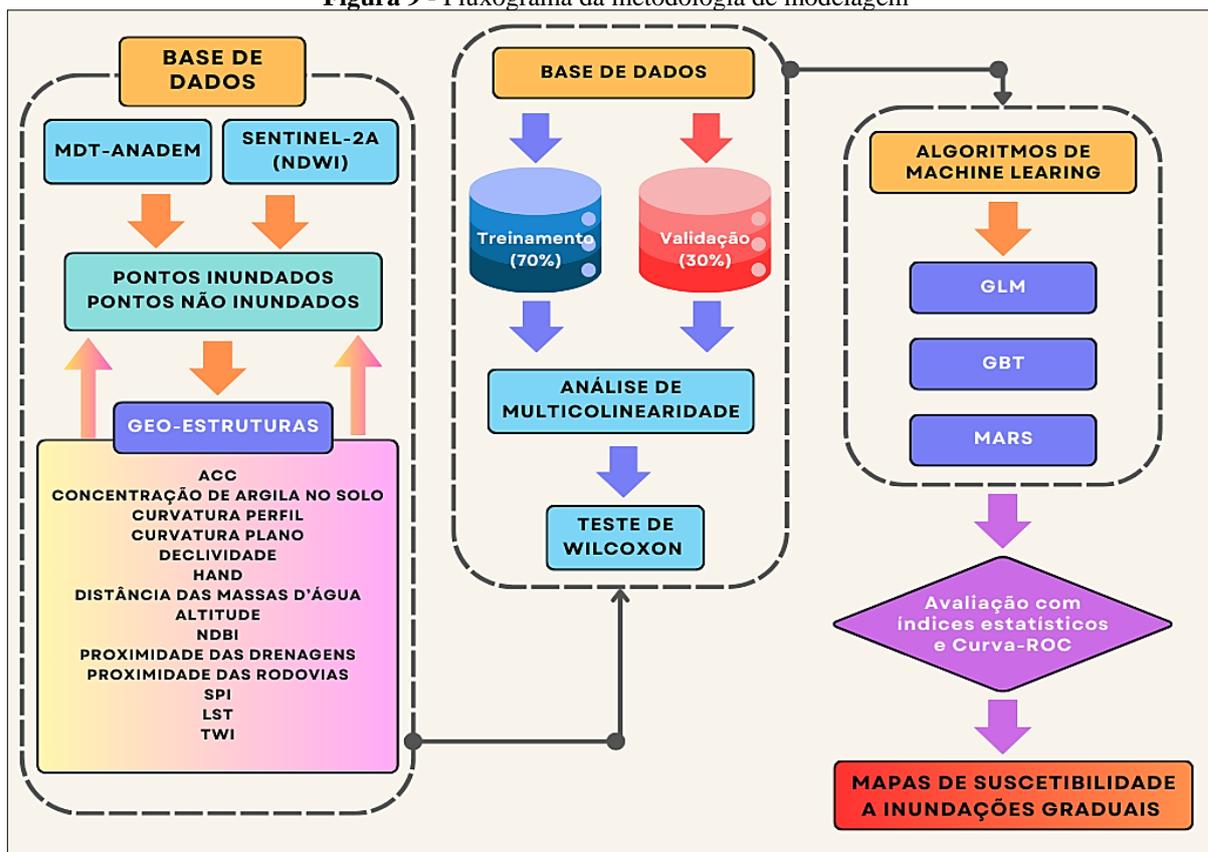


Fonte: produzido pelos autores (2024)

A região é caracterizada por um clima subtropical, com verões quentes e úmidos, e invernos frios, o que favorece a agricultura e a pecuária intensiva, atividades econômicas predominantes.

No que diz respeito aos procedimentos metodológicos gerais desta atividade prática, a mesma foi executado em seis etapas (Figura 9), a saber: (1) seleção e pré-processamento de dados de satélite e do Modelo Digital de Elevação (DEM); (2) criação de um inventário de eventos de inundação e construção de um banco de dados espacial para grandes inundações, além da seleção dos fatores condicionantes; (3) elaboração de pontos de inundação e não-inundação para fins de treinamento e validação; (4) análise da multicolinearidade e representatividade dos fatores condicionantes; (5) aplicação dos modelos GLM, GBT e MARS; e (6) validação dos modelos utilizando métricas derivadas de matrizes de contingência binária e o método da curva da área sob a característica de operação do receptor (AUROC), com a ajuda dos pontos de validação.

Figura 9 - Fluxograma da metodologia de modelagem



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

Aqui, as imagens do satélite Sentinel-2 foram usadas para os períodos pré, durante e pós-inundação na comparação e extração dos pixels inundados. Todas as cenas ópticas

Sentinel-2 no nível de processamento 2A, foram acessadas a partir da coleção COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED, que inclui bandas espectrais corrigidas atmosféricamente e ortoretificadas, e processadas através da plataforma Google Earth Engine (GEE). O modelo digital de terreno (MDT) utilizado neste estudo é o ANADEM, um modelo desenvolvido especificamente para representar a topografia da América do Sul sem o viés causado pela vegetação.

O ANADEM foi derivado a partir do processamento do modelo Copernicus DEM GLO-30, utilizando técnicas avançadas de aprendizado de máquina. Este modelo foi validado com dados altimétricos ICESat-2, demonstrando uma redução significativa do viés em comparação com o COPDEM. Detalhes sobre o ANADEM, incluindo sua metodologia de geração e resultados de validação, estão disponíveis em (Laipelt et al., 2024). O acesso ao ANADEM foi feito através do Google Earth Engine, utilizando o assetID: 'projects/et-brasil/assets/anadem/v1'. Para mais informações e download dos dados, visite o site oficial do projeto ANADEM: <https://www.ufrgs.br/hge/anadem-modelo-digital-de-terreno-mdt/>.

Tendo em vista, que um mapa preciso do inventário de inundações é crucial para os estudos de eventos extremos como as inundações. A precisão na localização das áreas inundadas é um dado fundamental para modelar adequadamente a suscetibilidade e avaliar as probabilidades associados às inundações (Seydi et al., 2022). Ao analisar os dados históricos de desastres naturais ocorridos na América latina durante o primeiro semestre do ano de 2024 no banco de dados internacional de desastres (The international disaster database - EM-DAT) distribuído pelo Centro de Pesquisa em Epidemiologia de Desastres (Centre for Research on the Epidemiology of Disasters - CRED), foi identificada a ocorrência de um evento hidrológico extremo de grandes proporções no Brasil (Delforge et al., 2024).

Correspondendo ao maior evento de inundação a atingir o estado do Rio Grande do Sul nos últimos 40 anos, o evento amplamente divulgado na mídia nacional e internacional no final do primeiro semestre de 2024 começou em 27 de abril de 2024 e durou mais de um mês. O evento afetou mais de 2,3 milhões de pessoas, forçando a saída de mais de 442 mil pessoas de suas residências e resultando em aproximadamente 173 mortes. Após revisão da literatura, verificou-se a escassez de estudos sobre modelagem da extensão das áreas afetadas por inundações, avaliação dos danos sobre estruturas econômicas de uso da terra, e projeção de danos futuros. Por essa razão, o evento foi escolhido como referência para construção de modelos de áreas suscetíveis a inundações.

Os dados ópticos de Sentinel-2 foram empregados para obter imagens que facilitaram a extração detalhada das áreas afetadas antes, durante (em momentos de ausência de nuvem) e no pós-inundação. Esses dados foram processados e analisados utilizando ferramentas avançadas de processamento de imagens, disponíveis na plataforma GEE, usando um script de automação de tarefas adaptado da proposta de Kumar et al., 2022.

Geração dos pontos de inundação e não inundação para treinamento e validação dos modelos

A inundação no Rio Grande do Sul, ocorrida entre 27 de abril e 2 de maio de 2024, foi desencadeada por uma frente fria associada a uma área de baixa pressão sobre o oceano, reforçada por um fluxo de umidade do norte do país. Em 2 de maio, outra frente fria penetrou no estado, mantendo a umidade elevada, impulsionada por uma área de baixa pressão sobre o Paraguai. Este sistema moveu-se perpendicularmente pelo Rio Grande, alcançando o leste do estado e chegando ao Oceano Atlântico. Durante esse período, várias cidades registraram entre 500 e 700 mm de chuva, equivalente a cerca de um terço da média anual de precipitação, enquanto outras áreas receberam entre 300 e 400 mm (Possantti *et al.*, 2024).

O volume de água foi direcionado para o norte do RS, resultando em extensas áreas de inundação desde 3 de maio, com evidências de umidade persistindo até 5 de junho de 2024. Esta persistência permitiu a observação da mesma região por duas revisitas do Sentinel-2. Para remover nuvens combinando cenas de diferentes datas no GEE e obter uma imagem sem nuvens, foi necessário inicialmente acessar a coleção de imagens Sentinel-2 disponível na plataforma. Em seguida, aplicou-se uma máscara de nuvens a cada imagem utilizando o “dataset” de Probabilidade de Nuvens do Sentinel-2 ou a Banda de Avaliação de Qualidade (QA60), que indica a presença de nuvens e sombras de nuvens (Pech-May et al., 2022).

Posteriormente, filtrou-se a coleção de imagens para o período de interesse, selecionando múltiplas datas para a Região Hidrográfica do Guaíba. Utiliza-se a função “Map” para aplicar a máscara de nuvens a cada imagem, removendo os pixels correspondentes a nuvens e suas sombras. Após a aplicação das máscaras, as imagens restantes foram combinadas usando técnicas de composição. Esse processo resultou em uma imagem composta livre de nuvens, integrando diversas cenas temporais e proporcionando uma cobertura clara da macha de inundação sobre a área de interesse (Figura 8). Os valores de

refletância da superfície de todos os pixels das bandas apropriadas das imagens Sentinel-2 foram então utilizados para calcular o NDWI, através da Equação 1:

$$NDWI = \frac{Green - Nir}{Green + Nir} \quad \text{Eq: 1}$$

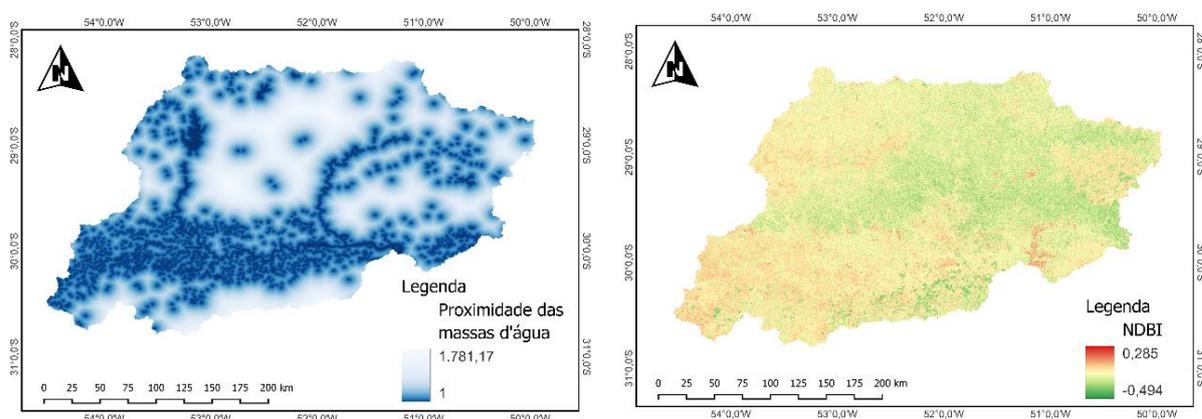
onde NDWI é o Índice de Diferença de Água Normalizada, “Nir” representa a banda do infravermelho próximo, e “Green” a banda verde da imagem de satélite. O NDWI foi desenvolvido por Gao (1996), e tem sido amplamente empregado para a extração de superfícies de água (McFeeters 1996). Após o cálculo do NDWI, foi aplicado o limiar sugerido por Housman *et al.* (2018) e Acharya *et al.* (2018) para classificar a área de estudo em zonas inundadas e não inundadas. Pixels com valores de NDWI menores que 0,2 foram considerados não inundados, enquanto aqueles com valores superiores a este foram classificados como inundados.

Após a limiarização bem-sucedida da imagem raster NDWI no GEE, a área de estudo foi categorizada em duas classes principais: áreas inundadas e não inundadas. Essas classes foram então convertidas em polígonos representando as respectivas áreas. De acordo com o estudo como de (Janizadeh *et al.*, 2019), 1000 pontos de inundação foram gerados aleatoriamente dentro dos polígonos das áreas inundadas usando a função '*criar ponto aleatório no interior de polígonos*' no software QGIS 3.34. Todos os pontos dentro dos polígonos de inundação receberam o valor 1. Além disso, foram gerados aleatoriamente 1000 pontos em áreas não inundadas, aos quais foi atribuído o valor 0. Para o particionamento dos dados, os 2000 pontos de inundação e não inundação, foram divididos em 70% para treinamento e 30% para validação dos modelos, já que não há uma regra específica para o tamanho dos subconjuntos.

Fatores condicionantes da suscetibilidade a inundação ***Fatores condicionantes empregados na modelagem***

Derivados de dados do satélite Sentinel-2 para o cenário de pré-inundação, os fatores condicionantes de proximidade em relação as massas d'água superficiais e Índice de Diferença Normalizada de Área Construída (NDBI), para a Região hidrográfica do Guaíba, podem ser observados na Figura 10 a seguir:

Figura 10 - Condicionantes da suscetibilidade de base em sensoriamento remoto



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

A distância até as áreas de acumulação de massa de água impacta diretamente a intensidade das inundações naturais e antropogênicas, incluindo áreas de represas artificiais. Esse fator influencia significativamente a propagação e magnitude das inundações. Para esta análise, utilizamos dados do Sentinel-2 para o ano de 2023. Foi criada uma máscara dos corpos d'água na área de estudo a partir do Índice de Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI). O MNDWI, introduzido por Xu (2006), é calculado pela Equação 2:

$$MNDWI = \frac{Green + Swir1}{Green - Swir1} \quad \text{Eq-2}$$

onde "*Green*" representa a banda verde e "*Swir1*" representa a banda de infravermelho de ondas curtas. Este índice é eficaz no realce de corpos d'água em imagens de satélite, facilitando a distinção de áreas aquáticas de outros tipos de cobertura do solo. Após o processo de fatiamento do MNDWI para criar a máscara de corpos d'água, o arquivo raster resultante foi utilizado como entrada em um algoritmo de "*proximidade*" para calcular as distâncias relativas dessas estruturas. O mapa final de 'distância das áreas com massa de água' foi gerado em formato raster e reamostrado para uma resolução espacial de 30 metros.

NDBI

Áreas urbanas frequentemente apresentam uma grande quantidade de superfícies impermeáveis, o que altera o ciclo hidrológico natural, reduz a capacidade de infiltração do solo e aumenta a velocidade e o volume do escoamento superficial, resultando em inundações mais frequentes e intensas. Considerando isso, várias pesquisas têm utilizado índices de

vegetação normalizados como fatores condicionantes na modelagem da suscetibilidade a inundações (Saha *et al.* (2021)). Entre os índices espectrais normalizados mais empregados está o Índice de Diferença Normalizada de Área Construída (NDBI), utilizado em sensoriamento remoto para identificar e analisar áreas urbanizadas. O NDBI foi introduzido por Zha *et al.* (2003), com o objetivo de distinguir áreas construídas de outras coberturas do solo, como vegetação e corpos d'água. Nesta pesquisa, esse índice foi calculado com base nas bandas espectrais do satélite Sentinel-2. O cálculo do NDBI é baseado na diferença entre as bandas do infravermelho próximo (NIR) e do infravermelho de onda curta (SWIR) das imagens de satélite. A fórmula matemática do NDBI é expressa na Equação 3:

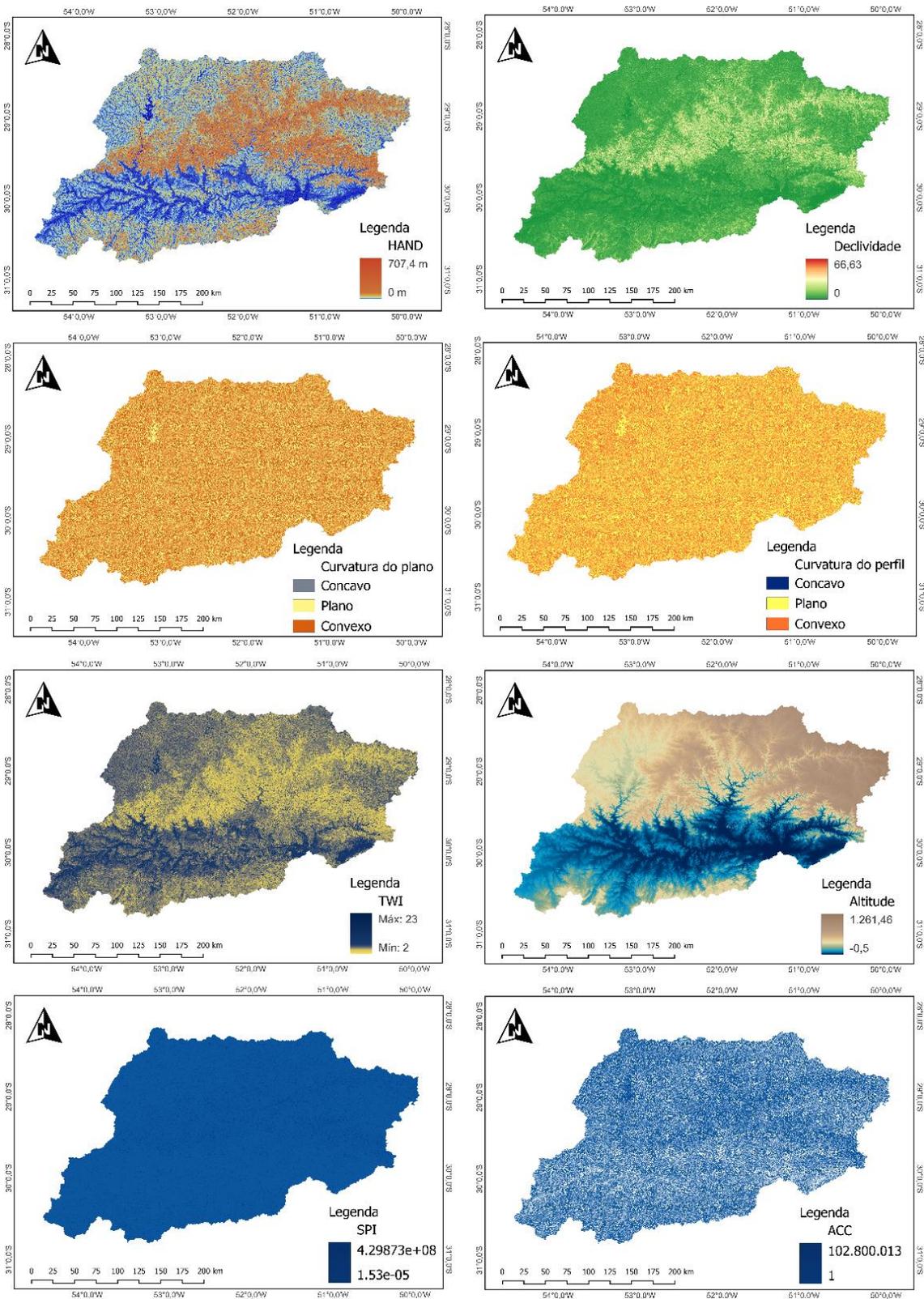
$$NDBI = \frac{Swir+Nir}{Swir-Nir} \quad \text{Eq-3}$$

onde: SWIR é a reflectância na banda do infravermelho de onda curta; NIR é a reflectância na banda do infravermelho próximo.

Os fatores condicionantes da Altura Acima da Drenagem Mais Próxima (HAND), Área de acumulação de fluxo (ACC), altitude, declividade, curvatura do plano, curvatura do perfil, Índice de Potência do Fluxo (SPI) e Índice de Umidade Topográfica (TWI), foram derivados usando métodos específicos, aplicados sobre o Modelo Digital de Terreno do ANADEM, tais fatores podem ser observados na Figura 11.

O modelo de Altura Acima da Drenagem Mais Próxima (HAND) adota uma abordagem topo-hidrológica para realinhar a altimetria de um Modelo Digital de Elevação (MDE) conforme a estrutura dos cursos de drenagem, determinando o potencial de drenagem gravitacional relativo às sub-bacias (Rennó *et al.*, 2008). Nobre *et al.* (2011) demonstraram que o HAND apresenta alta correlação com o nível de saturação hídrica do solo, permitindo discriminar zonas de instabilidade hídrica. Devido a isso, diversas pesquisas nas últimas décadas têm utilizado o HAND para identificar áreas de risco de inundação (Nobre *et al.*, 2015).

Figura 11 - Condicionantes da suscetibilidade derivado do Modelo Digital de Terreno



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

Neste estudo, adotou-se o modelo HAND para definir zonas de suscetibilidade a inundações. Desde sua proposta, o modelo tem sido implementado em softwares complexos como ArcGIS e ENVI. Para facilitar essa implementação, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) desenvolveu um *standalone* em C++, que processa o HAND em três etapas (Momo *et al.*, 2016).

Utilizando o MDT do ANAEM no *standalone* do HAND (disponível em <http://handmodel.ccst.inpe.br/>), foram executada as três etapas a seguir: (1) geração de um Modelo de Terreno Hidrologicamente Coerente (MTHC), corrigindo sumidouros com as rotinas Fill e Breaching; (2) delineamento dos caminhos de fluxo de drenagem usando o método *Deterministic Eight-Neighbors* para criar a Direção do Fluxo de Drenagem (DFD); e (3) extração da rede de drenagem com base nos arquivos MTC, LDD e ACC, definindo o limiar mínimo de área de contribuição pelo método *headwater* (Nobre *et al.*, 2011). Na terceira etapa, a reclassificação dos valores altimétricos ajusta a topologia ao redor do curso hídrico próximo, resultando em um novo arquivo de MDT com a topologia normalizada.

A acumulação de fluxo é um fator hidrológico que identifica a área de drenagem de cada célula, indicando a contribuição total de terreno para o fluxo de água em direção a uma célula específica. Valores altos de acumulação de fluxo indicam regiões com maior propensão ao acúmulo de água, aumentando a suscetibilidade a inundações (Costache *et al.*, 2020). Este índice foi calculado utilizando o MDT-ANADEM e o raster de direção de fluxo derivado com a ferramenta "Flow Accumulation" do QGIS. Esta ferramenta identifica para qual célula vizinha cada célula drena seu fluxo de água. A quantidade de fluxo de água que entra em cada célula é então calculada somando o número de células que drenam para mesma. Este processo é repetido para todas as células do DEM, resultando em um mapa de acumulação de fluxo que destaca as áreas mais propensas ao acúmulo de água.

A altitude de uma área é um dos principais fatores que influenciam a extensão das inundações devido a sua íntima relação com as áreas menos elevadas. Portanto, quanto maior a elevação do terreno, menor tende a ser a suscetibilidade (Khosravi *et al.*, 2016). Para esta pesquisa a elevação foi descrita pelo MDT do ANADEM que descreve as características topográficas com maior acuidade que o MDE-SRTM nativo (Laipelt *et al.*, 2024).

A curvatura de perfil, ou curvatura vertical, é um fator determinante para a ocorrência de inundações, pois representa a variação dos gradientes de inclinação na direção da máxima declividade, influenciando a aceleração e a magnitude do fluxo superficial (Vafakhah *et al.*, 2020). A curvatura de perfil pode ser classificada em três tipos: superfícies côncavas,

convexas e planas. Superfícies côncavas possuem valores positivos, indicando uma tendência a concentrar e reter fluxos de água, enquanto superfícies convexas possuem valores negativos, dispersando os fluxos. Valores próximos de zero geralmente correspondem a áreas planas ou fundos de vale (Tehrany *et al.*, 2013). A curvatura de perfil foi calculada a partir do MDT-ANADEM da área de estudo, utilizando a ferramenta "Curvature" do pacote SAGA, executada no software QGIS, versão 3.22.

A curvatura plana refere-se à direcionalidade paralela à inclinação máxima (Kimerling *et al.*, 2016). Valores positivos indicam convexidade lateral, valores negativos indicam concavidade, e valores zero indicam planicidade em uma célula específica. Esse fator auxilia na identificação de áreas onde o escoamento superficial pode ser acelerado ou reduzido. Neste estudo, a curvatura plana foi gerada utilizando a ferramenta de análise morfológica "curvature" do SAGA, integrada ao QGIS 3.16, e calculada com base nos dados do MDT-ANADEM.

A declividade refere-se à variação no ângulo em relação ao plano horizontal ou na alteração de altura por unidade de distância percorrida, podendo ser expressa em porcentagem ou graus a partir de uma linha ou plano (Meraj *et al.*, 2018). A declividade influencia diretamente o escoamento superficial e o grau de infiltração da água na topografia, tornando-a um dos principais fatores explicativos em estudos de previsão de inundações (Tehrany *et al.*, 2019). A declividade da área em estudo foi calculada a partir dos dados do MDT-ANADEM utilizando a ferramenta nativa "slope" do software livre QGIS, versão 3.34.

O Índice de Potência do Fluxo (SPI) descreve o carregamento e a descarga em uma área específica de um sistema fluvial responsável pela erosão (Saber *et al.*, 2023). Diversos estudos têm considerado o SPI um fator relevante para inundações, pois também descreve o fluxo superficial. Valores elevados de SPI sugerem um fluxo rápido de água, destacando áreas com maior suscetibilidade a inundações (Tehrany; Kumar 2018). O cálculo do SPI foi realizado seguindo um método derivado de Jebur *et al.* (2014), que integra a área de fluxo acumulado e a declividade por meio da Equação 4.

$$SPI = A \times \tan\beta \quad \text{Eq: 4}$$

onde A e β corresponde a Área de acúmulo de fluxo e o gradiente de declividade em cada pixel, respectivamente.

O Índice Topográfico de Umidade (TWI) define a distribuição espacial do estado de umidade em diferentes níveis topográficos do terreno, caracterizando a concentração de

umidade do solo e influenciando as condições hidrológicas locais (Moore *et al.*, 1993; Tehrany *et al.*, 2015). Este índice é construído a partir da relação entre a área ascendente da encosta, que serve como uma proxy para o fluxo de água em direção a um ponto, e a inclinação local nesse ponto (Grabs *et al.*, 2009). Neste estudo, o TWI foi calculado a partir do MDT-ANADEM utilizando o QGIS 3.34, conforme a Equação 5.

$$TWI = \ln(A / \tan\beta) \quad \text{Eq: 5}$$

onde: A e β corresponde a Área de acúmulo de fluxo e o gradiente de declividade em cada pixel, respectivamente.

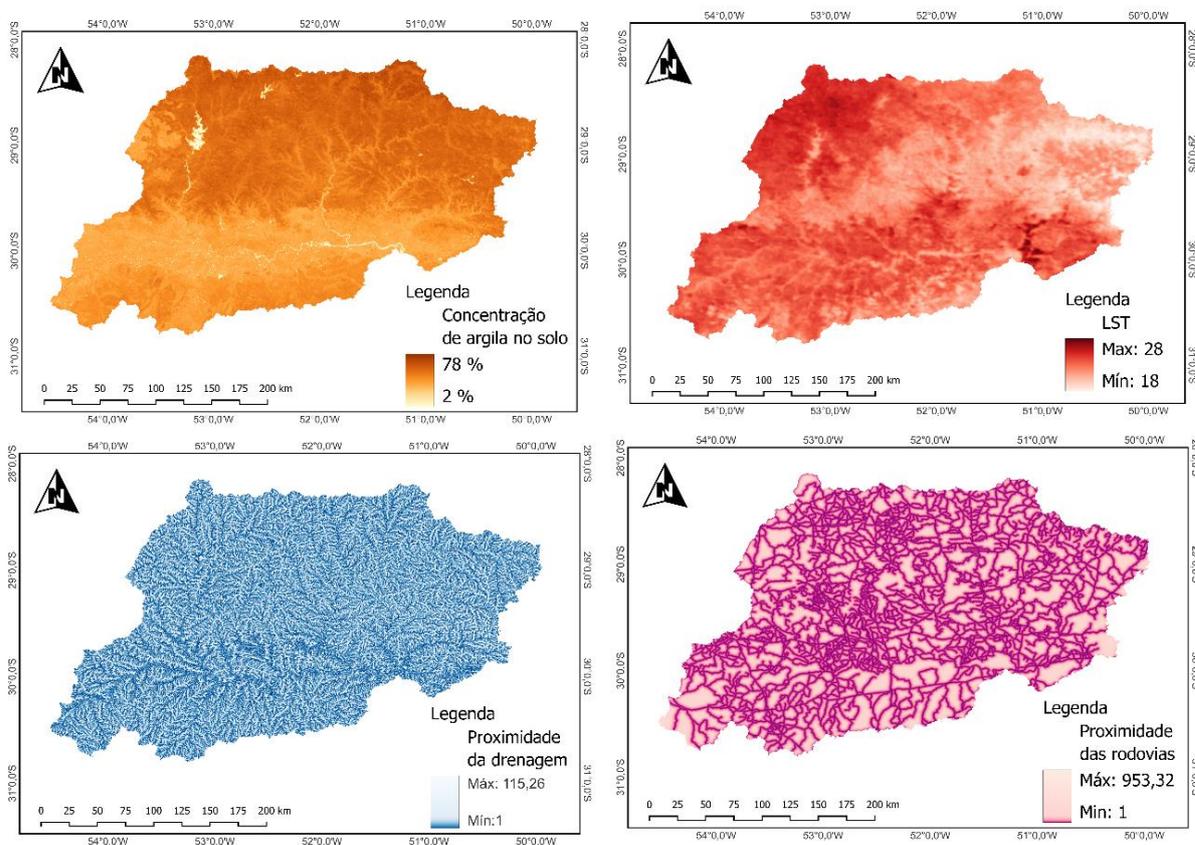
Além dos fatores condicionantes derivados de dados de satélite e da condição topohidrológica, foram selecionados outros quatro fatores relacionados a condição geológica, pedológica e antrópica sendo esses: a proximidade das drenagens, proximidade das rodovias, temperatura de superfície e concentração de argila no solo, observados na Figura 12.

A distância até as áreas de drenagem influencia diretamente a intensidade do impacto das enchentes e determina a extensão até onde a água das cheias se espalhará a partir do rio. Assim, a propagação e a magnitude das inundações são significativamente afetadas por este fator. Utilizou-se dados vetoriais da drenagem nacional disponibilizado pela Agencia Nacional de Água e Saneamento (ANA), como entrada no algoritmo de “proximidade” para calcular a distância até as drenagens. O mapa final de ‘distância dos rios’ foi gerado em formato raster e reamostrado para uma resolução espacial de 30 metros.

A concentração de argila no solo afeta significativamente a ocorrência de inundações devido às suas propriedades físico-químicas que influenciam a infiltração e propiciam a retenção de água. Solos argilosos possuem partículas finas e coesas, resultando em baixa permeabilidade que impede a rápida infiltração da água, promovendo o acúmulo na superfície e aumentando o escoamento superficial durante chuvas intensas.

Nesta pesquisa, a representação da estrutura do solo foi realizada utilizando dados de teor de argila em % (kg/kg) até 100 cm de profundidade, acessados no repositório GEE (“OpenLandMap/SOL/SOL_CLAY-WFRACTION_USDA-3A1A1A_M/v02”), e posteriormente baixados para a área de estudo com resolução espacial de 250 m²/pixel (Tomislav Hengl, 2018). Esses dados foram então carregados no QGIS e reprojatados para uma resolução de 30 m².

Figura 12 - Condicionantes da suscetibilidade de base em outras fontes



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

A distância das estradas é um parâmetro fundamental na modelagem de suscetibilidade a inundações (Tehrany *et al.*, 2017). As estradas criam superfícies impermeáveis, resultando em menor infiltração da precipitação (Shuster *et al.* 2005). Os dados vetoriais da rede rodoviária nacional do Brasil, referente ao ano de 2023, foi baixado no site do Ministério dos Transportes (<https://www.gov.br/transportes/pt-br/assuntos/dados-de-transportes/bit/bit-mapas>) e atualizados para a área de interesse usando os dados do portal *OpenStreetMap* (<https://www.openstreetmap.org/>), que é fruto de um projeto de mapeamento colaborativo (CMPs), cuja aplicabilidade já fora discutida por pesquisas anteriores de afirmaram sua adequabilidade (Heipke, 2010; Fan *et al.*, 2014).

Para o tratamento e realização do cálculo da distância até as estradas foi utilizado o software QGIS, versão 3.22, em que, de posse da base vetorial corrigida, essa foi convertida em arquivo raster e utilizada a ferramenta “rasterizar” e este foi usado como dado de entrada

para a ferramenta de processamento GDAL “aproximação”, sendo definido como informação de saída um arquivo raster.

A Temperatura de Superfície Terrestre (LST - *Land Surface Temperature*) exerce uma influência multifacetada no processo de ocorrência de inundações, integrando interações complexas entre variáveis climáticas, hidrológicas e geomorfológicas. A LST, ao refletir o balanço de energia na superfície terrestre, modula a evapotranspiração, alterando os padrões de umidade do solo e a dinâmica do ciclo hidrológico. Em áreas urbanizadas, onde a LST tende a ser elevada devido ao efeito de ilha de calor, a capacidade de infiltração do solo é reduzida, exacerbando o escoamento superficial durante eventos pluviométricos intensos.

Neste estudo, a caracterização da temperatura da superfície terrestre (LST) foi realizada utilizando a média LST do ano de 2023 para a área de interesse, os dados do produto MOD11A2 V6.1, que oferece informações sobre a LST em intervalos de 8 dias com uma resolução de grade de 1200 x 1200 quilômetros (Wan, Hook, Hulley, 2021). Estes dados foram acessados diretamente das plataformas Terra e Aqua e utilizados para analisar a distribuição térmica na área de estudo. Após a obtenção dos dados, foram processados para uma melhor resolução espacial de 30 metros no software QGIS.

Métricas de avaliação da adequabilidade dos fatores

Nas análises de regressão, a colinearidade ou multicolinearidade (Alin, 2010) se refere à 'não independência das variáveis preditoras' (Ferrari; Glauber, 1967). Para evitar a colinearidade é aconselhável a exclusão das variáveis fortemente relacionadas para obter modelo não tendenciosos. O fator de inflação da variância (VIF) e a tolerância (TOL) são os dois índices comumente aplicados para identificar a existência de fatores condicionantes a serem utilizadas no exercício de modelagem com colinearmente forte. TOL e VIF são expressos matematicamente nas Equações 6 e 7, respectivamente:

$$TOL = 1 - R_v^2 \quad \text{Eq: 6}$$

$$VIF = \frac{1}{TOL} \quad \text{Eq: 7}$$

onde R^2 representa o 'coeficiente de determinação de uma regressão das variáveis explicativas sobre todas as outras variáveis explicativas' e $VIF > 5$ e $TOL < 0,1$ indicam um problema grave de multicolinearidade (Hair *et al.*, 2013). A análise de multicolinearidade foi realizada através da 'Regressão Exploratória' incorporada na Ferramenta de Estatísticas Espaciais do ArcGIS 10.3.

De forma complementar, para verificar a existência de representatividade entre os fatores condicionantes e amostras de suscetibilidade a inundação e não-inundação, essa pesquisa utiliza o teste de Wilcoxon para duas amostras independentes. O teste de Wilcoxon é aplicado quando a normalidade dos dados não pode ser assumida, comparando as medianas das duas amostras. O resultado do teste é interpretado com base no valor W , que representa a soma dos ranks, e no p-valor, indicando a probabilidade de observar um resultado tão extremo ou mais, assumindo que as amostras são iguais. Se o p-valor for inferior a 0,05, rejeita-se a hipótese nula, concluindo-se que há uma diferença significativa entre as amostras (Wilcoxon, 1945).

Algoritmos de modelagem da suscetibilidade a inundações

O *Modelo Linear Generalizado* (GLM), introduzido por Nelder e Wedderburn (1972), é uma extensão dos modelos de regressão linear tradicionais, permitindo a análise de relações não lineares e a adaptação a diversas distribuições estatísticas. Isso o torna especialmente eficaz para dados espaciais e temporais. O GLM cria uma relação linear entre variáveis independentes e dependentes, utilizando funções de ligação, como a logística, para modelar situações específicas. O GLM é sustentado por três componentes principais. O componente aleatório define a distribuição das variáveis de resposta e preditoras. O componente sistemático descreve como as variáveis preditoras se relacionam com um parâmetro específico. Finalmente, a função de ligação conecta os componentes aleatório e sistemático, facilitando a modelagem das inter-relações entre variáveis (Guisan *et al.*, 2002).

Na regressão logística, a função de ligação utilizada é o *logit*, que mapeia a probabilidade de ocorrência de um evento ($y = 1$) em relação aos valores das variáveis independentes, estabelecendo uma relação linear entre os preditores e a probabilidade do evento (Koubbi *et al.*, 2011). Essa abordagem do GLM com função de ligação logística é amplamente aplicada em estudos de projeção espacial, como a análise de inundações

(Pourghasemi *et al.*, 2021). Neste estudo, o GLM foi implementado usando a biblioteca "stats" no software RStudio versão 4.0.2. A função de ligação "logit" da família binomial foi escolhida, adequada para variáveis de resposta binárias. A importância relativa dos fatores condicionantes no GLM foi obtida utilizando o recurso "summary" para plotagem e análise.

O *Gradient Boosted Trees* (GBT) é um robusto algoritmo de aprendizado de máquina, parte dos métodos de Ensemble, destacando-se em tarefas de classificação e regressão. Desenvolvido por Friedman (1999), O GBT funciona através da combinação de várias árvores de decisão individuais, onde cada árvore subsequente é treinada para corrigir os erros cometidos pelas árvores anteriores. Isso é feito utilizando a técnica de boosting, originalmente proposta por Robert Schapire, onde o modelo é ajustado iterativamente (Jolicoeur-Martineau *et al.*, 2024). A ideia fundamental é que cada nova árvore criada tenta reduzir a função de perda, normalmente utilizando o gradiente descendente para ajustar os pesos das instâncias de treinamento. Cada nova árvore é ajustada para os resíduos das previsões anteriores, e a combinação ponderada de todas as árvores é usada para fazer previsões finais. A função de perda é minimizada iterativamente, o que resulta em um modelo final robusto e preciso (Nespoli; Medici, 2022). Nesta pesquisa o modelo GBT foi implementado usando o pacote "gbm" no R, aplicando várias técnicas para ajustar e otimizar o modelo, a fim de obter previsões precisas e robustas para problemas de regressão binária.

A técnica de Splines de Regressão Adaptativa Multivariada, introduzida por Friedman (1991), é uma abordagem de aprendizado de máquina que permite estimar funções gerais em alta dimensão. Trata-se de um processo adaptativo de modelagem baseado em estatísticas não lineares e não paramétricas. De acordo com Mosavi *et al.* (2020) a função básica de regressão não paramétrica é formulada com base nas respostas e nos preditores.

Esse modelo apresenta grande flexibilidade para prever eventos com base nas variáveis independentes em relação à variável dependente. Seu principal objetivo é determinar com precisão o efeito do conjunto de variáveis independentes na variável dependente, possibilitando assim a modelagem de relacionamentos complexos (Adnan *et al.*, 2019). Uma característica importante do modelo MARS é sua capacidade de definir a relação funcional entre as variáveis dependentes e independentes usando um conjunto de coeficientes que calculam seus impactos separadamente (Busto Serrano *et al.*, 2020).

Por essa razão, o algoritmo MARS é conhecido por definir funções básicas com diferentes intervalos de variáveis independentes (Darabi *et al.*, 2019). Além disso, assim como outros modelos, o MARS possui uma característica essencial, a sensibilidade específica à

correlação entre variáveis (Emami et al., 2020). Neste estudo, o pacote "earth" foi empregado no software RStudio para implementar e analisar o MARS. A Importância das variáveis sobre o modelo MARS também foi plotada usando o recurso (summary).

Validação dos modelos de suscetibilidade

Para avaliar o desempenho qualitativo dos modelos, diversas métricas são recomendadas (Guha *et al.*, 2016). Neste estudo de caso, foram adotadas as seguintes métricas para medir validação dos modelos: Acurácia (*Accuracy* - ACC), Estatística de Habilidade Verdadeira (*True Skill Statistic* - TSS), Coeficiente de Correlação de Matthews (*Matthews Correlation Coefficient* - MCC), *F1-Score*, Sensibilidade (*Sensitivity*-Se), Especificidade (*Specificity*-Sp), Taxa de Valor Positiva (*Prediction Positive Value* - PPV) e Taxa de Valor Negativa (*Value Prediction Negative* - VPN), além da métrica da área sob a curva característica de operação do receptor (*Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve* - AUC-ROC) para os dados de treinamento e validação (Rahmati *et al.*, 2019).

Essas métricas foram empregadas para avaliar a validação dos modelos com base nos 30% dos pontos amostrais utilizados no inventário de inundação com as configurações geoespaciais produzidas pelos modelos. Isso foi feito em termos de presença (locais com inundação) e ausência (locais sem inundação) (Darabi *et al.*, 2019).

A Curva Característica de Operação do Receptor (Receiver Operating Characteristic Curve), conhecida como curva ROC, é um gráfico que representa a relação entre a taxa de verdadeiros positivos (sensibilidade) no eixo Y e a taxa de falsos positivos (1 - especificidade) no eixo X. Esta abordagem é amplamente utilizada na validação de modelos preditivos, pois permite uma avaliação equitativa ao utilizar todas as componentes da matriz de confusão. Assim, a curva ROC facilita a comparação da qualidade de modelos gerados por diferentes algoritmos de aprendizado de máquina (Bui *et al.*, 2019).

A avaliação da curva ROC é feita através da métrica AUC (Área Sob a Curva), que estima a probabilidade de que um pixel rotulado corretamente tenha um valor maior que um pixel rotulado incorretamente. Os valores da AUC variam de 0 a 1, sendo que valores próximos de 1 indicam um bom desempenho do modelo, enquanto valores inferiores a 0,5 sugerem um modelo inadequado (Rahmati *et al.*, 2019).

Resultados

Para esta análise, o teste de multicolinearidade de 14 fatores influenciadores do processo de inundações foi realizado considerando os limites de VIF e TOL (Tabela 2). O intervalo de VIF variou de 1.002 a 2.503, sendo que os valores mais altos e mais baixos de VIF estavam associados, respectivamente, à declividade e à curvatura do plano. No caso do TOL, o intervalo foi de aproximadamente 0,399 a 0,998. Os valores mais altos e mais baixos do limite de TOL estavam associados, respectivamente, à curvatura do plano (0,998) e à declividade (0,399), como observado na Tabela 2.

Tabela 2 - Avaliação da presença de multicolinearidade entre os fatores condicionantes

Fatores Condicionantes	TOL	VIF
ACC	0.5389130	1.855.587
Concentração de Argila no solo	0.4661154	2.145.391
Curvatura perfil	0.9190657	1.088.061
Curvatura plano	0.9977002	1.002.305
Declividade	0.3994246	2.503.601
HAND	0.4695033	2.129.911
Distância das massas d'água	0.6423198	1.556.857
Altitude	0.5350685	1.868.919
NDBI	0.7981677	1.252.870
Proximidade das drenagens	0.8042319	1.243.422
Proximidade das rodovias	0.7884634	1.268.290
SPI	0.5476934	1.825.839
LST	0.5767738	1.733.782
TWI	0.5227960	1.912.792

Fonte: produzida pelos autores (2024)

Não houve problema de multicolinearidade nas variáveis selecionadas para estimar a suscetibilidade a inundações. Portanto, todas as 14 variáveis influenciadoras demonstraram-se adequadas para modelar a suscetibilidade a inundações na área de estudo.

A análise de significância das variáveis utilizando o teste de Wilcoxon revelou relações distintas com as condições de inundação e não inundação, baseadas nos resultados do rank-W de direcionamento e no P-valor de significância (Tabela 3). Todas as variáveis apresentaram P-valor inferior a 0.05, permitindo rejeitar a hipótese nula e demonstrando que são estatisticamente significantes para exercer relevância com suas características sobre as condições de inundação, com base nas amostras condicionais catalogadas.

Tabela 3 - avaliação da direção e significância dos fatores condicionantes

Fatores Condicionantes	Rank-W	P-VALOR
ACC	6818570	< 2.2e-16
Concentração de Argila no solo	2607204	< 2.2e-16
Curvatura perfil	5315232	< 2.2e-16
Curvatura plano	5736660	4,33E-03
Declividade	2233950	< 2.2e-16
HAND	1494489	< 2.2e-16
Distância das massas d'água	3519765	< 2.2e-16
Altitude	2182681	< 2.2e-16
NDBI	6467942	4,98E-02
Proximidade das drenagens	4155339	< 2.2e-16
Proximidade das rodovias	7750228	< 2.2e-16
SPI	4680470	< 2.2e-16
LST	4693606	< 2.2e-16
TWI	9681495	< 2.2e-16

Fonte: produzida pelos autores (2024)

Considerando a magnitude das diferenças entre os pares das condições de interesse (inundação e não inundação), expressa pelo valor do rank-W, pode-se identificar que as variáveis ACC (6.81), curvatura do perfil (5.31), NDBI (6.46), TWI (9.68) curvatura do plano (5.73) e proximidade de rodovias (7.75) tiveram valores de W superiores a 5.0, usado como limiar de corte nesta pesquisa, sugerindo uma relação positiva com a inundação, ou seja, à medida que os valores desses fatores condicionantes aumentam, a suscetibilidade à inundação também tende a aumentar.

Por outro lado, as variáveis argila no solo (2.60), declividade (2.23), HAND (1.49), distância da massa d'água (3.51), MDE (2.18), SPI (4.68), LST (4.69) e proximidade de rios (4.15), apresentaram valores de W inferiores a 5.0, indicando uma relação inversa com a inundação. Isso significa que, conforme os valores desses fatores aumentam, a suscetibilidade à inundação tende a diminuir.

Em suma, o teste de Wilcoxon revelou que todos os fatores condicionantes são estatisticamente significantes para avaliar a suscetibilidade a inundações, com mais da metade dos fatores condicionantes apresentando um comportamento contrário com a direção das amostras de ocorrência de inundação.

A análise da importância dos 14 fatores condicionantes em relação às amostras de áreas inundadas, modeladas pelos algoritmos GBM, GLM e MARS, revela que a altura acima da drenagem mais próxima (HAND) é o fator de condicionamento mais influente, com um valor médio de 98,94. Esse resultado é seguido pela Altitude (60,81), Concentração de Argila no solo (33,65), Distância das massas d'água (38,46), Declividade (25,88), TWI (27,24), LST (22,38), NDBI (20,43) e Proximidade das drenagens (21,76). Outros fatores como Curvatura perfil (11,19), Proximidade das rodovias (10,64), SPI (5,74), ACC (4,45) e Curvatura plano (1,19) também apresentam influência, mas em menor grau, observe a Figura 13.

Esses resultados estão parcialmente alinhados com as descobertas apresentadas por Shafizadeh-Moghadam *et al.* (2018), que apontaram a distância da drenagem como o fator mais influente, enquanto Pham *et al.* (2021) destacaram a altitude e Choubin *et al.* (2018) identificaram a declividade como o fator condicionante de maior impacto. Assim como nesses exemplos, outros estudos anteriores (Prasad *et al.*, 2021; Tehrany *et al.*, 2019) também indicam que, embora a influência dos fatores condicionantes varie conforme o contexto geoespacial, a amostragem de treinamento e o modelo de modelagem utilizado, os fatores topográficos e hidrológicos geralmente tendem a ter maior importância na descrição das condições de inundação (Band *et al.*, 2020).

Seguindo essa lógica, a presente pesquisa reforça essa ideia, ao observar que dois fatores topográficos se destacam como os principais condicionantes, o HAND e a altitude, como observado no Figura-13, no modelo *Gradient Tree Boosting* (GTB), as variáveis mais influentes foram HAND (100,00), altitude (33,09), e declividade (19,43). No *Generalized Linear Model* (GLM), as variáveis predominantes foram HAND (100,00), altitude (47,35), e concentração de argila no solo (67,39). O modelo *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) destacou HAND (96,83), altitude (100,00), e a declividade (29,81) como as variáveis mais significativas.

Além dessas variáveis principais, outras variáveis mostraram diferentes níveis de importância em cada modelo. como, no modelo GTB, a proximidade de massa d'água teve uma importância de 14,50, enquanto no GLM, essa variável teve uma importância de 43,23, e no MARS, 57,66. Da mesma forma, o LST apresentou uma importância de 7,76 no GTB, 31,89 no GLM e 27,49 no MARS. Por outro lado, a variável curvatura plana, demonstrou uma importância muito baixa em todos os modelos, variando de 1,00 a 1,44. Outras variáveis em todos os modelos previstos estiveram associadas com importância moderada a menor para predição de cenário da suscetibilidade a inundação.

Assim como observado por Shafizadeh-Moghadam *et al.* (2018) e Hong *et al.* (2018), e demonstrado pelo Rank-W do teste de Wilcoxon (Tabela-3), a altitude elevada tende a minimizar as ocorrências de inundações devido ao distanciamento topográfico em relação às drenagens. No cenário da região hidrográfica do Guaíba, as chances de ocorrência de inundações mostraram-se maiores em altitudes inferiores aos 1.134 metros, sendo as maiores probabilidades de inundação observadas entre as cotas de 38 a 354 metros. Considerando a distância topográfica em relação à drenagem imediata, expressa pelo HAND, as inundações ocorrem em elevações inferiores a 540 metros, com uma probabilidade acentuada entre as cotas de 0 a 39 metros de elevação em relação à drenagem mais próxima.

Figura 13 - Importância dos fatores condicionantes para os modelos GLM, GTB e MARS



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

Outras variáveis como proximidade de rios, declividade, SPI, LST, Concentração de Argila no solo e distância das massas d'água apresentam tendências similares à altitude e ao

HAND no Rank-W do teste de Wilcoxon, indicando que os menores valores desses fatores estão associados ao processo de inundação. Todavia, os demais fatores demonstram uma condição inversa, cuja os valores se elevam à medida que a propensão a inundação cresce. Esses achados são parcialmente similares aos achados de Islan *et al.* (2021); Theirani *et al.* (2018); Nguyen *et al.* (2023).

De forma complementar, destaca-se que as observações desta pesquisa sobre a proximidade de rios e a distância das massas d'água estão em consonância com os estudos de Tehrany *et al.* (2019) e Pham *et al.* (2021), que identificam as áreas situadas a menos de 1000 metros dos cursos e corpos hídricos como altamente suscetíveis a inundações. Seguindo a mesma tendência identificada na pesquisa de Tehrany *et al.* (2014). As áreas com declividade de menor ângulo de inclinação mostram-se as mais suscetíveis a inundações, embora, nesta pesquisa a faixa de áreas com declive suscetível varie entre 0° e 58°, as maiores probabilidades concentrando-se em áreas com inclinação inferior aos 8°.

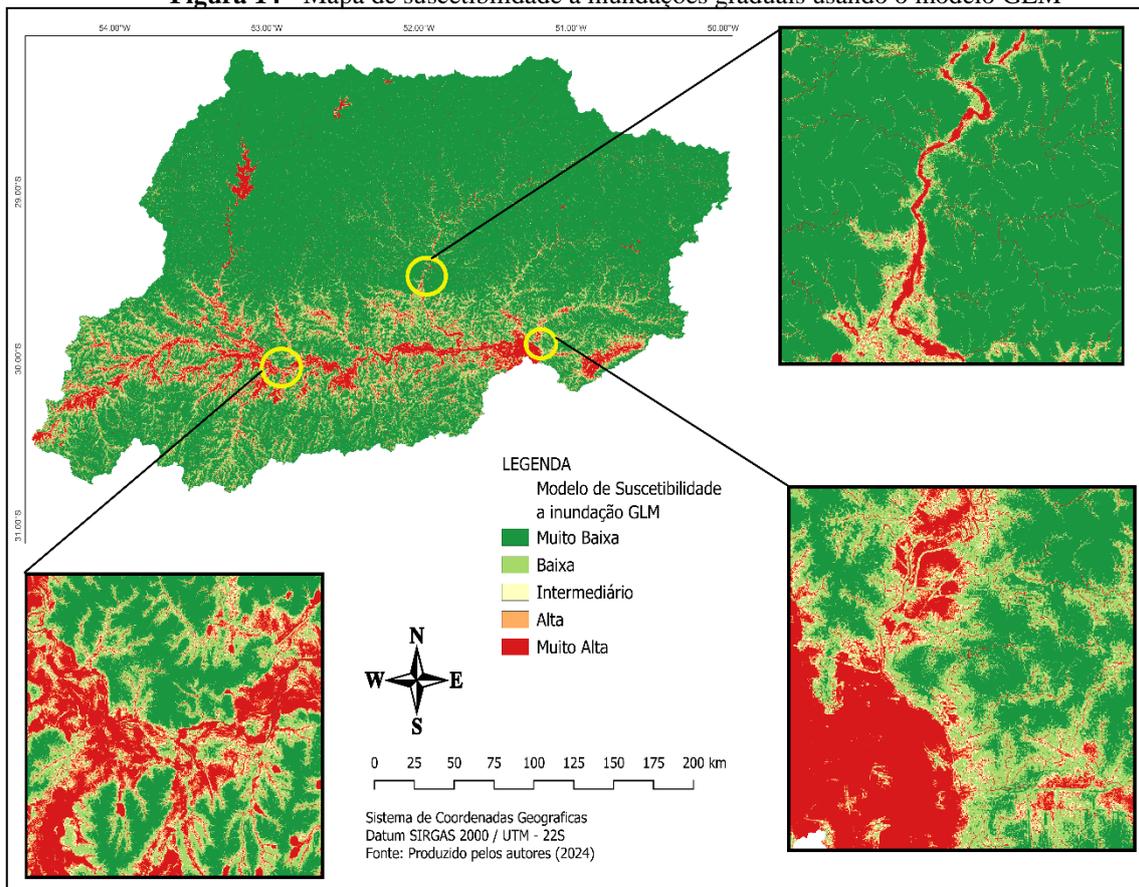
Assim, como apresentado em Cao *et al.*, (2016) as áreas com menores valores de SPI, no caso desta pesquisa entre 0 e 33, concentram as maiores probabilidades de inundações, pois têm maior capacidade de acumulação de fluxo (Shafizadeh-Moghadam *et al.* (2018). O LST nas amostras de inundação área de pesquisa, apresentaram mínima, máxima e média de 28.51°, 19.35°, 23.96° célsius, respectivamente. Se fazendo predominante em regiões com concentração de temperatura mais elevada, como as cidades, regiões de lavoura e pastagem, algo que corrobora com os resultados de Madhuri *et al.* (2021) e observações em campo.

Contudo, no que diz respeito aos cenários de precisão estimados, temos que os desastres naturais, como inundações graduais, podem causar danos severos às pessoas, seus meios de subsistência e à infraestrutura local Tehrany *et al.* (2014). Embora esses eventos não possam ser completamente evitados, seu impacto pode ser significativamente reduzido por meio da implementação de estratégias eficazes de mitigação Islan *et al.* (2021). Nesse contexto, a modelagem de áreas suscetíveis a inundações graduais usando algoritmos de Machine Learning, juntamente com a adoção de estratégias apropriadas, é fundamental para o monitoramento e gestão desse risco (Tehrany *et al.*, 2017). A compreensão detalhada dos fatores que contribuem para a suscetibilidade a inundações graduais permite a elaboração de planos mais precisos para a proteção das comunidades afetadas, tornando-se um elemento essencial na mitigação dos efeitos desses desastres (Arora *et al.*, 2019).

Considerando o exposto, A avaliação das áreas suscetibilidade a inundações foi realizada a partir dos modelos reclassificados usando intervalos iguais, no ambiente do SIG

QuantumGIS versão 3.34.6. Os resultados mostraram que no modelo GLM, o volume de área correspondentes as classes de suscetibilidade muito altas e altas foram de 1.834,36 km² (2,22%) e 2.301,16 km² (2,79%), respectivamente, localizando-se principalmente nas porções sul e sudeste da Região hidrográfica Guaíba (Tabela 2). O restante da porção dessa Região hidrográfica foi associado a zonas moderadas, baixas e muito baixas suscetíveis, e a cobertura de área dessas zonas foi de 5.315,84 (6,448%), 10.053,97 (12,191%) e 62.942,49 km² (76,381%), respectivamente (Figura 14).

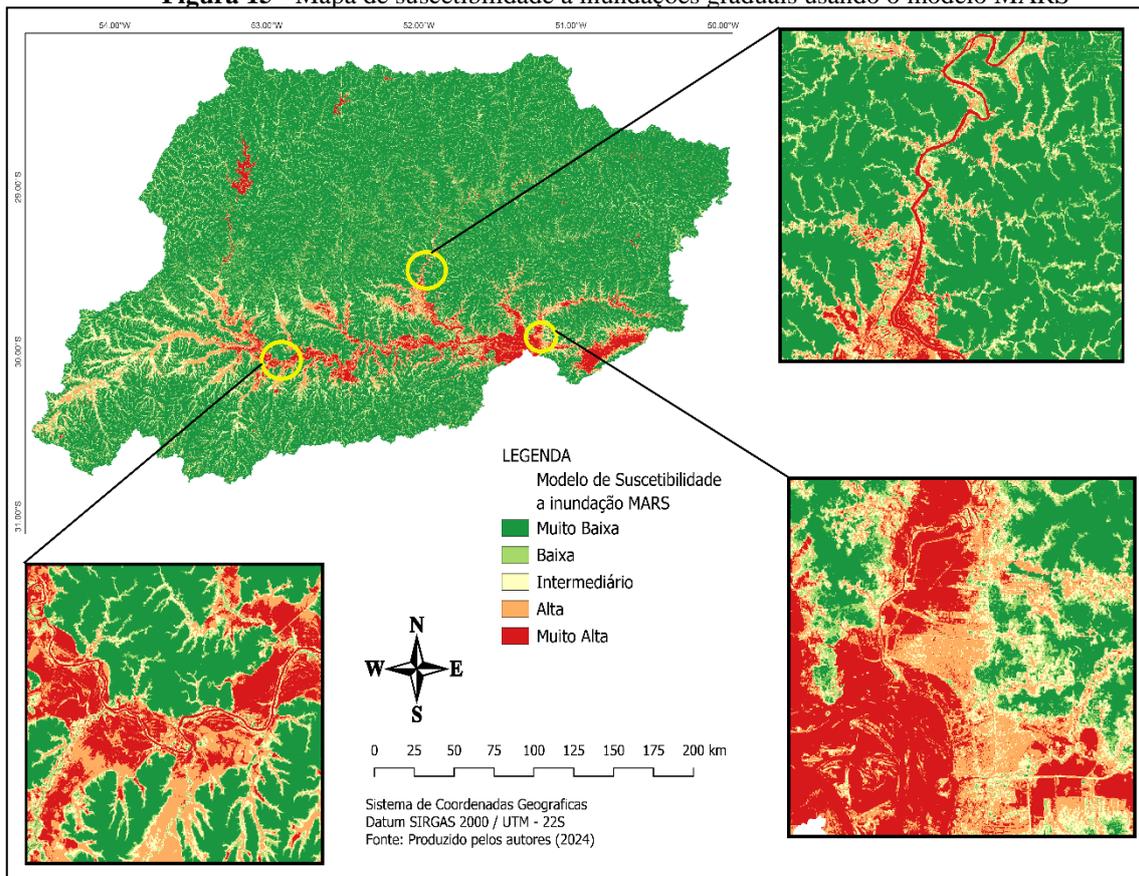
Figura 14 - Mapa de suscetibilidade a inundações graduais usando o modelo GLM



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

No modelo MARS, as classes de suscetibilidade a inundações muito altas, altas e moderadas foram associadas principalmente nas porções sul, leste e média da Região hidrográfica, e o volume de área dessas classes foi de 2.817,04 (3,417%), 3.685,67 (4,470%) e 6.965,84 km² (8,451%), respectivamente. O restante da Região hidrográfica foi associado as áreas suscetíveis a inundações graduais baixas e muito baixas, e a cobertura dessas áreas foi de 9.090,45 (11,023%) e 59.888,83 km² (72,657%), respectivamente (Figura 15).

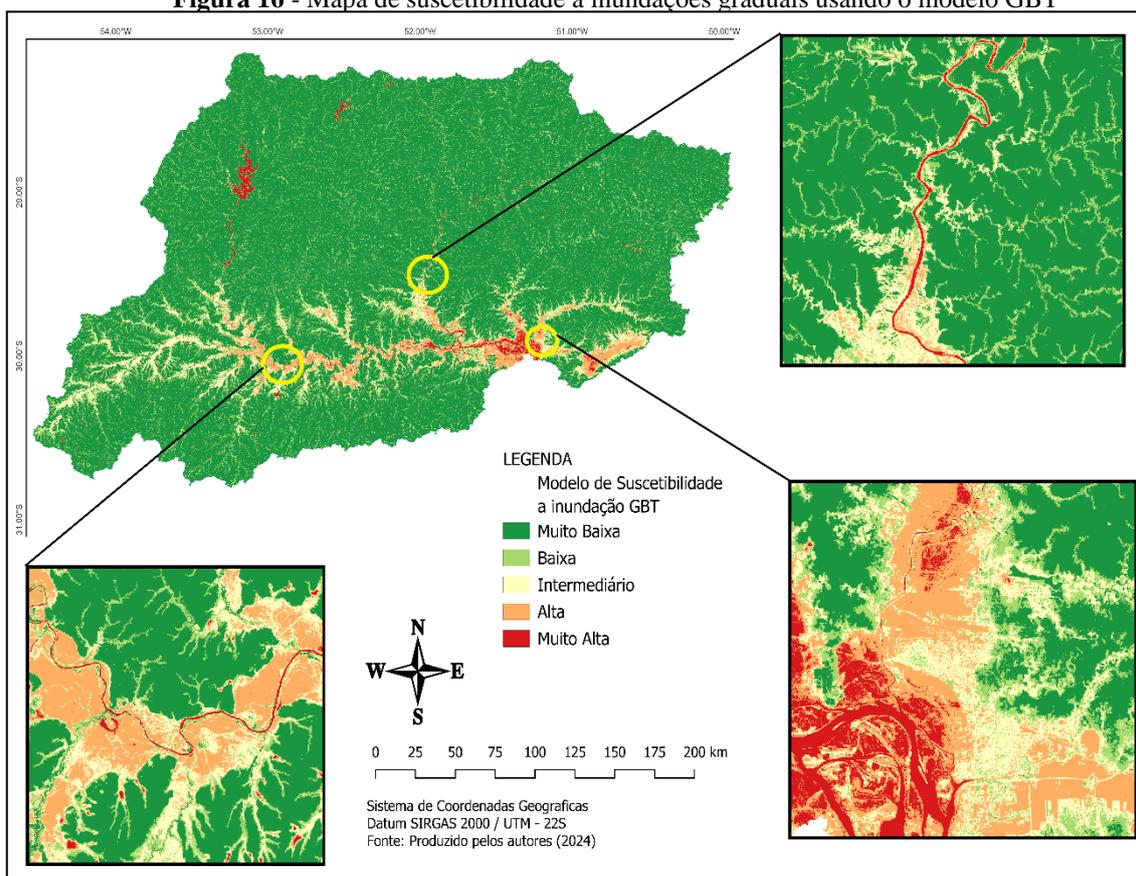
Figura 15 - Mapa de suscetibilidade a inundações graduais usando o modelo MARS



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

No modelo GBT, a cobertura de área de áreas muito altas, altas e moderadas suscetíveis a inundações repentinas foi de 788,03 (0,956%), 2.238,59 (2,715%) e 4.947,62 km² (6,001%), e essas zonas suscetíveis localizaram-se principalmente nas porções sul, média e sudeste da bacia hidrográfica. Além disso, o resto desta região foi associado a zonas suscetíveis a inundações graduais de baixa a muito baixa, e a extensão de área dessas zonas foi de 8.826,49 (10,702%) e 65.647,10 km² (79,529%), respectivamente (Figura 16).

Figura 16 - Mapa de suscetibilidade a inundações graduais usando o modelo GBT



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

Por fim, ressalta-se que o mapeamento antecipado das áreas sujeitas a desastres hidrológicos, por meio de modelagem geofísica utilizando algoritmos de Machine Learning, pode atenuar os impactos severos das inundações graduais. Esse mapeamento funciona como um instrumento estratégico de prevenção, minimizando os danos estruturais, psicossociais, econômicos e na infraestrutura das comunidades afetadas. No nível da Região Hidrográfica, os resultados desta pesquisa parecem beneficiar as autoridades responsáveis pelo controle de inundações. No entanto, para uma escala territorial mais ampla, é essencial incluir todo o regime político-administrativo que compõe a planície aluvial. Recomenda-se a criação de projetos estruturais integrados que considerem de forma mais eficaz as interferências humanas no meio ambiente, com o objetivo de prever e mitigar eventos de inundações graduais.

Considerando que a maioria das pesquisas voltadas para a predição de suscetibilidade a inundações com o uso de algoritmos de Machine Learning tem como objetivo central avaliar e comparar a capacidade desses algoritmos na criação de modelos geofísicos coerentes com a realidade e suas tendências dinâmicas. Essas pesquisas buscam, assim, identificar o método

mais robusto e eficiente para prever zonas físico-espaciais sujeitas a desastres, levando em conta a variabilidade dos fatores condicionantes envolvidos.

Partindo desse pressuposto e considerando que o uso dessas técnicas não apenas reduziu o tempo de predição dos cenários e se mostrou menos dispendioso, mas também alcançou uma precisão superior à dos modelos tradicionais de base física. Este estudo, buscou utilizar os algoritmos de Machine Learning GLM, GBT e MARS para identificar as áreas suscetíveis a inundações graduais. Para isso, foi utilizado um conjunto de quatorze variáveis físico-geográficas, regredidas com base no cenário da cheia histórica que ocorreu entre maio e junho de 2024 e afetaram inclusive a Região Hidrográfica do Guaíba, localizada no Rio Grande do Sul, Brasil, impactando mais de 478 municípios desse estado.

Na fase de validação, o desempenho dos modelos GTB, GLM e MARS apresentou resultados condizentes com o que a literatura previa. O modelo GTB (*Gradient Tree Boosting*) alcançou uma acurácia de 0.8427, com um valor Kappa de 0.6853, indicando uma boa concordância entre as predições e as observações. Sua sensibilidade foi a mais alta entre os três modelos, atingindo 0.9160, o que demonstra alta capacidade de identificar corretamente as áreas suscetíveis a inundações (Ghosh *et al.*, 2022). Esta característica está relacionada à capacidade do algoritmo em combinar múltiplas árvores de decisão para capturar relações complexas entre as variáveis (Yulianto *et al.*, 2021). Entretanto, a especificidade do GTB foi de 0.7693, enquanto o Valor Preditivo Positivo (PPV) e o Valor Preditivo Negativo (VPN) foram de 0.7988 e 0.9016, respectivamente. Destaca-se ainda o fato desse modelo apresentar o maior valor para a curva ROC, sendo igual a 0.9377. O *True Skill Statistic* (TSS) foi de 0.7004 e a Taxa de Erro de Classificação (MR) foi de 0.1573, com um *F1-Score* de 0.8302.

Dentre as razões para esse resultado, tem-se que considerar que este modelo emprega o algoritmo de *Boosting*, que constrói um conjunto de árvores de decisão sequenciais. Sendo a principal diferença em relação a outros algoritmos baseados em árvores, que, cada nova árvore é ajustada para corrigir os erros das anteriores. Utilizando a técnica tradicional de *Gradient Boosting*, o modelo aprimora iterativamente suas previsões, minimizando a função de perda e gerando um modelo final mais preciso e robusto. As previsões das árvores foram combinadas para obter a melhor estimativa, por meio da média ponderada. Enquanto que do ponto de vista de variância e viés, uma justificativa para a maior acurácia do modelo GBT é que a abordagem iterativa e a média ponderada dos resultados ajudam a reduzir tanto o desvio quanto a variância de forma eficiente, resultando em modelos mais precisos Jolicoeur-Martineau *et al.* (2024).

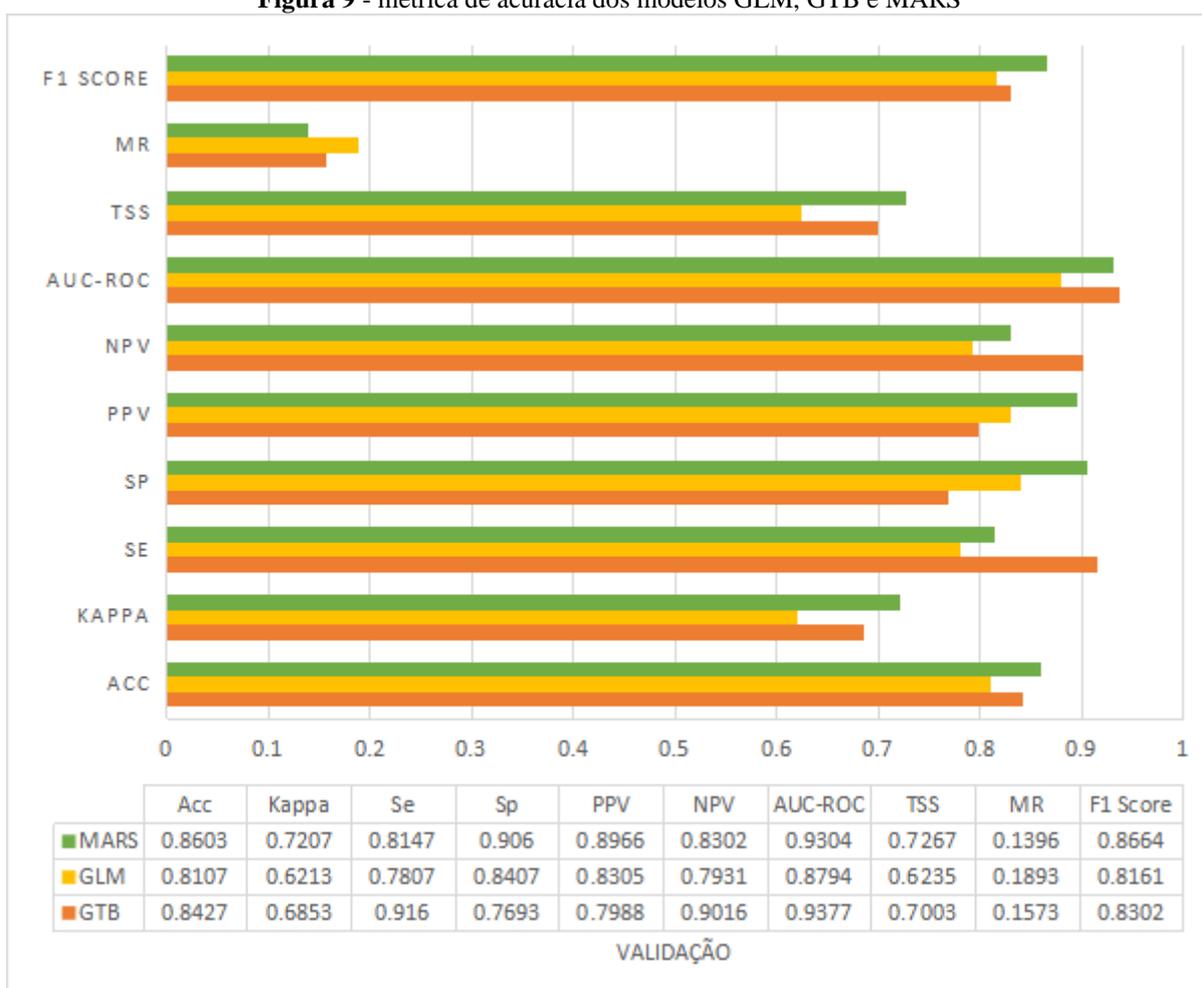
Obtendo o segundo maior valor para a curva ROC (AUC-ROC de 0.9304), o modelo MARS apresentou a maior acurácia entre os três modelos, com um valor de 0.8603. O valor Kappa foi de 0.7207, refletindo uma excelente concordância. A sensibilidade do MARS foi de 0.8147 e a especificidade de 0.9060, indicando uma boa capacidade de distinguir corretamente entre áreas suscetíveis e não suscetíveis a inundações. O PPV foi de 0.8966 e o VPN de 0.8302, o TSS de 0.7267 e a MR de 0.1396, com um F1 Score de 0.8664. Resultados similares também são encontrados em Javidan *et al.* (2024) que utilizou quatro modelos de Machine Learning (Random Forest-RF, Support Vector Machine-SVM, Boosted Regression Tree-BRT e Multivariate Adaptive Regression Splines-MARS), para mapear múltiplos riscos (inundação, deslizamento de terra e erosão de ravina) na Bacia Hidrográfica de Gorganrood, localizada no nordeste do Irã. O autor mostrou que o modelo MARS apresentou a maior precisão na previsão dos riscos de inundação (AUC = 99,1), deslizamento de terra (AUC = 87,4) e erosão de ravina (AUC = 98,5), chegando a superar modelos consagrados como o RF.

Segundo Mosavi *et al.* (2020), esse alto desempenho nas métricas dependentes de corte pode ser atribuído ao fato desse modelo determinar ou estimar as variáveis dependentes de acordo com a técnica tradicional de regressão não linear (Friedman, 1991). A principal diferença em relação a outros algoritmos de aprendizado baseados em árvore é que o MARS divide os dados em segmentos e ajusta splines em cada segmento, permitindo capturar relações não lineares de forma mais eficaz (Adnan *et al.*, 2019). As previsões do MARS são feitas combinando *splines* ajustadas localmente em diferentes segmentos dos dados, melhorando a precisão em casos de relações complexas. Do ponto de vista da adaptabilidade e flexibilidade, uma justificativa para acurácia alcançada pelo modelo MARS recai sobre a segmentação dos dados e a aplicação de splines, que permitem capturar variações locais sem overfitting, minimizando o desvio e a variância de forma eficiente (Friedman, 1991).

Por outro lado, o modelo GLM (*Generalized Linear Model*) mostrou uma acurácia de 0.8107 e um valor Kappa de 0.6213. Sua sensibilidade foi de 0.7807 e a especificidade de 0.8407. O PPV do GLM foi de 0.8305 e o VPN de 0.7931. O pROC foi de 0.8794, o TSS foi de 0.6235782 e a MR de 0.1893333, com um F1 Score de 0.8161812. Esses resultados indicam um desempenho razoável, mas inferior ao GTB e ao MARS. Algo contrário aos achados nas pesquisas de Youssef *et al.* (2022) que empregaram vários modelos de machine learning para mapear a suscetibilidade a inundações em uma área entre as cidades de Safaga e Ras Gharib, no Mar Vermelho, Egito. Os modelos utilizados foram: Máquina de Vetor de Suporte (SVM), Floresta Aleatória (RF), Spline de Regressão Adaptativa Multivariada

(MARS), Árvore de Regressão Impulsionada (BRT), Análise de Dados Funcionais (FDA), Modelo Linear Geral (GLM) e Análise Discriminante Multivariada (MDA). O estudo identificou o modelo RF como o mais eficiente (AUC = 81,3%), seguido pelo GLM (AUC = 80,2%), MARS (AUC = 80,1%), BRT (AUC = 77,7%), MDA (AUC = 76,8%), FDA (AUC = 76,3%) e SVM (AUC = 73,3%). Um cenário similar também é encontrado em Mosavi *et al.* (2020) que conduziu uma pesquisa de mapeamento da suscetibilidade a inundações e erosão do solo, tendo como foco a bacia hidrográfica de Talar, na província de Mazandaran, Irã. Utilizando uma análise comparativa entre o Modelo Linear Generalizado (GLM), Análises Discriminantes Flexíveis (FDA), Spline de Regressão Adaptativa Multivariada (MARS), Floresta Aleatória (RF) e seu conjunto (Ensemble). Os resultados mostraram que, para suscetibilidade a inundações, os modelos Ensemble, RF, FDA, GLM e MARS alcançaram AUC de 94%, 93%, 92%, 91% e 89%, respectivamente.

Figura 9 - métrica de acurácia dos modelos GLM, GTB e MARS



Fonte: Produzido pelos autores (2024)

Shafizadeh-Moghadam *et al.* (2018) e Guisan *et al.* (2002) sugerem que as discrepâncias nos resultados de desempenho dos modelos podem estar relacionadas às diferenças nos conjuntos de dados utilizados, especialmente em termos de resolução e representatividade. O desempenho de modelos de machine learning, como GLM e MARS, é altamente dependente da natureza dos dados de treinamento. Conjuntos de dados com variabilidade limitada ou que não capturam adequadamente os padrões subjacentes de suscetibilidade a inundações podem levar a um desempenho inferior dos modelos. Além disso, as características geográficas e hidrológicas das áreas de estudo, como topografia e uso do solo, exercem uma influência significativa na eficácia dos modelos. Esses fatores variam de uma região para outra, impactando a performance relativa dos modelos. A parametrização dos modelos e a escolha das variáveis preditoras também são fatores cruciais. Em alguns estudos, a seleção de variáveis pode favorecer o GLM, que se baseia em pressupostos lineares, enquanto em outros, o MARS, por ser mais flexível e capaz de capturar interações mais complexas entre as variáveis, pode apresentar melhor desempenho, especialmente quando a escolha das variáveis favorece essa flexibilidade (Theirani *et al.*, 2018).

Em suma, a combinação de fatores, como a robustez dos modelos baseados em árvores para lidar com a heterogeneidade dos dados e a capacidade dos modelos não-lineares de capturar interações complexas, contribuiu para o desempenho superior dos modelos GTB e MARS em comparação ao GLM em métricas críticas como sensibilidade e especificidade. Assim, embora o modelo MARS tenha apresentado a maior acurácia (0.8603) e especificidade (0.9060), o modelo GTB destacou-se pela maior sensibilidade (0.9160) e valores de VPN (0.9016). O modelo GLM, apesar de ter mostrado um desempenho aceitável, foi superado pelos outros dois modelos nas principais métricas de avaliação.

Considerações finais

Os resultados obtidos nesta análise prática demonstram a eficácia das abordagens híbridas paralelas e regularizadas na modelagem da suscetibilidade a inundações graduais na bacia hidrográfica do Rio Jacuí, Rio Grande do Sul, Brasil. A análise de multicolinearidade confirmou que as variáveis selecionadas não apresentam problemas de colinearidade, validando a inclusão de todos os 14 fatores condicionantes na modelagem.

A análise de significância das variáveis utilizando o teste de Wilcoxon ressaltou a importância de diferentes fatores condicionantes na suscetibilidade a inundações. Fatores

topográficos e hidrológicos, como a proximidade com a drenagem (HAND), declividade, MDE, e a concentração de argila no solo, mostraram-se como os mais influentes na predição de inundações. Estes fatores, por sua vez, são conhecidos por sua relevância em estudos de suscetibilidade devido à sua influência direta sobre o escoamento superficial e infiltração. Além disso, a importância de variáveis como temperatura LST e proximidade de massa d'água, embora menor, também se destacou em determinados modelos, sugerindo uma contribuição relevante desses fatores em diferentes contextos de inundação.

As diferentes abordagens modeladas (GLM, GBT e MARS) apresentaram performances robustas na identificação das áreas suscetíveis a inundações. O modelo GBT se destacou pela alta sensibilidade, sendo particularmente eficaz na identificação de áreas propensas a inundações, o que é crucial para a mitigação de desastres. Por outro lado, o modelo MARS, apesar de apresentar a maior acurácia global, destacou-se por sua capacidade de discriminar corretamente entre áreas suscetíveis e não suscetíveis, refletindo em uma excelente especificidade e valor preditivo negativo. Esses resultados indicam que ambos os modelos têm grande potencial para aplicações práticas em estudos de suscetibilidade a inundações, dependendo das necessidades específicas da análise.

Apesar dos achados positivos observados nesta pesquisa, uma das limitações do estudo reside no fato de que, embora os modelos híbridos ofereçam uma precisão elevada, sua complexidade e a necessidade de ajuste fino podem limitar a aplicabilidade em situações onde há recursos computacionais limitados ou falta de dados extensivos. Além disso, a abordagem multivariada pode ser sensível à qualidade dos dados de entrada, o que pode impactar os resultados em regiões com dados esparsos ou de baixa qualidade.

No entanto, as qualidades dos resultados são evidentes na robustez dos modelos desenvolvidos. A capacidade de cada modelo em capturar a dinâmica das variáveis condicionantes, aliada à validação eficaz através de métricas estatísticas como ROC, TSS e F1-Score, garante que as predições são confiáveis e aplicáveis em cenários reais. A abordagem híbrida proposta também se mostrou flexível, adaptando-se bem a diferentes condições ambientais e climáticas, o que amplia sua aplicabilidade em diferentes contextos geográficos e condições de inundação.

Como proposta para estudos futuros, sugere-se o desenvolvimento de algoritmos mais sofisticados que possam incorporar uma menor quantidade de variáveis sem comprometer a precisão das predições. A utilização de técnicas de deep learning aparece como uma solução promissora, devido à sua capacidade de capturar padrões complexos e não-lineares nos dados.

Além disso, seria benéfico explorar a inclusão de variáveis adicionais relacionadas às atividades humanas e ao uso da terra, uma vez que essas podem influenciar significativamente na suscetibilidade a inundações. O desenvolvimento de modelos que integrem essas variáveis com abordagens de aprendizado profundo pode representar um avanço significativo na previsão e mitigação de desastres naturais, particularmente em regiões semiáridas ou equatoriais onde as inundações são mais frequentes.

Referências

Acharya, T.D.; Subedi, A.; Lee, D.H. *Evaluation of water indices for surface water extraction in a Landsat 8 scene of Nepal*. *Sensors* 2018, 18, 2580.

Adnan RM, Liang Z, Heddam S *et al* (2019) Least square support vector machine and multivariate adaptive regression splines for streamflow prediction in mountainous basin using hydro-meteorological data as inputs. *J Hydrol* 124371. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2019.124371>.

Adnan RM, Liang Z, Heddam S *et al* (2019) Least square support vector machine and multivariate adaptive regression splines for streamflow prediction in mountainous basin using hydro-meteorological data as inputs. *J Hydrol* 124371. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2019.124371>.

Ahmad, M.; Al Mehedi, M.A.; Yazdan, M.M.S.; Kumar, R. *Development of Machine Learning Flood Model Using Artificial Neural Network (ANN) at Var River*. *Liquids* 2022, 2, 147–160.

Alin Graciosa, M. C. P. *Modelo de seguro para riscos hidrológicos com base em simulação hidráulico-hidrológica como ferramenta de gestão do risco de inundações*. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. São Carlos-SP, p.191. 2010.

Aman Arora, Manish Pandey, Masood Ahsan Siddiqui, Haoyuan Hong & Varun Narayan Mishra (2019): Spatial flood susceptibility prediction in Middle Ganga Plain: comparison of frequency ratio and Shannon's entropy models, *Geocarto International*, DOI: 10.1080/10106049.2019.1687594

Band, S.S.; Janizadeh, S.; Chandra Pal, S.; Saha, A.; Chakraborty, R.; Melesse, A.M.; Mosavi, A. Flash Flood Susceptibility Modeling Using New Approaches of Hybrid and Ensemble Tree-Based Machine Learning Algorithms. *Remote Sens.* 2020, 12, 3568. <https://doi.org/10.3390/rs12213568>

Bui, D.T.; Ngo, P.T.T.; Pham, T.D.; Jaafari, A.; Minh, N.Q.; Hoa, P.V.; Samui, P. A novel hybrid approach based on a swarm intelligence optimized extreme learning machine for flash flood susceptibility mapping. *Catena* 2019, 179, 184–196.

Busto Serrano N, Suárez Sánchez A, Sánchez Lasheras F *et al* (2020) Identification of gender differences in the factors influencing shoulders, neck and upper limb MSD by means of

multivariate adaptive regression splines (MARS). *Appl Ergon* 82:102981. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2019.102981>.

Chang, L.-C.; Liou, J.-Y.; Chang, F.-J. Spatial-temporal flood inundation nowcasts by fusing machine learning methods and principal component analysis. *J. Hydrol.* 2022, 612, 128086.

Chen, W.; Hong, H.; Li, S.; Shahabi, H.; Wang, Y.; Wang, X.; Ahmad, B.B. Flood susceptibility modelling using novel hybrid approach of reduced-error pruning trees with bagging and random subspace ensembles. *J. Hydrol.* 2019, 575, 864–873.

Choubin, B., Moradi, E., Golshan, M., Adamowski, J., Sajedi-Hosseini, F., & Mosavi, A. (2018). An Ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. *Science of The Total Environment*. doi:10.1016/j.scitotenv.2018.10.0

Choubin, B.; Moradi, E.; Golshan, M.; Adamowski, J.; Sajedi-Hosseini, F.; Mosavi, A. An Ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. *Sci. Total Environ.* 2019, 651, 2087–2096.

Collischonn, Walter; Ruhoff, Anderson; Cabeleira Filho, Rafael; Paiva, Rodrigo; Fan, Fernando; Possa, Thais. *Nota técnica. Chuva da cheia de 2024 foi mais volumosa e intensa que a da cheia de 1941 na bacia hidrográfica do Guaíba*. Porto Alegre: Instituto de Pesquisas Hidráulicas – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2024. 8p.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DE MUNICÍPIOS (CNM). *Balanco das chuvas no Rio Grande do Sul aponta para R\$ 12,2 bilhões em prejuízos financeiros*. 2024. Disponível em: <https://cnm.org.br/comunicacao/noticias/balanco-das-chuvas-no-rio-grande-sul-aponta-para-r-12-2-bilhoes-em-prejuizos-financeiros>. Acesso em: 8 set. 2024.

Costache, R. and Bui, D.T., 2020, Identification of areas prone to flash-flood phenomena using multiple-criteria decision-making, bivariate statistics, machine learning and their ensembles. *Science of The Total Environment* 712, 136492.

Da rocha, Rosmeri Porfírio; Reboita, Michelle Simões; Crespo, Natália Machado. Análise do evento extremo de precipitação ocorrido no Rio Grande do Sul entre abril e maio de 2024. *Journal Health NPEPS*, v. 9, n. 1, 2024.

Darabi, H., Haghighi, A. T., Mohamadi, M. A., Rashidpour, M., Ziegler, A. D., Hekmatzadeh, A. A., & Kløve, B. (2019). Urban flood risk mapping using data-driven geospatial techniques for a flood-prone case area in Iran. *Hydrology Research*. doi:10.2166/nh.2019.090.

Defesa Civil. *Defesa Civil atualiza balanço das enchentes no RS*. DEFESA CIVIL. Governo assina acordo para assistência a animais resgatados na enchente. 2024b Disponível em: <https://www.defesacivil.rs.gov.br/governo-assina-acordo-para-assistencia-a-animais-resgatados-na-enchente>. Acesso em 5 set 2024.

Delforge, D. *et al.*: EM-DAT: *The Emergency Events Database*, Preprint, <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3807553/v1>, 2023

Emami, S.N., Yousefi, S., Pourghasemi, H.R. *et al.* A comparative study on machine learning modeling for mass movement susceptibility mapping (a case study of Iran). *Bull Eng Geol Environ* 79, 5291–5308 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10064-020-01915-7>.

FAN, H. *et al.* Quality assessment for building footprints data on OpenStreetMap. *Int J Geogr Inf Sci*, v. 28, n. 4, p. 700-719, 2014.

FARRAR, Donald E.; GLAUBER, Robert R. Multicollinearity in regression analysis: the problem revisited. *The Review of Economic and Statistics*, p. 92-107, 1967.

Fonseca, Eliana Lima da; Weber, Eliseu José; Hasenack, Heinrich; Silva, Wallace; Mesquita, Vinícius; Martin, Eduardo Vélez; Schirmbeck, Juliano; Siqueira, João; Ferreira, Bruno; Teixeira Jr., Paulo; Azevedo, Tasso; Shimbo, Julia. *Nota Técnica: Os impactos do evento climático de maio de 2024 sobre a cobertura e o uso da terra no Rio Grande do Sul*. MapBiomias, 2024. 25p.

Friedman, J. H. (1999). *Stochastic Gradient Boosting*. Technical Report, Stanford University.

Gao, B. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266. doi:10.1016/s0034-4257(96)00067-3

GERMANO, A. de O.; LAMBERTY, D.; SILVA, E. D.; TURCO BUFFON, F.; PEDROLLO, M. C. R. *Nota técnica: avaliação indireta do nível máximo do Guaíba na região central de Porto Alegre entre as estações Cais Mauá C6 e Usina do Gasômetro*. Porto Alegre: Serviço Geológico do Brasil - CPRM, 2024. 27 p.

GHOSH, Supriya; SAHA, Soumik; BERA, Biswajit. Flood susceptibility zonation using advanced ensemble machine learning models within Himalayan foreland basin. *Natural Hazards Research*, v. 2, n. 4, p. 363-374, 2022.

Governo Rio Grande do Sul. *Atualização dos serviços de infraestrutura do RS - 5/6, 9h*. 2024a Disponível em: <https://estado.rs.gov.br/atualizacao-dos-servicos-de-infraestrutura-do-rs-5-6-9h>. Acesso em 02 set 2024.

Governo Rio Grande do Sul. *Atualização dos serviços de infraestrutura do RS - 15/5, 9h*. 2024b Disponível em: <https://www.estado.rs.gov.br/atualizacao-dos-servicos-de-infraestrutura-do-rs-15-5-9h>. Acesso em 02 set 2024.

Governo Rio Grande do Sul. *Atualização dos serviços de infraestrutura do RS - 8/5, 9h*. 2024c. Disponível em: <https://www.estado.rs.gov.br/atualizacao-dos-servicos-de-infraestrutura-do-rs-8-5-9h>. Acesso em 02 set 2024.

Governo Rio Grande do Sul. *IMPACTOS DAS CHUVAS E CHEIAS EXTREMAS NO RIO GRANDE DO SUL EM MAIO DE 2024*. Relatório Técnico n°1. Porto Alegre: EMATER/RS-ASCAR, 2024d. 54p.

GRABS, T. *et al.* Modeling spatial patterns of saturated areas: a comparison of the topographic wetness index and a dynamic distributed model. *J Hydrol*, v. 373, n. 1-2, p. 15-23, 2009.

Guisan, A.; Edwards Jr., T.C.; Hastie, T. 2002. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling*, 157 (2–3): 89–100.

Guisan, A.; Edwards Jr., T.C.; Hastie, T. 2002. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling*, 157 (2–3): 89–100.

HAIR, J.F. *et al.* *Multivariate Data Analysis*, Pearson New International Edition, 7th Edition. Pearson Higher Ed, p. 162, 2013. <https://catalogue.pearsoned.co.uk/educator/product/Multivariate-Data-Analysis-Pearson-New-International-Edition/9781292021904>

HEIPKE, C. Crowdsourcing geospatial data. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, v. 65, n. 6, p. 550-557, 2010.

Hong, H., Panahi, M., Shirzadi, A., Ma, T., Liu, J., Zhu, A. X., ... & Kazakis, N. (2018). Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. *Science of the total Environment*, 621, 1124-1141.

Housman, I.W.; Chastain, R.A.; Finco, M.V. An evaluation of forest health insect and disease survey data and satellite-based remote sensing forest change detection methods: Case studies in the United States. *Remote Sens*. 2018, 10, 1184.

IGEO/CEPSRM. *Nota Técnica Mapeamento das cicatrizes de movimentos de massa decorrentes do acumulado de chuva no RS entre 27/04 e 13/05 de 2024*. Instituto de Geociências (IGEO) e Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2024. 5p.

Janizadeh, S.; Avand, M.; Jaafari, A.; Phong, T.V.; Bayat, M.; Ahmadisharaf, E.; Prakash, I.; Pham, B.T.; Lee, S. Prediction Success of Machine Learning Methods for Flash Flood Susceptibility Mapping in the Tafresh Watershed, *Iran. Sustainability* 2019, 11, 5426. <https://doi.org/10.3390/su11195426>

Javidan, N., Kavian, A., Conoscenti, C. *et al.* Development of risk maps for flood, landslide, and soil erosion using machine learning model. *Nat Hazards* (2024). <https://doi.org/10.1007/s11069-024-06670-6>

Jebur MN, Pradhan B, Tehrany MS. 2014. Optimization of landslide conditioning factors using very high-resolution airborne laser scanning (LiDAR) data at catchment scale. *Remote Sens Environ*. 152:150–165.

Jerome H. Friedman. "Multivariate Adaptive Regression Splines." *Ann. Statist.* 19 (1) 1 - 67, March, 1991. <https://doi.org/10.1214/aos/1176347963>

Jerome H. Friedman. "Multivariate Adaptive Regression Splines." *Ann. Statist.* 19 (1) 1 - 67, March, 1991. <https://doi.org/10.1214/aos/1176347963>

Jolicoeur-Martineau, A., Fatras, K., & Kachman, T. (2024, April). *Generating and imputing tabular data via diffusion and flow-based gradient-boosted trees*. In International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (pp. 1288-1296). PMLR.

Jolicoeur-Martineau, A., Fatras, K., & Kachman, T. (2024, April). *Generating and imputing tabular data via diffusion and flow-based gradient-boosted trees*. In International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (pp. 1288-1296). PMLR.

Khosravi K, Nohani E, Maroufinia E, Pourghasemi HR. 2016. A GIS-based flood susceptibility assessment and its mapping in Iran: a comparison between frequency ratio and weights-of-evidence bivariate statistical models with multi-criteria decision-making technique. *Nat Hazards*. 83(2):947–987.

Kimerling AJ, Muehrcke P, Muehrcke JO, Muehrcke PM. 2016. *Map use: reading, analysis, interpretation*. Redlands (CA): Esri Press

Koubbi, P.; Moteki, M.; Duhamel, G.; Goarant, A.; Hulley, P.A.; O'Driscoll, R.; Hosie, G. 2011. Ecoregionalization of myctophid fish in the Indian sector of the Southern Ocean: results from generalized dissimilarity models. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 58 (1–2): 170–180.

Kumar, H., Karwariya, S.K. & Kumar, R. Google Earth Engine-Based Identification of Flood Extent and Flood-Affected Paddy Rice Fields Using Sentinel-2 MSI and Sentinel-1 SAR Data in Bihar State, India. *J Indian Soc Remote Sens* 50, 791–803 (2022). <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01487-3>

Laipelt, L.; de Andrade, B.C.C.; Collischonn, W.; Amorim, A.; Paiva, R.C.D.; Ruhoff, A. 2024. ANADEM: A digital terrain model for South America" Submetido para publicação na Remote Sensing. DOI: 10.20944/preprints202404.1305.v1. Disponível para download em: <https://www.preprints.org/manuscript/202404.1305/v1>.

MARTINS-FILHO, P. R.; CRODA, J.; ARAÚJO, A. A. D. S.; CORREIA, D.; QUINTANS-JÚNIOR, L. J. Catastrophic floods in Rio Grande do Sul, Brazil: the need for public health responses to potential infectious disease outbreaks. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, v. 57, e00603-2024, 2024.

McFeeters, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, v.17, n.7, p.1425-1432, 1996.

Meraj G, Khan T, Romshoo SA, Farooq M, Rohitashw K, Sheikh BA. 2018. An integrated geoinformatics and hydrological modelling-based approach for effective flood management in the Jhelum Basin, NW Himalaya. *Multidiscip Digit Publ Inst Proc*. 7:8.

Mohamed Saber, Tayeb Boulmaiz, Mawloud Guermoui, Karim I. Abdrabo, Sameh A. Kantoush, Tetsuya Sumi, Hamouda Boutaghane, Tomoharu Hori, Doan Van Binh, Binh Quang Nguyen, Thao T. P. Bui, Ngoc Duong Vo, Emad Habib & Emad Mabrouk (2023) Enhancing flood risk assessment through integration of ensemble learning approaches and physical-based hydrological modeling, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14:1, 2203798, DOI: 10.1080/19475705.2023.2203798

MOMO, Marcos Rodrigo *et al.* Desempenho do modelo HAND no mapeamento de áreas suscetíveis a inundação usando dados de alta resolução espacial. *RBRH*, v. 21, p. 200-208, 2016.

MOORE, Ian D. *et al.* Soil attribute prediction using terrain analysis. *Soil science society of america journal*, v. 57, n. 2, p. 443-452, 1993.

Mosavi, A.; Sajedi-Hosseini, F.; Choubin, B.; Taramideh, F.; Rahi, G.; Dineva, A.A. 2020. Susceptibility mapping of soil water erosion using machine learning models. *Water*, 12: 1-17.

Mosavi, Amirhosein, *et al.* "Ensemble models of GLM, FDA, MARS, and RF for flood and erosion susceptibility mapping: a priority assessment of sub-basins." *Geocarto International* 37.9 (2022): 2541-2560.

NELDER, J.A.; WEDDERBURN, R. W.M. Generalized linear model. *J. R. Stat. Soc. A*, London, v.135, n.3, p.370-84, 1972.

Nespoli, L., & Medici, V. (2022). Multivariate boosted trees and applications to forecasting and control. *Journal of Machine Learning Research*, 23(246), 1-47.

NGUYEN, D. L. *et al.* Flood Susceptibility Mapping Using Machine Learning Algorithms: A Case Study in Huong Khe District, Ha Tinh Province, Vietnam. *International Journal of Geoinformatics*, v. 19, n. 7, 2023.

NOBRE, A. D. *et al.* Height above the nearest drainage – a hydrologically relevant new terrain model. *Journal of Hydrology*, v. 404, n. 1-2, p. 13–29, 2011.

Nobre, A.D., Cuartas, L.A., Momo, M.R., *et al.* 2015. HAND contour: a new proxy predictor of inundation extent. *Hydrological Processes*. DOI: 10.1002/hyp.10581

Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz. *Nota técnica: Problemas de saúde relacionados ao desastre climático no Rio Grande do Sul. Situação atual e cenários pós-enchente*. 2024b. 19p.

Observatório de Clima e Saúde e Fundação Oswaldo Cruz. *Nota técnica: As inundações no Rio Grande do Sul, impactos imediatos e suas possíveis consequências sobre a saúde da população*. 2024a. 37p.

Pankaj Prasad, Victor Joseph Loveson, Bappa Das & Mahender Kotha (2021): Novel ensemble machine learning models in flood susceptibility mapping, *Geocarto International*, DOI: 10.1080/10106049.2021.1892209

Pech-May, F.; Aquino-Santos, R.; Rios-Toledo, G.; Posadas-Duran, J.-P. Mapping of Land Cover with Optical Images, Supervised Algorithms, and Google Earth Engine. *Sensors* 2022, 22, 4729. <https://doi.org/10.3390/s22134729>

Possanti, I., Aguirre, A., Alberti, C., Azeredo, L., Barcelos, M., Cantor, G., Carrard, G., Cazanova, R., Camargo, P., Castilhos, M., Collishonn, W., Costa, S., Dornelles, F., Eckhardt, R., Fan, F., Froner, M., Giasson, S., Goldenfum, J., Guimarães, E., ... Meirelles, F. (2024). *Banco de dados da inundação na Região Hidrográfica do Lago Guaíba em Maio de 2024* (v.0.4) [Data set]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.11177244>

Pourghasemi, H. R. *et al.* 2021. Assessment of Urban Infrastructures Exposed to Flood Using Susceptibility Map and Google Earth Engine. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 1923-1937.

Prasad, P.; Loveson, V.J.; Das, B.; Kotha, M. Novel ensemble machine learning models in flood susceptibility mapping. *Geocarto Int.* 2022, 37, 4571–4593.

Quoc Bao Pham, Subodh Chandra Pal, Rabin Chakraborty, Akbar Norouzi, Mohammad Golshan, Akinwale T. Ogunrinde, Saeid Janizadeh, Khaled Mohamed Khedher & Duong Tran Anh (2021) Evaluation of various boosting ensemble algorithms for predicting flood hazard susceptibility areas, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 12:1, 2607-2628, DOI: 10.1080/19475705.2021.1968510

R. Madhuri, S. Sistla, K. Srinivasa Raju; Application of machine learning algorithms for flood susceptibility assessment and risk management. *Journal of Water and Climate Change* 1 September 2021; 12 (6): 2608–2623. doi: <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.051>

Rahmati, O. *et al.* 2019. PMT: new analytical framework for automated evaluation of geo-environmental modelling approaches. *Sci. Total Environ*, 664: 296–311.

Rahmati, O.; Pourghasemi, H.R.; Zeinivand, H. Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in the Golastan Province, Iran. *Geocarto Int.* 2016, 31, 42–70.

RENNÓ, C. D. *et al.* HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM; Mapping terra-firme rainforest environments in Amazonia. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, p. 3469-3481, 2008.

Saha, T. K., Pal, S., Talukdar, S., Debanshi, S., Khatun, R., Singha, P., & Mandal, I. (2021). How far spatial resolution affects the ensemble machine learning based flood susceptibility prediction in data sparse region. *Journal of Environmental Management*, 297, 113344. doi:10.1016/j.jenvman.2021.113344

Secretaria da Saúde. *Leptospirose*. Disponível em: <https://saude.rs.gov.br/leptospirose> Acesso em 2 set 2024.

Secretaria de Comunicação RS. *SOS Enchentes RS*. Disponível em: <https://sosenchentes.rs.gov.br/abrigos>. Acesso em 5 set 2024.

Secretaria de Desenvolvimento Urbano e Metropolitano. *Desassorear RS*. Disponível em: <https://www.sedur.rs.gov.br/desassorear-rs#:~:text=Os%20eventos%20clim%C3%A1ticos%20extremos%20de,de%20cheias%2C%20alagamentos%20e%20enchentes>. Acesso em 5 set 2024.

Seydi, S.T.; Kanani-Sadat, Y.; Hasanlou, M.; Sahraei, R.; Chanussot, J.; Amani, M. Comparison of Machine Learning Algorithms for Flood Susceptibility Mapping. *Remote Sens.* 2022, 15, 192. <https://doi.org/10.3390/rs15010192>

Shafizadeh-Moghadam, H., Valavi, R., Shahabi, H., Chapi, K., & Shirzadi, A. (2018). Novel forecasting approaches using combination of machine learning and statistical models for flood susceptibility mapping. *Journal of Environmental Management*, 217, 1–11. doi:10.1016/j.jenvman.2018.03.089

Shafizadeh-Moghadam, H., Valavi, R., Shahabi, H., Chapi, K., & Shirzadi, A. (2018). Novel forecasting approaches using combination of machine learning and statistical models for flood susceptibility mapping. *Journal of Environmental Management*, 217, 1–11. doi:10.1016/j.jenvman.2018.03.089

Shuster WD, Bonta J, Thurston H, Warnemuende E, Smith DR. 2005. Impacts of impervious surface on watershed hydrology: a review. *Urban Water J.* 2(4):263–275.

Tehrany MS, Jones S, Shabani F. 2019. Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques. *Catena.* 175:174–192.

Tehrany MS, Jones S. 2017. Evaluating the variations in the flood susceptibility maps accuracies due to the alterations in the type and extent of the flood inventory. *Int Arch Photogramm Remote Sens Spatial Inf Sci.* XLII-4/W5:209–214.

Tehrany MS, Kumar L. 2018. The application of a Dempster–Shafer-based evidential belief function in flood susceptibility mapping and comparison with frequency ratio and logistic regression methods. *Environ Earth Sci.* 77:1–24.

TEHRANY, M. S. *et al.* Flood susceptibility assessment using GIS-based support vector machine model with different kernel types. *CATENA*, v. 125, p. 91–101, 2015.

Tehrany, M. S., Jones, S., & Shabani, F. (2019). Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques. *CATENA*, 175, 174–192. doi:10.1016/j. *Catena*.2018.12.011

Tehrany, M. S., Jones, S., & Shabani, F. (2019). Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques. *CATENA*, 175, 174–192. doi:10.1016/j. *catena*.2018.12.011

Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2014). Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *Journal of Hydrology*, 512, 332–343. doi:10.1016/j. *jhydrol*.2014.03.008

TEHRANY, M. S.; PRADHAN, B.; JEBUR, M. N. Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, v. 504, p. 69-79, 2013.

Tehrany, M.S.; Pradhan, B.; Jebur, M.N. Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *J. Hydrol.* 2014, 512, 332–343.

Tomislav Hengl. (2018). *Teor de argila em % (kg / kg) em 6 profundidades padrão (0, 10, 30, 60, 100 e 200 cm) com resolução de 250 m (versão v02) [conjunto de dados]*. 10.5281/zenodo.1476854

Towfiqul Islam, A. R. M., Talukdar, S., Mahato, S., Kundu, S., Eibek, K. U., Pham, Q. B., ... Linh, N. T. T. (2021). Flood susceptibility modelling using advanced ensemble machine learning models. *Geoscience Frontiers*, 12(3), 101075. doi:10.1016/j.gsf.2020.09.006

Vafakhah M, Mohammad Hasani Loor S, Pourghasemi HR, Katebikord A (2020) Comparing performance of random forest and adaptive neuro-fuzzy inference system data mining models for flood susceptibility mapping. *Arab J Geosci* 13:417. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-05363-1>

VARA, Diego. *Cachorro atravessa área alagada no bairro de Humaitá, em Porto Alegre. In: GI. Quase 10 mil animais são resgatados durante enchentes no RS; voluntários se organizam com abrigos e cuidados*. Reuters, 2024. Disponível em: <https://g1.globo.com/rs/rio-grande-do-sul/noticia/2024/05/10/quase-10-mil-animais-sao-resgatados-durante-enchentes-no-rs-voluntarios-se-organizam-com-abrigos-e-cuidados.ghtml>. Acesso em: 8 set. 2024.

Wan, Z., S. Hook, G. Hulley. *MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V061*. 2021, distribuído pelo NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center, <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11A2.061>. Acessado em 22/08/2024.

WILCOXON, Frank. Some uses of statistics in plant pathology. *Biometrics Bulletin*, v. 1, n. 4, p. 41-45, 1945.

Wright, J.M. *Floodplain Management: Principles and Current Practices*; The University of Tennessee–Knoxville: Knoxville, TN, USA, 2008.

Xu, H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 2006, 27, 3025–3033.

Youssef, AM, Pourghasemi, HR e El-Haddad, BA Algoritmos avançados de aprendizado de máquina para modelagem de suscetibilidade a inundações — comparação de desempenho: Mar Vermelho, Egito. *Environ Sci Pollut Res* 29, 66768–66792 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11356-022-20213-1>

YULIANTO, Fajar *et al.* Coastal vulnerability assessment using the machine learning tree-based algorithms modeling in the north coast of Java, Indonesia. *Earth Science Informatics*, v. 16, n. 4, p. 3981-4008, 2023.

Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), 583–594. <https://doi.org/10.1080/01431160304987>

An aerial, black and white photograph of a city, likely Manaus, Brazil, showing a wide river (the Negro River) flowing through the urban landscape. The city buildings and streets are visible on both sides of the river.

CAPÍTULO 3

FRANCISCO HÉLTER FERNANDES DO AMARAL

VIVIANE CORRÊA SANTOS

EDSON LUÍS PIROLI

***A PROBLEMÁTICA DAS
INUNDAÇÕES POR EVENTOS
EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO EM
UMA MICROBACIA URBANA DA
AMAZÔNIA ORIENTAL***

Contextualização

A confecção de mapas de suscetibilidade à inundação surge como ferramenta indispensável para identificar áreas propensas, auxiliando no desenvolvimento e realização de ações preventivas que minimizam danos materiais e, sobretudo, perdas humanas. No entanto, técnicas clássicas, como modelagem hidrológica e hidráulica, demandam investimentos significativos em termos de tempo, recursos financeiros e predisposição de uma série histórica de dados adequada, que muitas vezes inviabiliza sua aplicação em municípios de pequeno e médio porte.

Neste contexto, os algoritmos de aprendizagem de máquina surgem como uma alternativa viável para enfrentar, estimar e monitorar a suscetibilidade a inundação. Segundo LeCun *et al.* (2015), os algoritmos de aprendizagem de máquina, em particular os algoritmos de aprendizagem profunda, tem demonstrado uma capacidade inigualável de processar e analisar vastas quantidades de dados, identificando padrões complexos e realizando previsões precisas. Aplicando esses avanços tecnológicos no mapeamento de áreas suscetíveis a inundação, pode-se potencializar a eficiência e precisão destes estudos. Zhang *et al.* (2018) exploraram a utilização de redes neurais em previsões hidrológicas, descobrindo que mesmo com dados de entrada limitados, a aprendizagem de máquina pode identificar áreas de suscetibilidade com precisão.

Do ponto de vista econômico, a integração de algoritmos de aprendizagem de máquina é especialmente benéfica para municípios com recursos limitados. Uma vez que estes algoritmos são treinados, sua aplicação em diversos cenários torna-se mais acessível e econômica. Além disso, os modelos de aprendizado profundo, uma vez treinados, podem ser aplicados em variados contextos com mínimas modificações, otimizando recursos.

A flexibilidade dos algoritmos de aprendizagem de máquina também é uma das maiores vantagens. Conforme destacado por Jordan e Mitchell (2015), essa adaptabilidade garante que essas técnicas possam ser aplicadas a uma ampla gama de cenários, independentemente das especificidades locais. Além disso, a natureza evolutiva da tecnologia, como descrito por Schmidhuber (2015), assegura que esses métodos continuem se aprimorando, entregando resultados mais acurados e confiáveis com o passar do tempo.

No referido estudo, a suscetibilidade é compreendida como à predisposição de um sistema a ser afetada por eventos adversos, considerando características intrínsecas que aumentam a probabilidade de impactos negativos em resposta a tais eventos. Esta concepção

engloba aspectos físicos, sociais e econômicos que tornam certos espaços geográficos mais propensos a consequências desfavoráveis, independentemente da natureza ou origem do evento (Brunsden; Prior, 1984). Portanto, enquanto o risco é uma estimativa da probabilidade e impacto de um evento extremo, a suscetibilidade analisa a propensão a sofrer tais impactos. Com isso, tem-se que a expansão acelerada do perímetro urbano de Castanhal, por vezes, coincide com as áreas designadas como APP, aliado ao aumento da densidade de assentamentos no interior da malha urbana, se destacam como fator agravante para as questões socioambientais ligadas à gestão das inundações.

Com base no cenário apresentado, o objetivo central desta atividade prática é a mensuração e representação espacial dos contextos de suscetibilidade aos processos de inundação, como subsídio a uma interpretação socioambiental da problemática na microbacia do Igarapé Moura situado na área urbana do município de Castanhal/PA

O que são os eventos hidrometeorológicos extremos de Castanhal

O município de Castanhal, localizado na porção nordeste do estado do Pará, pertencente a Amazônia Oriental, apresenta um perfil climático classificado como equatorial quente e úmido, com cobertura vegetal original de floresta-equatorial, de acordo com a classificação de Köppen-Geiger, enquadrando-se no subtipo "Af". Nessa região, as temperaturas médias mensais são sempre superiores a 21°C, e a média pluviométrica anual ultrapassa os 2.500 mm, sendo novembro o mês mais seco, com média de 73 mm (Alves, 2013).

Em Reboita *et al.* (2010) os resultados de sua pesquisa indicam a existência de uma configuração diversa quanto a precipitação, de forma que, as características espaço-temporais relacionadas a precipitação podem subdividir a região norte do Brasil, incluindo a área de pesquisa, em núcleos climáticos específicos, denominados de Noroeste, Centro e Sul da Amazônia. Estes autores também destacam que as variações espaciais das chuvas são diretamente influenciadas por fenômenos atmosféricos distintos, dentre esses: na região noroeste e central da Amazônia, a precipitação é diretamente influenciada pela condensação úmida devido as características orográficas. Enquanto, na região Sul da Amazônia a precipitação é impactada diretamente pelas flutuações sazonal da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) (Silva *et al.*, 2021)

Ainda sobre, Coutinho *et al.* (2018) descreve que o período chuvoso, conhecido local e regionalmente como "inverno Amazônico", se inicia próximo ao mês de dezembro e provoca fortes chuvas nos primeiros meses do ano, se estendendo até maio (verão/outono no hemisfério sul), nutre fortes relações com o deslocamento da ZCIT em direção ao hemisfério Sul. Posterior ao "inverno Amazônico" emerge um período de transição no qual as precipitações diminuem gradualmente até agosto, quando se inicia a estiagem ou "verão" (inverno/primavera no hemisfério sul). O clima sempre quente e úmido, aliado à presença da floresta, é resultado da proximidade com a linha do equador.

No contexto dos eventos extremos vinculados às secas severas e excesso de precipitação, estudos como de Souza *et al.* (2012), demonstram que as alterações na temperatura dos oceanos Atlântico e Pacífico apresentam uma relação de catalizador em suas manifestações.

No Brasil os extremos de precipitação têm sido correlacionados aos El Niño Oscilação Sul – ENOS. O estudo de Sousa *et al.* (2015), constatou que o El Niño Oscilação Sul (ENOS) mantém relações consideráveis sobre a quantidade de chuva ao longo do ano. Sendo observada uma redução nos volumes de precipitação durante os eventos de ENOS, indicando que o volume total anual de chuva tende a ser menor durante os anos com El Niño em comparação aqueles com atividade da La Niña, onde a magnitude e o tempo de precipitação demonstram se acentuar, resultando em maiores volumes de precipitação.

Todavia, não são apenas fenômenos de macroescala que interferem nas características climáticas da região, os sistemas meteorológicos regionais e locais também exercem significativa representatividade nas características meteorológicas locais (Silva *et al.*, 2021). Essas características climáticas tornam a análise da variabilidade pluviométrica de Castanhal extremamente relevante na escala urbana-local, uma vez que as chuvas desempenham um papel fundamental na dinâmica atmosférica local. Principalmente pela precipitação em Castanhal ser muito intensa em comparação a outras regiões do Brasil, como a região centro do Brasil, apresentando uma pluviosidade significativamente maior que a média anual de mil milímetros.

Essas informações destacam a importância dos eventos chuvosos e sua relação com os fenômenos perigosos para a população local, como inundações e alagamentos, que são objetos de estudo nesta pesquisa. Portanto, compreender a variabilidade pluviométrica em Castanhal é essencial para melhor entender a dinâmica dos fenômenos consequentes. Assim, com base nos dados do posto pluviométrico de Castanhal (Código: 147007), disponibilizados

pelo Portal de Hidrotelemetria (HidroWeb) da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) - <http://www.snirh.gov.br/hidrotelemetria>, e coordenada pela Rede Hidrometeorológica Nacional (RNH) desde 2000 por meio da Lei Federal nº 9.984/2000. A estação empregada na pesquisa existe desde o ano de 1972, mas para esse estudo optou-se por analisar os dados desde 1980 até 2022, devido a ocorrência de falhas nos registros em anos anteriores. Além disso, o ano de 2023 ainda não consta nos registros.

Destaca-se ainda que apesar de a estação encontrar-se localizada dentro do perímetro urbano da cidade de Castanhal, situa-se a cerca de 20 km do limite da microbacia em análise, mas devido à inexistência de posto pluviométrico dentro do perímetro da microbacia com uma série de dados suficiente para servir de base na elaboração de um panorama da variabilidade pluviométrica local, a estação pluviométrica de Castanhal foi escolhida. Salienta-se que todas as análises estatísticas (Mínimo, Máximo, Amplitude, 1º Quartil, Mediana, 3º Quartil, Média, Desvio-Padrão (n-1), Total anual), presente no (Quadro 6), foram realizadas no software RStudio versão 4.3.0. Além desses também foram levantados dados sobre a ocorrência de fenômenos ENOS durante a série histórica, para isso foram consultados os dados sobre ENOS disponível no site: <<http://enos.cptec.inpe.br/>> (INPE, 2023)

Assim a cidade de Castanhal, em sua série histórica de 43 anos, utilizada nesta pesquisa, apresenta uma média mínima de precipitação próxima de 41,16 mm e uma média mensal máxima de 494,42 mm resultando em uma amplitude média de 453,25 mm. O Quadro 6, também demonstra que Castanhal possui uma média pluvial mensal de 214,91 mm e uma média de precipitação anual acumulada de 2.428,2 mm.

Quadro 6 - Dados estatísticos da precipitação (mm) ao ano entre 1980 e 2022 e ocorrência de ENOS.

Ano	Mínimo	Máximo	Amplitude	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Média	Desvio-Padrão (n-1)	Total anual	ENOS	Intensidade dos ENOS
1980	50,7	615,8	565,1	84,8	175,25	292,15	221,35	168,82	2.656,20	El Niño	Moderado
1981	1	286,9	285,9	65,02	95,75	162,77	114,96	75,92	1.379,60	NA	NA
1982	24,4	517,5	493,1	76,05	130,4	228,72	186,27	166,52	2.235,30	El Niño	Forte
1983	5,1	435,2	430,1	92	148,5	202,4	165,1	124,43	1.981,30	El Niño	Forte
1984	61,7	545,3	483,6	100,5	150,7	349,72	222,66	154,85	2.672	NA	NA
1985	41,9	414,6	372,7	118,15	230,45	313,7	215,31	121,66	2.583,80	NA	NA
1986	93,1	541,6	448,5	116,97	181,15	324,97	243,25	155,5	2.919	El Niño	Moderada
1987	0	531,1	531,1	94,45	142,2	231,65	174,21	147,07	2.090,60	El Niño	Moderada
1988	64,1	564,3	500,2	146,05	292,7	345,27	281	174,58	3.372	El Niño	Forte
1989	56	538,8	482,8	166,85	262,95	348,4	281,4	150,49	3.376,80	La Niña	Moderada
1990	37,1	542,6	505,5	75,85	162,5	252,62	190,68	150,75	2.288,20	NA	NA
1991	1,5	490,1	488,6	23	59,85	178,9	135,32	159,87	1.623,90	El Niño	Forte
1992	6	804,7	798,7	21	127,45	238,1	198,53	248,37	2.382,40	El Niño	Fraco
1993	10,5	643,8	633,3	35,72	76,6	96,22	149,55	216,93	1.794,70	El Niño	Fraco
1994	114	900	786	197,65	343,45	567,07	392,45	237,1	4.709,40	NA	NA
1995	20,7	265,6	244,9	64,52	124	231,82	145,65	87,02	1.747,90	NA	NA
1996	21,1	268,4	247,3	86,95	122,85	235,4	145,26	91,289	1.743,20	NA	NA
1997	11,4	595,9	584,5	144,7	165,35	289,02	217,18	162,8	2.606,20	El Niño	Forte
1998	0	444,8	444,8	82,55	140,1	299,7	194,23	144,99	2.330,80	El Niño	Forte
1999	84,8	563,8	479	155,9	203,05	222,62	214,78	127,44	2.577,40	La Niña	Fraca
2000	66,2	290,7	224,5	177,57	225,4	250,82	199,9	79,23	2.398,80	La Niña	Moderada
2001	116,4	912	795,6	165,05	283,75	548,25	372,7	258,45	4.472,50	NA	NA
2002	42,7	482,7	440	103,7	179,45	451,32	242,15	175,14	2.905,80	El Niño	Moderada
2003	46,3	363	316,7	111,47	161,9	191,27	161,83	91,35	1.942	El Niño	Moderada
2004	3,4	474,4	471	63,075	171,15	360,47	209,01	168,22	2.508,20	NA	NA
2005	19,4	369,5	350,1	75,1	224,1	334,65	207,783	142,14	2.493,40	NA	NA
2006	16,6	394,4	377,8	91,02	139,15	300,17	190,25	136,24	2.283	El Niño	Moderado
2007	23,1	346	322,9	42,85	146,15	245,85	159,04	114,29	1.908,50	La Niña	Moderada
2008	41,6	457,2	415,6	130,4	175,5	250,35	205,74	121,76	2.263,20	La Niña	Moderada
2009	33,2	486,1	452,9	70,87	289,15	408,32	263,39	177,67	3.160,70	El Niño	Moderado
2010	42,9	438,8	395,9	130,22	196	229,62	198,17	103,25	2.378,10	La Niña	Moderada
2011	38,8	377,6	338,8	141,1	251,4	324,1	227,81	118,96	2.050,30	La Niña	Moderada
2012	33,8	375,8	342	65,7	80,3	224,9	151,96	119,59	1.367,70	NA	NA
2013	NA	NA	NA	74,05	NA	157,25	NA	NA	803,9	NA	NA
2014	25,4	412,9	387,5	83,32	128,75	330,55	191,49	145,71	2.297,90	NA	NA
2015	0,1	477,4	477,3	63,22	181,25	214,57	171,86	142,46	2.062,40	El Niño	Forte
2016	65,1	495,5	430,4	103,22	159,6	341,37	219,45	155,69	2.633,50	El Niño	Forte
2017	30,4	432	401,6	51,025	154,25	362,25	189,56	153,1	2.274,80	La Niña	Moderada
2018	85,2	526,7	441,5	145,67	286,55	441,15	296,06	183,48	1.776,40	La Niña	Moderada
2019	74,5	526,1	451,6	122,6	223,35	343	243,8	143,93	2.925,60	NA	NA
2020	41,9	633	591,1	128,7	218,9	363,6	270,97	199,51	3.251,70	NA	NA
2021	103,8	273,6	169,8	197	250,1	262,8	223,37	58,25	2.457,10	NA	NA
2022	73,2	709,7	636,5	152,67	357,2	446,92	340,88	226,71	2.727,10	NA	NA
Médias da série histórica	41,16	494,42	453,25	103,21	186,15	297,55	214,91	149,56	2428,21		

Fonte: do autor (2023)

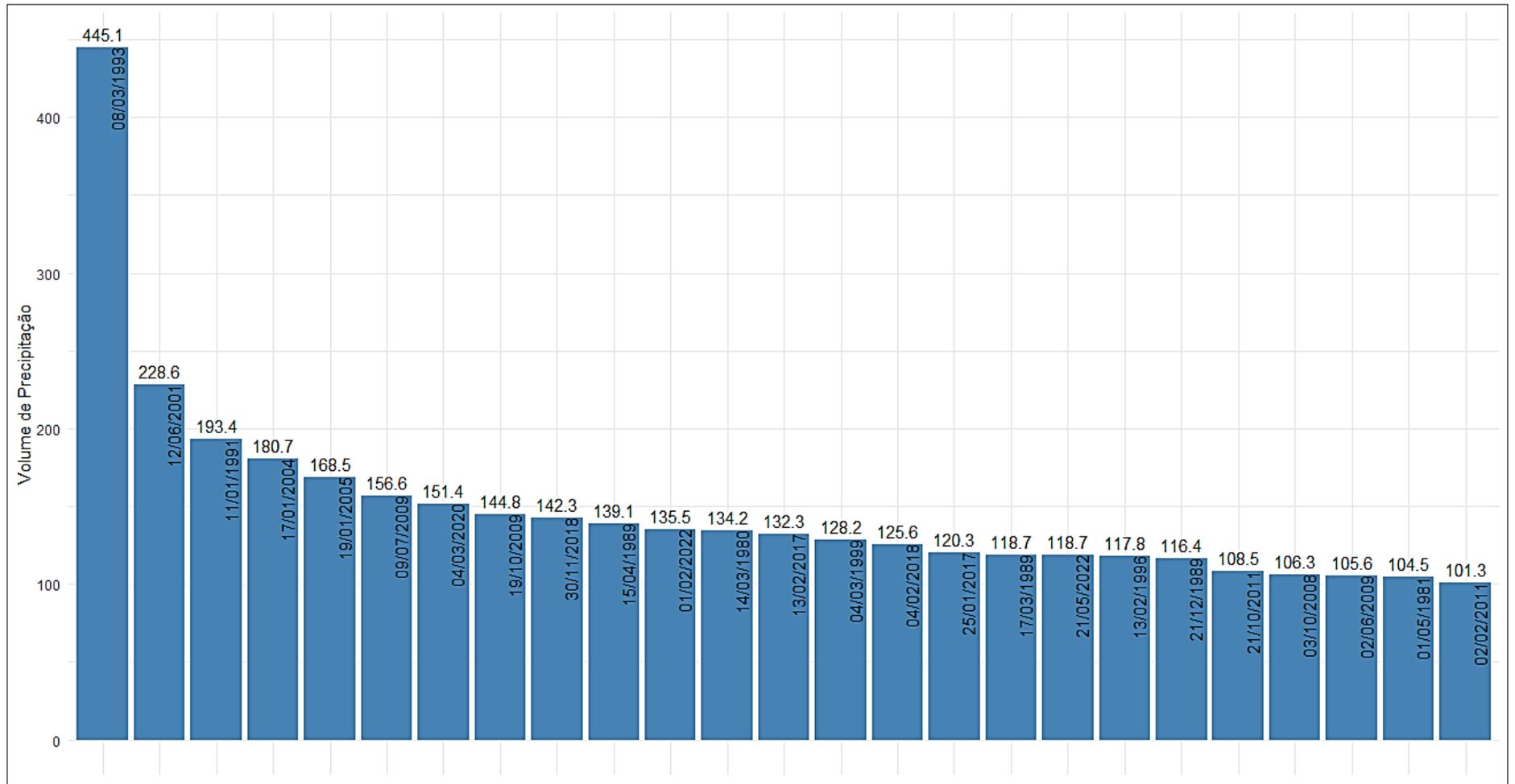
Esse quadro também destaca que os cinco anos mais chuvosos, foram 1994 com um total de 4.709,4 mm, 2001 com 4.472,5 mm, 1989 com 3.376,8 mm, 1988 com 3.372,1 mm e 2020 com 3.251,7 mm. Além disso, também são ilustrados os cinco anos menos chuvosos, sendo esses 2013 com 803,9 mm, 2012 com 1.367,7 mm, 1981 com 1.379,6 mm, 1991 com 1.623,9 mm e 1996 com 2.919 mm.

A análise da série histórica mostra o ano de 1994 como de maior volume de precipitação já registrado, atingindo a marca de 4.709,4 mm de chuvas acumuladas ao longo dos doze meses, tal quantidade supera em quase dois mil milímetros a média da série histórica (2.428,2 mm). Silva *et al.* (2021) destaca que os fenômenos El Niño e La Niña exercem influência sobre as características pluviométricas, as informações do Quadro 6 corroboram essa colocação, tendo em vista que os anos associados a esses fenômenos frequentemente mostram valores extremos de precipitação. O El Niño geralmente encontra-se associado a padrões de precipitação menos intensos e situacionais, enquanto o La Niña, embora também influencie a intensidade da precipitação, apresenta padrões distintos que variam de ano para ano. Os anos sem registro destes fenômenos demonstram uma variação mais contida nas métricas pluviométricas, indicando um padrão climático mais estável em comparação aos anos com ocorrência de ENOS.

Ao comparar o ano de maior precipitação (1994) com os dois anos de menor precipitação 2013 (803,9 mm) e 2012 (1.367,7 mm), observamos uma diferença significativa nos volumes registrados. A amplitude, que é a diferença entre a maior e a menor precipitação anual, foi de 3.905,5 mm para o ano de 2013 e 3.341,7 mm para o ano de 2012. Esses números destacam a variabilidade climática na cidade de Castanhal ressaltando a presença de flutuações sobre os padrões de precipitação.

O Gráfico 1, exibe os 25 dias mais chuvosos registrados durante o período de análise, nos quais a precipitação diária ultrapassou os 100 mm. É importante ressaltar que, a média dias por ano com precipitação nesse nível foi de 0,58, indicando uma ocorrência relativamente baixa desses eventos. Observa-se que, ao longo da série de 43 anos analisados, apenas 17 anos foram registrados contendo dias com precipitações superiores a 100 mm. Sobre esse contexto, ressalta-se que foram identificados dois períodos de longos intervalos sem ocorrência de chuvas iguais ou superiores a 100 mm, entre os anos de 1982 e 1988, e entre 2012 e 2016. Esses períodos representaram momentos de baixa ocorrência de eventos extremos de chuva na cidade de Castanhal.

Gráfico 1 - Registros de precipitação com volume superior a 100 mm em um dia, na série histórica, em Castanhal – PA.



Fonte: ANA (2023)

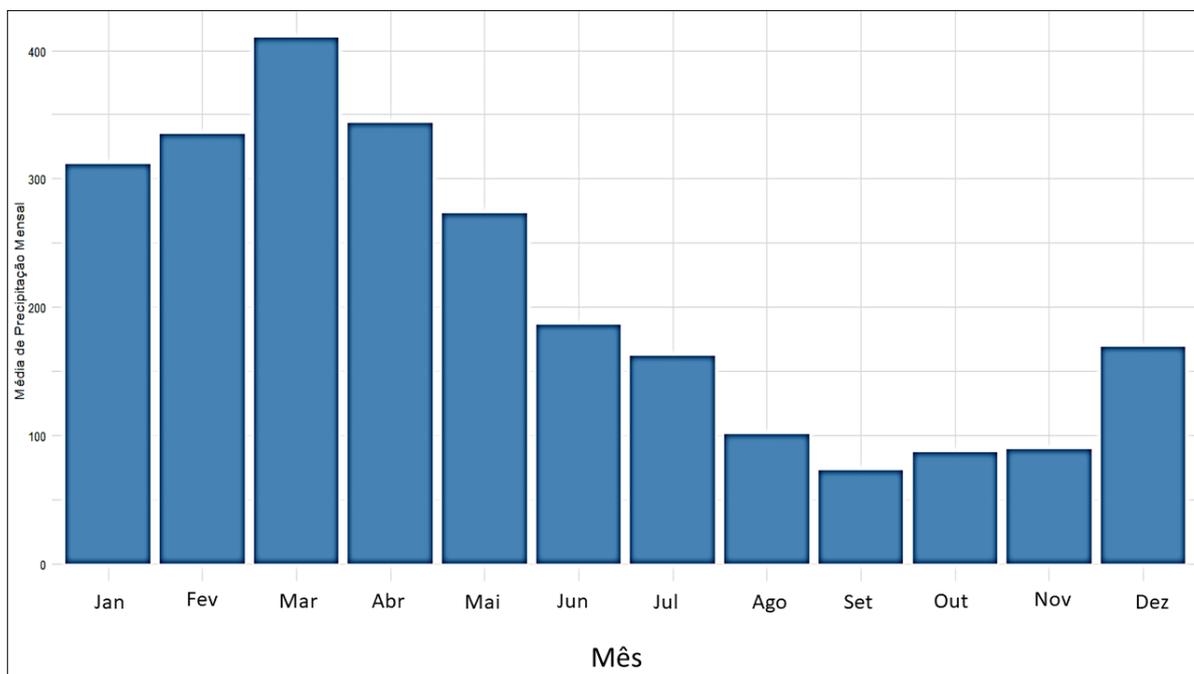
Ao verificar a frequência de casos de chuvas intensas, observa-se que os anos de 2009 e 1989 relataram três casos cada. Por sua vez, os anos de 2022, 2018, 2017 e 2011 tiveram dois casos cada, e nos demais anos ocorreu apenas um episódio. Contudo, entre os eventos de chuva mais intensas registradas, o evento que ocorreu em 08/03/1993 se destaca como mais crítico, com um total de 445,1 mm precipitados em vinte e quatro horas.

Em seguida, o evento de precipitação do dia 12/06/2001, que registrou um volume de chuva com 228,6 mm. O terceiro evento mais crítico, ocorreu em 11/01/1991, apresentando um total de 193,4 mm. O quarto, encontra-se registrado no dia 17/01/2004, com um volume de 180,7 mm de chuva. O quinto evento mais significativo foi registrado em 19/01/2005, com um total de 168,5 mm de precipitação. Por fim, o sexto evento de chuva mais expressivo ocorreu em 09/07/2009, com um volume de 156,6 mm em um único dia.

Ainda considerando os meses com acumulados diários de precipitação superiores a 100 mm, podemos observar que os meses com maior número de ocorrências são março e fevereiro, ambos com cinco casos registrados. Em seguida, temos janeiro com quatro ocorrências, e outubro com três dias. Os meses de maio e junho apresentaram duas ocorrências cada. Já abril, novembro e dezembro tiveram apenas uma ocorrência cada. Por outro lado, os meses de agosto e setembro não registraram nenhum evento.

Os meses de setembro, outubro e novembro são conhecidos por serem os meses de menor volume de precipitação em Castanhal, de acordo com os Gráfico 2 e 3. Em média, o mês de setembro registra 83,6 mm de chuva, enquanto outubro e novembro apresentam médias de 96,8 mm e 97,2 mm, respectivamente. Por outro lado, os meses de fevereiro, março e abril se destacam como os meses mais chuvosos. Fevereiro registra uma média de 370,6 mm, março possui uma média de 420,6 mm e abril apresenta uma média de 389,3 mm de chuva.

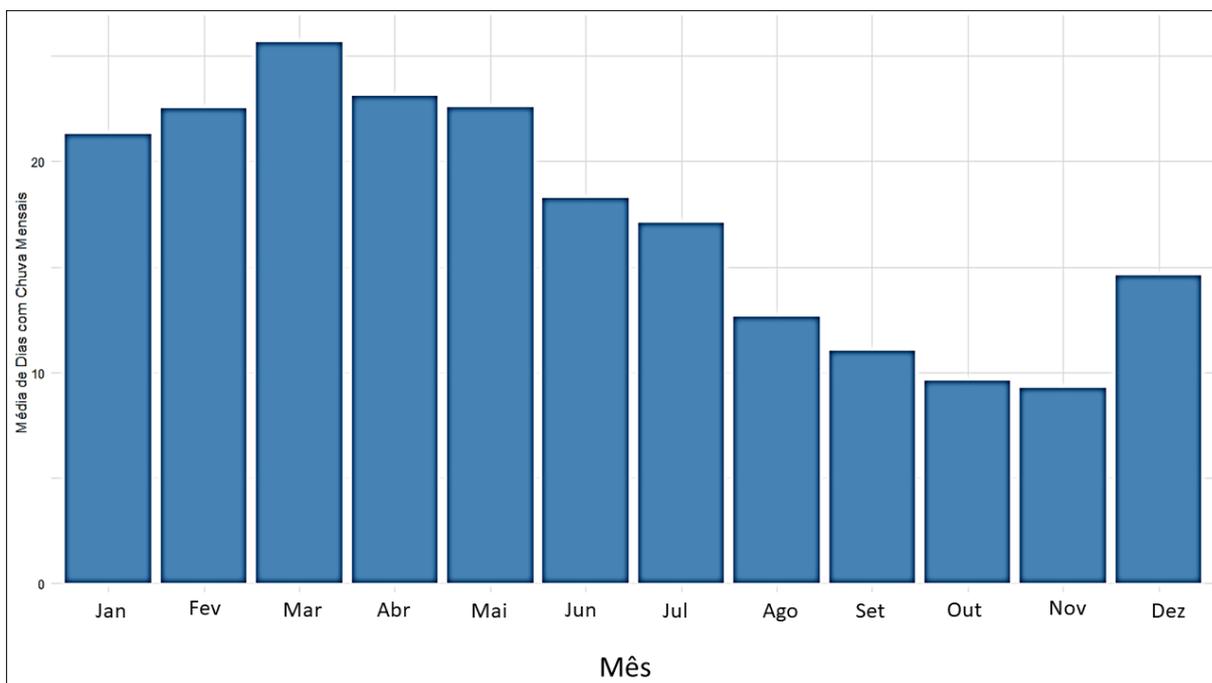
Gráfico 2 - Médias mensais de volume precipitado, na série histórica



Fonte: do autor (2023)

Além disso, é interessante observar que fevereiro e março se caracterizam não apenas por terem maior volume de chuva, mas também pelo maior número de dias chuvosos e pela ocorrência de chuvas intensas. Por outro lado, em setembro e outubro, as chuvas ocorrem de maneira pontual ao longo dos dias, embora geralmente contendo um volume de precipitação significativo, como pode ser observado no Gráfico 3.

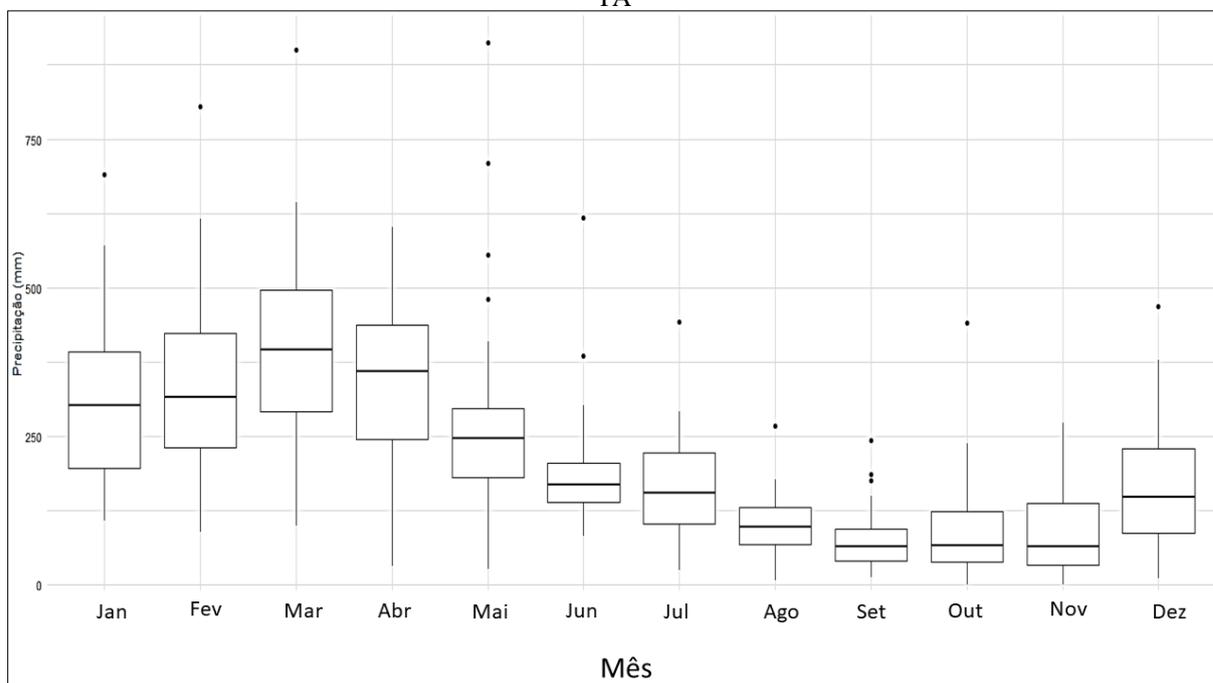
Gráfico 3 - Médias mensais de dias com chuva, na série histórica



Fonte: do autor (2023)

Para ampliar o entendimento sobre os eventos pluviométricos significativos em Castanhal, utilizamos dois gráficos boxplot complementares. O primeiro gráfico (Gráfico 4) representa os totais mensais de precipitação ao longo dos 43 anos de dados analisados. Neste gráfico, é possível identificar meses que se destacam devido aos seus totais extremos em comparação com os demais meses. Observamos que os meses de abril e novembro não apresentaram valores discrepantes em relação aos demais dados registrados. Por outro lado, os demais meses apresentaram valores discrepantes, indicando eventos de precipitação fora do padrão normal.

Gráfico 4 - Boxplot dos totais mensais de chuva na série histórica, em Castanhal – PA

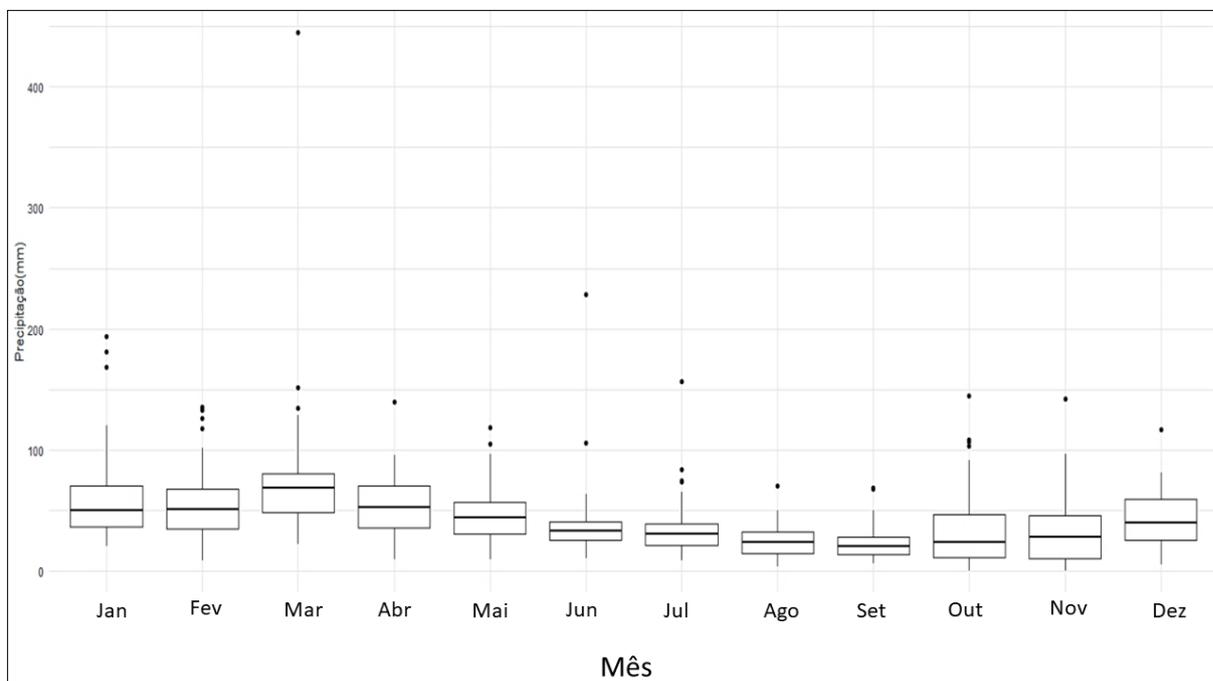


Fonte: do autor (2023)

Especificamente, os meses de janeiro, fevereiro e março apresentaram um caso cada de valores extremos. O mês de maio registrou quatro casos de valores discrepantes, enquanto junho apresentou dois casos. Julho, agosto, setembro, outubro e dezembro tiveram um caso cada de valores extremos.

O Gráfico 5, representa os eventos chuvosos extremos de cada mês ao longo dos quarenta anos de dados. Esse gráfico nos permite visualizar a distribuição dos eventos extremos em cada um dos doze meses, possibilitando analisar a frequência desses eventos ao longo do período analisado.

Gráfico 5 - Boxplot dos eventos extremos diários da série histórica, em Castanhal – PA.



Fonte: do autor (2023)

Ao analisar o gráfico boxplot dos eventos chuvosos diários (Gráfico 5), identificamos a presença de outliers em determinados meses. Os outliers são valores que se destacam significativamente dos demais, indicando eventos extremos de precipitação.

No mês de janeiro, observamos a ocorrência de três outliers, indicando eventos de chuva intensa e pouco comuns para esse período. Da mesma forma, fevereiro apresentou quatro outliers, sugerindo a presença de eventos extremos nesse mês. Março também registrou três outliers. Em contraste, o mês de abril, embora tenha um volume pluviométrico relativamente alto, apresentou apenas um outlier, isso se deve, pois, o mês de abril é historicamente chuvoso.

Nos meses de maio e junho, identificamos a presença de dois outliers, indicando a ocorrência de eventos de chuva intensa durante esses meses. Julho, um dos meses iniciais do verão amazônico, registrou três outliers, sugerindo a ocorrência de eventos extremos nesse período. Já, os meses de agosto e setembro apresentaram apenas um outlier cada. Em outubro, observamos a presença de mais três outliers, sugerindo a ocorrência de eventos de chuva intensa para esse mês. Por fim, nos meses de novembro e dezembro, identificamos apenas um outlier em cada.

Nesse contexto, os indicadores analisados descrevem que Castanhal possui um regime de chuvas com distribuição anual assimétrica, embora relativamente abundante durante todos os meses do ano. Sendo caracterizada por elevados volumes pluviométricos nos primeiros e últimos meses do ano. O período de inverno amazônico, correspondente aos meses mais chuvosos, apresenta uma concentração significativa de chuvas intensas.

A intensidade dos eventos chuvosos é um aspecto relevante a ser considerado. A presença de elevados volumes pluviométricos, especialmente durante o período de inverno, contribui para uma maior ocorrência de desastres relacionados a chuvas intensas.

Com base no exposto anteriormente, constata-se que os eventos de chuvas desempenham um papel crucial no desencadeamento de perigos como alagamentos e inundações. Esses eventos são mais recorrentes durante os meses que apresentam uma média de precipitação mais elevada devido a ação da ZCIT e ZCAS. Essa relação direta entre as chuvas intensas e os riscos associados está intrinsecamente ligada à dinâmica atmosférica regional, mas também podem ser influenciadas pelos fenômenos de El Niño e La Niña.

É importante ressaltar que tais eventos têm impactos significativos na população de Castanhal e municípios circunvizinhos. Especialmente os grupos sociais mais vulneráveis e aqueles que habitam áreas de maior risco estão mais suscetíveis aos efeitos adversos desses desastres naturais.

Impactos das chuvas intensas em Castanhal-PA

No âmbito da gestão de desastres e redução de riscos, é responsabilidade da União, dos Estados e dos municípios articular-se para implementar medidas que visem mitigar os impactos causados pelos eventos perigosos e prestar apoio às comunidades afetadas. Essas medidas podem incluir o monitoramento contínuo dos eventos naturais e a emissão de alertas e avisos para a população. No contexto do município de Castanhal, a Coordenadoria Municipal de Defesa Civil (COMDEC) desempenha um papel fundamental na coordenação, planejamento, mobilização e gestão das ações de defesa civil. A COMDEC é responsável por articular os esforços necessários para lidar com os desastres, especialmente aqueles relacionados a eventos hidrológicos, como enchentes, enxurradas, alagamentos e inundações. Essas ações são direcionadas principalmente à microbacia hidrográfica do Igarapé Moura.

No entanto, a obtenção de informações históricas sobre a ocorrência e impactos relacionados aos eventos hidrológicos na rede de drenagem urbana tem sido um desafio.

Embora, alguns municípios brasileiros possuam sistemas de registro e controle dessas informações por meio do Corpo de Bombeiros ou da Defesa Civil, o município de Castanhal não dispõe de dados oficiais e padronizados sobre esses eventos.

Para suprir essa lacuna de informações oficiais, foi realizado um levantamento por meio de reportagens e notícias de jornais locais e regionais, disponíveis em suas versões digitais. Essa abordagem foi adotada como forma de compor e averiguar a manifestação dos eventos hidrometeorológicos danosos. Sendo importante ressaltar que a busca por informações no banco de dados digital do Ministério da Integração Nacional e da Secretaria Nacional de Defesa Civil não obteve resultados expressivos. Dessa forma, a utilização de fontes jornalísticas digitais foi uma alternativa viável para obter informações sobre eventos passados e compreender os impactos dos desastres hidrológicos na região. No entanto, é necessário considerar as limitações e subjetividades inerentes a essas fontes de informação não oficiais.

Dito isso, a análise dos registros da imprensa teve como objetivo avaliar e compreender os problemas causados pelas chuvas intensas na área urbana de Castanhal. Essa abordagem qualitativa, aliada aos dados pluviométricos oficiais, permite avaliar a magnitude das chuvas e seus impactos sobre a população. Para isso, foram pesquisadas reportagens em veículos de imprensa digital, abrangendo o período dessa pesquisa, 2020 a 2022.

Durante esse período, foram identificadas três reportagens que abordam três eventos chuvosos ocorridos em 2020 e 2022 que resultaram em danos e transtornos à cidade. Essas reportagens fornecem informações adicionais sobre as ocorrências e seus impactos na área urbana de Castanhal. É importante ressaltar que o uso de fontes jornalísticas digitais adiciona uma perspectiva qualitativa e contextual às análises, permitindo uma compreensão mais abrangente dos efeitos das chuvas intensas na cidade. Vale destacar, que o serviço de comunicação por rádios é o mais popular veículo de comunicação e divulgação de informações oficiais na cidade, sendo esse um possível fator para o baixo número de registros jornalísticos em meios digitais. A seguir são apresentados mais detalhes.

O primeiro registro trata de uma reportagem disponível no site da globoplay, pelo link: (<https://globoplay.globo.com/v/8383999/>), com a título: “Em castanhal, chuva alagou as ruas do município na manhã desta segunda-feira, 09/03/2020”, apresenta diversos pontos de inundação e alagamentos gerados na cidade, devido às chuvas constantes que precipitaram cerca de 139,2 mm, em vinte e quatro horas. Na Figura 2, é mostrado o perímetro de inundação formado sobre a Rua Pedro Porpino da Silva, na altura do canal salgado grande.

Figura 2 - Registro do processo de inundação no canal salgado grande, devido às fortes chuvas do dia 09/03/2020.



Fonte: Globo.com (2020)

O segundo registro corresponde a uma reportagem do jornal Dol (<https://dol.com.br/noticias/para/703157/bairros-de-castanhal-sofrem-com-alagamentos-apos-chuvas?d=1>), com o título: “Bairros de Castanhal sofrem com alagamentos após chuvas”, nessa reportagem é apresentado o reflexo de uma chuva rápida, com menos de um horas e trinta minutos de duração, mas que precipitou cerca de 27.4 mm, na tarde do dia 18/03/2022. Sendo responsável por provocar inundações sobre a macroestrutura do canal salgado grande (Figura 3), além de alagamentos em diversos pontos da cidade.

Figura 3 - Registro do processo de inundação no canal salgado grande, devido à forte chuva na tarde do dia, 18/03/2022.



Fonte: Dol.com (2022)

O terceira registro compreende uma reportagem publicada no g1-PA da Rede Liberal filiada à Rede Globo de comunicações, podendo-se acessar pelo link:

(<https://g1.globo.com/pa/para/noticia/2022/03/21/atingidos-por-alagamentos-moradores-de-castanhal-protestam-e-interditam-a-br-316.ghtml>), com o título: "Atingidos por alagamentos, moradores de Castanhal protestam e interditam a BR-316" comunica uma reação da população que reside no bairro Centro, que foi atingida pelas inundações do dia 21/03/2022, no qual foi registrado um índice pluviométrico de 53,7mm, ocorridas no canal da Paulo tinta, e sobre os demais canais da cidade. a Figura 4, mostra a atuação do Corpo de Bombeiros para apagar as chamas da barricada, construída pelos moradores para interditar a BR-316, uma das principais rotas para a capital e outros municípios do nordeste paraense.

Figura 4 - Registros da ação do corpo de bombeiros (A), força da água no igarapé moura (B), tubulação rompida no bairro jaderlândia (C) e inundação no rio Apeú (D), no dia 21/03/2022.



Fonte: Globo.com (2022)

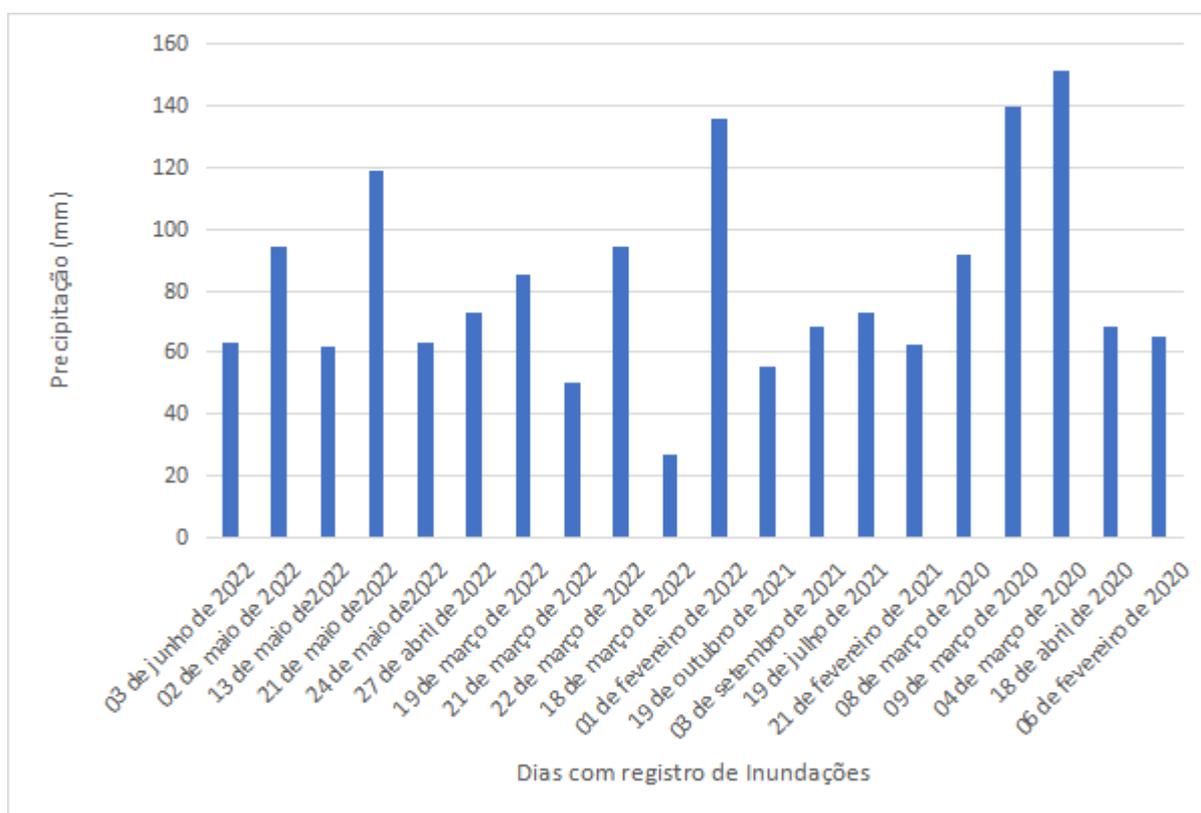
Ao comparar os três registros de ocorrência de inundações com os volumes pluviométricos dos mesmos dias, nota-se que a ocorrência de chuvas rápidas e intensas, como na chuva do dia 18/03/2022, onde apenas 27 mm foi o suficiente para gerar um processo de inundação considerável na área de estudo. Mas, geralmente se observa a formação de áreas inundadas a partir de volumes pluviométricos superiores a 50 mm, como foi na chuva do dia 21/03/2022 e na chuva do dia 09/03/2020. Ressalta-se também que os três casos de inundação se deram no mês de março, conforme mostrado no (Gráfico 6), compreende o mês com maior volume médio de precipitado.

Considerando o cenário de baixo quantitativo de registros de inundações junto aos meios de comunicação digital, e visando complementar com mais detalhes o volume de ocorrências. Foi realizado acompanhamentos semanais sobre a manifestação de inundações

junto à comunidade local que reside defronte ao canal salgado grande e trechos urbanos do igarapé moura não canalizado. Atraves desse acompanhamento realizado entre janeiro de 2020 e dezembro de 2022, pode-se identificar a ocorrência de 20 episódios de inundações na microbacia do igarapé moura, englobando os três eventos supracitados.

Durante esse período, observou-se diversas ocorrências de inundações geradas por diferentes intensidades de chuvas ao longo do ano inteiro. Avaliando os registros catalogados no ano de 2022, encontramos a inundação do dia 03 do junho de 2022 resultante de uma precipitação de 63,1 mm, como apontado nos dados da ANA. No mês anterior, em maio de 2022, duas inundações foram observadas: uma em 02 de maio devido precipitação de 94,4 mm e outra em 13 de maio gerada por uma chuva de 61,7 mm.

Gráfico 6 - Registro de inundações catalogados entre 2020-2022 na microbacia



Fonte: autor (2023)

Além das inundações supracitadas, no mesmo ano, ainda foram identificadas inundações no dia 19 de março, devido uma precipitação de 85,4 mm, seguida por eventos nos dias 21 e 22 do mesmo mês, devido chuvas com 50 mm e 94,3 mm, respectivamente. Nesse contexto, a inundação do dia 18 de março de 2022, aparece como decorrente de uma chuva com baixíssimo volume (27,4 mm) mas que ocorreu em um período de tempo de 20 minutos, foi capaz de formar inundações e alagamentos em toda a cidade. Além desses,

salienta-se que a precipitação de 01 de fevereiro, gerada por uma precipitação com 135,5 mm, provocou impactos significativos sobre a comunidade local, afetando as residências de entorno (Figura 5).

Figura 5 - Inundação registrada no dia 01/02/2022



Fonte: autor (2023)

Em resumo, foi observada a ocorrência de onze casos de inundações no ano de 2022, sendo quatro dessas no mês de março, outros quatro casos no mês de maio e a recorrência de casos individuais nos meses de fevereiro, abril e junho. Indicando uma concentração deste fenômeno sobre os meses com maior número médio de dias com chuvas, conforme mostrado no (Gráfico 3).

Contudo, nos registros do ano de 2021, pode-se averiguar uma recorrência de inundações inferior ao quantitativo registrado em 2022. Sendo catalogada a manifestação de apenas quatro inundações, presentes tanto em meses do inverno amazônico quanto no período de estiagem, como na inundação do dia 19 de outubro de 2021, provocada por uma chuva de 55,3 mm. No dia 03 de setembro de 2021, a inundação derivou de uma chuva com 68,2 mm, outro caso particular foi no dia 19 de julho de 2021, devido uma chuva de 73,2 mm. Sendo a inundação do dia 21 de fevereiro de 2021, proveniente de uma precipitação com 62,8 mm, a única registrada entre os meses com maior incidência de chuvas mensais.

Nas observações para o ano de 2020, foram registrados cinco casos de inundações distribuídas ao longo dos seis primeiros meses do ano, compreendendo a época das chuvas

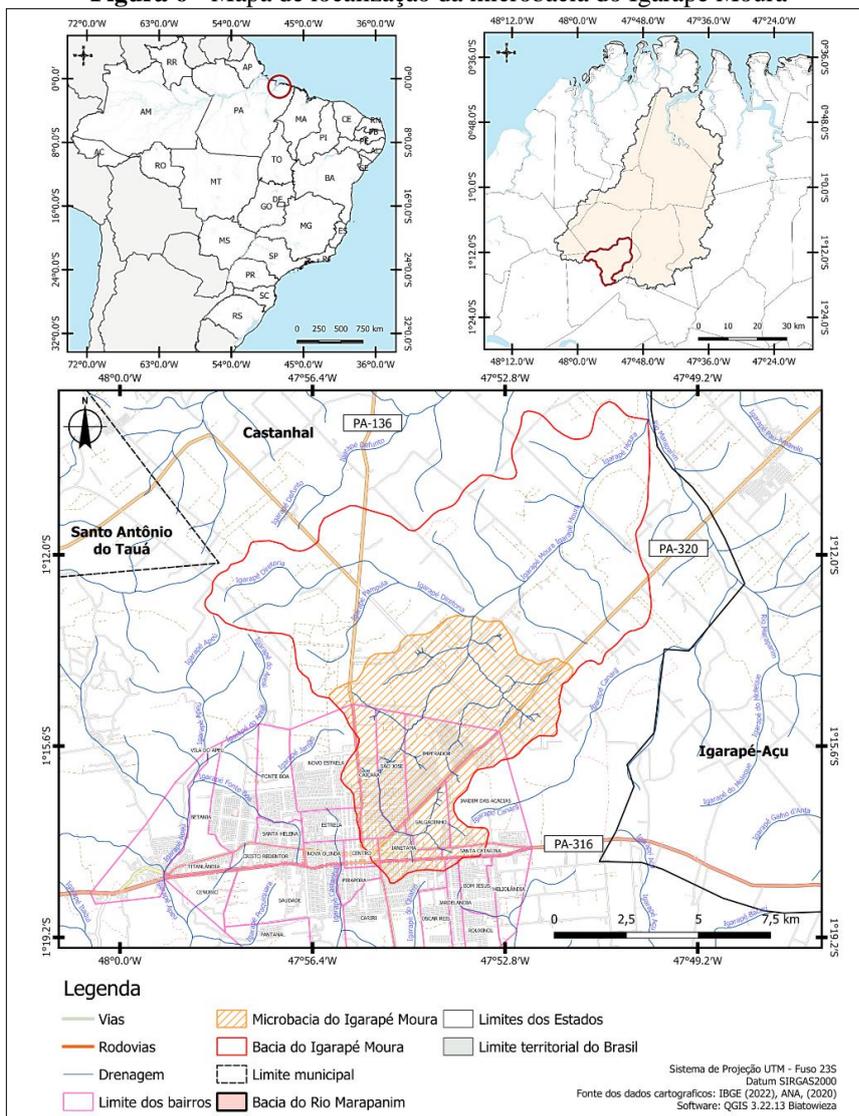
intensas na Amazônia. A primeira inundação desse ano ocorreu no dia 06 de fevereiro de 2020, devido uma chuva de 65,3 mm. No mês de março foram catalogadas a ocorrência de três inundações, sendo a primeira no dia 04 de março de 2020 devido uma precipitação de 151,4 mm, a segunda ocorreu no dia 08 de março de 2020 onde foi registrada uma precipitação 91,4 mm, e no dia seguinte em 09 de março de 2020 se fez um novo registro, devido uma chuva de 139,4 mm e gerou enormes transtornos a infraestrutura local, devido a restrição da mobilidade sobre a área do canal, como mostrado na (Figura 2). O último caso de inundação catalogado para no ano de 2020 foi registrado no dia 18 de abril, quando foi registrada uma chuva com 68,2mm de precipitação.

Ao todo, a série de três anos acompanhados empiricamente, foram observadas as manifestações de outros dezessete casos de inundações, além dos três documentados pelas mídias digitais. A maioria presente no mês de março ou nos cinco primeiros meses do ano, caracterizados pelo elevado índice pluviométrico, embora também tenha se registrado alguns casos em meses fora desse contexto, em especial para o ano de 2020, onde apenas um dos registros se deu nos meses de chuvas intensas.

Ação metodológica

Essa segunda prática metodológica tem como área de estudo a microbacia do Igarapé Moura, que faz parte do complexo de microbacias da Bacia Hidrográfica do Rio Moura, conforme sintetizado na Figura 6. Esta área está localizada inteiramente no município de Castanhal, cujas coordenadas centrais são 01°17'49" S e 47°55'19" W. Castanhal pertence à Região Geográfica Intermediária e à Região Geográfica Imediata de Castanhal, que também abrange os municípios de Curuçá, Igarapé-Açu, Inhangapi, Irituia, Magalhães Barata, Maracanã, Marapanim, Santa Maria do Pará, São Domingos do Capim, São Francisco do Pará, São João da Ponta, São Miguel do Guamá e Terra Alta.

Figura 6 - Mapa de localização da microbacia do Igarapé Moura



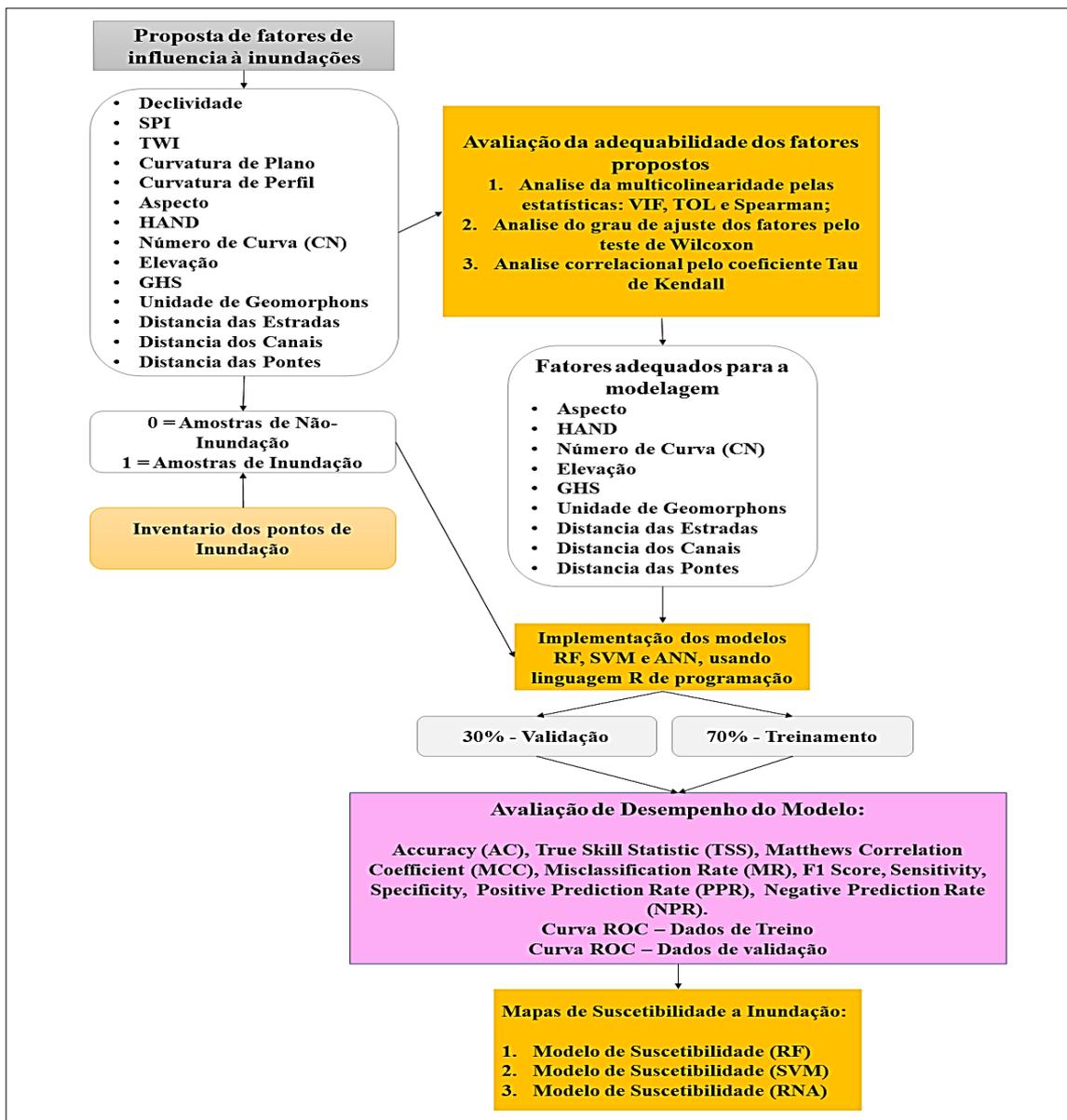
Elaboração dos autores (2024)

Com uma população de 192.262 habitantes, segundo o IBGE (2022), Castanhal ocupa uma posição geográfica estratégica. A cidade é atravessada pela Rodovia Federal BR-316 e está situada a 70 km da capital do estado, Belém, o que a torna um ponto crucial para a entrada e saída de insumos para a Região Metropolitana de Belém.

Além disso, Castanhal está inserida na Região Hidrográfica Costa Atlântico-Nordeste, a mais densamente povoada do estado do Pará. No perímetro municipal, destacam-se os rios Inhangapi, Apeú, Castanhal, Marapanim e Maracanã. O município está localizado na cabeceira de três divisores d'água, que delimitam parte das bacias hidrográficas dos Rios Maracanã, Apeú e Marapanim. Embora esses rios desempenhem um papel importante na região, o volume hídrico que apresentam nos limites do município é relativamente baixo (Silva *et al.*, 2020).

A metodologia empregada na mensuração da suscetibilidade à inundação encontra-se subdividida em quatro etapas: 1) seleção e avaliação dos fatores independentes de influência das inundações; 2) definição das amostras dependentes de não-inundação e inundação; 3) confecção do script no software RStudio, versão 4.3.0, na implementação dos algoritmos de aprendizagem de máquina para geração dos modelos de suscetibilidade; 4) validação dos modelos de suscetibilidade à inundação. Um resumo da metodologia pode ser observado no fluxograma da Figura 7, e detalhes mais acurado das etapas mencionadas encontra-se nas subseções a seguir.

Figura 7 - Fluxograma das etapas de modelagem da suscetibilidade a inundação



Fonte: Amaral (2023)

Mapeamento do inventário de inundações

Um inventário preciso e coerente do histórico de ocorrências das inundações demonstra-se fundamental para a realização da modelagem de suscetibilidade (Zhao *et al.*, 2018), haja vista que o inventário é responsável por apontar as áreas de ocorrência e não ocorrência do fenômeno, implicando diretamente na qualidade e na confiabilidade do modelo (Choubin *et al.*, 2019).

Reproduzindo uma realidade comum no território do Brasil, a microbacia do Igarapé Moura encontra-se localizada na área urbana do município de Castanhal, Estado do Pará, pertencendo à Amazônia Oriental do Brasil, não possui postos fluviométricos de medição da vazão, o que inviabiliza a construção de modelos hidrológicos e hidráulicos tecnicamente qualificados. Além disso, a ausência de tais informações, acabou por exigir que a catalogação do histórico de inundações ocorresse através de registros das manchas de inundações e consulta direta (análise de campo) sobre áreas atingidas por inundações, tornando esta restrita aos episódios registrados entre os anos de 2020 e 2022.

Assim, o histórico dos registros de inundação compreende os contornos das manchas de inundação construídas por vetorização manual em ambiente de Sistema de Informações Geográficas (SIG), a partir de visita em campo e georreferenciamento das áreas atingidas, utilizando Sistema de Posicionamento Global (GPS), em cada ocorrência de inundação observada entre os anos de 2020-2022, ao longo do perímetro urbano inserido nos contornos da microbacia em estudo.

Com o agrupamento do histórico das manchas de inundação foram gerados pontos aleatórios no interior desses polígonos. Tais pontos foram usados na confecção de dois grupos amostrais. O primeiro grupo foi composto por 70% dos 600 pontos de inundação e não inundação, sendo empregados como conjunto de dados de treinamento, o segundo grupo compreendendo os 30% de dados restantes, que foram empregados como conjunto de dados de validação. Seguindo a proposta de Pradhan, (2013) foram gerados aleatoriamente 300 pontos nas áreas de ocorrência de inundação e 300 pontos para a área não inundação a partir dos limites dos polígonos de interesse, usando o software QGIS 3.22 e a ferramenta “*gerar pontos aleatórios no interior do polígono*” disponibilizado no pacote GDAL.

Fatores que influenciam na inundação

No intuito de estruturar a base cartográfica necessária ao mapeamento da suscetibilidade à inundação, é fundamental determinar os fatores interligados aos eventos de inundação que podem ser denominados de elementos condicionantes, sendo, portanto, o conjunto de variáveis responsáveis por condicionar a magnitude do fenômeno (Tehrany *et al.*, 2014). A seleção do conjunto de fatores físico-ambientais de influência sobre os processos de inundação ocorreu após extensa revisão bibliográfica, considerando a disponibilidade de dados e os aspectos naturais ligados à geomorfologia, hidrologia e as estruturas antrópicas na área de estudo.

Para este estudo, foram utilizados quatorze fatores condicionantes com base nas características físico-ambientais da área de estudo e disponibilidade de dados. Os fatores foram: altitude, declividade, aspecto, curvatura do plano, curvatura do perfil, distância das pontes, distância das estradas, índice de umidade topográfica (TWI), índice de potência de fluxo (SPI), distância dos canais urbanos, grupos hidrológicos do solo, unidades do relevo (geomorphons), modelo da altura acima da drenagem mais próxima (HAND) e número da curva (CN). Mais detalhes sobre a construção dos fatores condicionantes são apresentados nas seções a seguir.

Altitude

A elevação do terreno compreende uma variável de explicação da suscetibilidade a inundações. Tendo em vista, a existência de uma relação inversa entre as áreas propensas a inundação e a altitude no terreno, ou seja, quanto maior a elevação no terreno em relação ao corpo hídrico, menor a suscetibilidade, o inverso também se demonstra verdadeiro (Rahmati *et al.*, 2015). A construção desse fator para a área em estudo, ocorreu a partir do levantamento de dados planialtimétricos (curvas de nível com equidistância de 50 cm) e registros topográficos para a área urbana do município de Castanhal-PA, disponibilizado pela Secretaria de Planejamento e Gestão de Castanhal (SEPLAGE). Sendo gerado um Modelo Digital de Terreno-MDT com resolução espacial de 5m²/pixel, a partir do método de interpolação da Rede Irregular Triangulada, do inglês *Triangulated Irregular Network* (TIN), executado no software livre Quantum GIS ou QGIS, versão 3.22.

A declividade pode ser conceitualmente entendida como o conjunto de distorções ou dobraduras responsáveis pela alteração no ângulo no plano horizontal do terreno (Rahmati *et al.*, 2020). Sendo responsável por delinear a infiltração e percolação vertical do volume hídrico junto às estruturas topográficas, influenciando a magnitude dos processos de inundação (Tehrany *et al.* 2015; Pirnia *et al.*, 2018).

Para a confecção do arquivo raster, foi utilizado um Modelo Digital de Terreno (MDT) com 5m²/pixel de resolução espacial, a partir do qual foi gerado o modelo de declividade do terreno, utilizando a ferramenta Slope (do pacote GDAL, no QGIS, versão 3.22). Essa ferramenta é responsável por estimar o valor máximo de alteração de cota a partir de uma célula central em direção às células de entorno (Torabi Haghghi *et al.*, 2018). O valor do plano de terreno é estipulado através da técnica da máxima média, que define a planicidade da grade topográfica segundo o valor da inclinação, ou seja, altos valores de inclinação indicam elevada declividade (Burrough; Mcdonnell, 1998).

O aspecto é responsável por descrever a direção da inclinação de uma superfície (Khosravi *et al.*, 2016). Sendo um fator que determina o ângulo do escoamento, ou seja, as direções cardeais e colaterais do escoamento precipitado sobre a superfície do terreno. O aspecto ou a direção do talude é responsável por definir a ocorrência de luz solar na superfície, impactando nas condições de escoamento da chuva, influenciado na ocorrência de alguns perfis de solo, e no desenvolvimento da vegetação (Rahmati *et al.*, 2016).

O aspecto foi gerado a partir do MDT disponível para a área de estudo, sendo executado no software QGIS versão 3.22, utilizando a ferramenta de mesmo nome disponível no pacote GDAL do software. Assim a superfície topográfica da área de estudo foi classificada em oito categorias de aspecto, sendo esses: nordeste (22,5°–67,5°), leste (67,5°–112,5°), sudeste (112,5°–157,5°), sul (157,5°–202,5°), sudoeste (202,5°– 247,5°), oeste (247,5°–292,5°), noroeste (292,5°–337,5°) e norte (337,5°–22,5°), (Gudiyangada Nachappa *et al.*, 2020).

A curvatura da superfície ou curvatura do plano é geralmente adotada para descrever as condições de dobramentos divergentes e convergentes associados às estruturas de drenagem. Dessa forma, expressa a condição do escoamento, se este se convergirá ou se dissipará no terreno (Wang *et al.*, 2015). Na curvatura do plano, as estruturas do terreno podem ser separadas em três classes, sendo essas: convergentes, divergentes e planares (Rahmati *et al.*, 2016). As estruturas convergentes geralmente são expressas em valores positivos e tendem a concentrar o escoamento e serem mais suscetíveis a inundações, já as

divergentes por valores negativos, enquanto que as estruturas planares são configuradas pela ausência da pontuação, ou seja, valor igual a “zero” (Chapi et al., 2017). A curvatura do plano foi gerada a partir do MDT da área de estudo, através a ferramenta *Curvature* presente no pacote SAGA executado no software livre QGIS, versão 3.22.

A curvatura de perfil ou curvatura vertical compreende um fator condicionante à ocorrência de inundações por representar a razão dos gradientes de inclinação na direção da inclinação máxima, afetando o comportamento da aceleração e da magnitude do carregamento de fluxos através da superfície. Assim como na curvatura horizontal, a curvatura de perfil é classificada em três estruturas, a saber: superfícies côncavas, convexas e planas. As superfícies côncavas de perfil são representadas por valores positivos por tenderem a concentrar e reter os fluxos de escoamento, enquanto que as formas convexas apresentam valores negativos por tender a dispersar os fluxos, os pixels restantes com valores equivalentes a zero, geralmente correspondem aos planos de terreno e aos fundos de vale (Tehrany et al., 2013).

Apesar do fator curvatura de perfil ser utilizado largamente na literatura, como elemento de influência direta sobre o processo de inundação, a forma como este influencia o escoamento e o processo de cheia ainda é tema de discussão como apontado em Chapi *et al.* (2017) e demonstrado nos trabalhos de Young e Mutchler (1969a) que apresenta o declive convexo como de maior relevância para a produção de ondas de cheia em relação aos declives côncavos, na contrapartida em Young e Mutchler (1969b) o cenário inverso é dito como o verdadeiro. A curvatura de perfil também foi gerada a partir do MDT da área de estudo, na ferramenta *Curvature* presente no pacote SAGA, executado no software livre QGIS, versão 3.22.

O fator distância das pontes é responsável por condicionar inundações pontuais em precipitações intensas, devido ao sufocamento de estruturas de drenagem naturais ou artificiais (Tucci, 2003). Para gerá-lo foi utilizado o arquivo da planta planimétrica de Castanhal, elaborado pela Prefeitura Municipal em 2019. Tal arquivo foi disponibilizado pela (SEPLAGE). O cálculo da distância das pontes se deu utilizando a ferramenta “aproximação” do pacote GDAL sendo obtido como dados de saída um arquivo raster com resolução espacial de 5m²/pixel.

O fator distância dos canais de drenagem é responsável por determinar a zona de espraiamento da inundação. Isto é devido à capacidade limitada destes canais de comportar um volume elevado de água em curtos períodos. Quando essa capacidade é excedida, o

excesso de água espraia para as áreas adjacentes, causando inundações. (Glenn et al., 2012; Huber; Rust, 2016). Para gerá-lo, foi utilizado o arquivo da planta de canais pluviais responsáveis por drenar o volume pluviométrico em sistemas de macrodrenagem, que foi disponibilizado pela SEPLAGE. O cálculo da distância de canais se deu utilizando a ferramenta “aproximação” do pacote GDAL, sendo obtido como dado de saída um arquivo raster com resolução espacial de 5m2/pixel.

A proximidade em relação à estrada representa um parâmetro importante na determinação da suscetibilidade a inundações (Tehrany et al.,2017). Nesse sentido, as estradas são um conjunto de estruturas de superfícies impermeáveis responsáveis por diminuir a capacidade de infiltração (Shuster et al., 2005). Para a elaboração dessa variável foram utilizadas informações da planta planialtimétrica de 2019 da cidade de Castanhal, disponibilizada pela (SEPLAGE). Para efeito de comparação, atualização e correções na planta foram utilizados os dados vetoriais da rede rodoviária e intraurbana disponibilizada no portal Open street map (<https://www.openstreetmap.org/>) uma iniciativa de projeto de mapeamento colaborativo (CMPs).

A qualidade e a eficácia desses dados são apresentadas nos trabalhos de (Heipke, 2010; Fan *et al.*, 2014). Para o tratamento e realização do cálculo da distância até as estradas foi utilizado o software QGIS, versão 3.22, em que, de posse da base vetorial corrigida, essa foi convertida em arquivo raster e utilizada a ferramenta “rasterizar” e este foi usado como dado de entrada para a ferramenta de processamento GDAL “aproximação”, sendo definido como informação de saída um arquivo raster.

No presente estudo o TWI é adotado visando à mensuração espacial das estruturas topográficas com maior teor de umidade na área da microbacia, por essas representarem zonas de elevada suscetibilidade a inundação (Halefom *et al.*, 2019). O TWI foi inicialmente proposto por Beven e Kirkby (1979), partindo de uma lógica de associação topográfica baseada nas características geométricas e quantitativas do declive em estruturas de bacias hidrográficas (Ambroise *et al.*, 1996). A seguir é apresentada a equação para o cálculo do TWI (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**).

$$TWI = L_n \frac{\alpha}{\tan\beta + c}$$

Eq: 1

onde: α é a acumulação de fluxo, β é a declividade e C é uma constante (0.01).

Neste trabalho, os valores de TWI foram calculados usando dados MDT de alta resolução, enquanto que os componentes necessários ao TWI também foram extraídos do mesmo MDT, com destaque para a acumulação de Fluxo, que foram estimados usando a ferramenta *Fill Sinks*, presente no Software QGIS 3.22.

O índice de potência do fluxo SPI está dentre os fatores responsáveis por influenciar na dinâmica da potência de fluxo unitário estão: inclinação do canal, raio hidráulico, vazão, declividade do canal, dentre outros. De acordo com R. Bag et al. (2022), os valores elevados de SPI costumam indicar um maior potencial no carregamento de matéria e velocidade na drenagem. A **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, foi considerada para estimar Índice de Potência de Fluxo:

$$SPI = A \times \tan\beta \quad \text{Eq-2}$$

Onde A e β corresponde a Área de acúmulo de fluxo e o gradiente de declividade em cada pixel, respectivamente.

O valor do SPI foi derivado do MDT de alta resolução, sendo calculada usando a ferramenta nativa da calculadora raster no ambiente do QGIS 3.22.

As diversas propriedades do solo, tais como, textura, tipo, grau de desenvolvimento, entre outros, costumam influenciar diretamente o processo de infiltração da água no subsolo, enquanto a concentração de umidade no solo interfere na dinâmica de transferência espacial da carga hídrica na superfície, podendo amortecer ou intensificar o deslocamento da onda de cheia durante os processos de inundação (Sangati *et al.* 2009).

O gradiente textural da fração de argila junto a umidade antecedente, a estrutura do solo, a porosidade e a distribuição de macro e microporos são condicionantes responsável por controlar as dinâmicas de escoamento superficial afetando diretamente a predisposição à inundação (Batjes, 1997). Por sua vez, os grupos hidrológicos de solos (HSG) são fundamentais para explicar a capacidade dos diferentes grupos de solo em absorver o volume hídrico precipitado, algo que afeta a capacidade de formação do escoamento superficial, sendo que o potencial de infiltração tende a ser mais elevado nos solos do grupo (A), contudo, tal capacidade sofre declínio conforme se desloca para os solos do grupo (D) (Mosavi *et al.*, 2020; Razavi-Termeh *et al.*, 2020).

Além disso, o perfil de solo tende a influenciar na escolha do tipo de uso da terra e das práticas de manejo do solo a serem adotadas nas estruturas de lavoura ou pastagem (Halefom et al., 2019). Os perfis de solo foram levantados junto ao banco de dados da Secretaria Municipal de Meio Ambiente de Castanhal (SEMMA).

Proposto por Jasiewicz e Stepinski (2013) o geomorphons visa a identificação dos textons compreendidos como as microestruturas fundamentais em uma paisagem observável. O *geomorphons* procura identificar as principais microestruturas morfológicas integradas ao relevo. Esse método classifica automaticamente os 10 elementos do relevo de maior recorrência nas paisagens, sendo esses: 1) áreas planas (*flat*), 2) picos (*peak*), 3) crista (*ridge*), 4) ressaltos (*shoulder*), 5) crista secundária (*spur*), 6) encosta (*slope*), 7) escavado (*hollow*), 8) base de encosta (*footslope*), 9) vales (*valley*) e 10) fosso (*pit*). O mapeamento das unidades do relevo, ocorreu de maneira automatizada através da ferramenta *geomorphon* presente no módulo de análise espacial do GRASS instalado e operado de forma integrada ao software Quantum GIS versão 3.22. tendo como dado base o MDT de alta resolução espacial derivado das curvas de nível, como já descrito anteriormente.

O modelo da altura acima da drenagem mais próxima ou *Height Above the Nearest Drainage* – HAND, concebe uma abordagem de realinhamento topo-hidrológico da altimetria do MDE, de acordo com a estrutura dos cursos de drenagem, determinando o potencial de drenagem gravitacional relativo as estruturas de sub-bacias (Rennó et al., 2008).

No trabalho de Nobre et al. (2011) foi identificado que o modelo demonstra alta correlação com o nível de saturação hídrica do solo, sendo capaz de discretizar por gradientes de aproximação topográfica a maior e a menor recorrência de instabilidade hídrica no solo. Assim, diversas pesquisas ao longo das últimas décadas vêm implementando a estrutura HAND na identificação de zonas de risco à inundação (Nobre et al., 2011). Por essas características, o modelo HAND foi adotado no presente estudo, visando estabelecer as zonas de suscetibilidade topográfica a inundações. Desde a apresentação da proposta do algoritmo HAND (Rennó et al., 2008).

O Número de Curva ou *Curve Number* (CN) é um parâmetro elaborado pelo *United States Department of Agriculture – Soil Conservation Service* (USDA-SCS, 1972) atual *Natural Resources Conservation Service* (NRCS, 2009). Este visa estabelecer o potencial de escoamento superficial mediante o uso e cobertura do solo e os grupos hidrológicos do solo (Pickbrenner et al., 2005).

O CN tem elevado potencial na produção de informações referentes ao escoamento superficial, com capacidade de atender as demandas locais do território nacional, sendo uma função dos perfis de uso e ocupação da terra e condição hidrológica de umidade antecedente do solo e perfil do solo. Tomaz (2002), informa que o SCS analisou mais de 4000 perfis de solos para estimar seu potencial de escoamento (*runoff*) e os agrupou em quatro grupos hidrológicos de solo: A, B, C e D (Santos; Lollo, 2016).

Para o Brasil, que apresenta perfis de solos incompatíveis com as definições dos grupos hidrológicos do Método do SCS, uma alternativa é utilizar a classificação hidrológica dos solos brasileiros proposta por Sartori *et al.* (2005), a partir das contribuições de Lombardi Neto *et al.* (1989), com base na nova nomenclatura do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SIBCS) proposto pela EMBRAPA em 2006. Assim, o mapa dos grupos hidrológicos de solos elaborado pela secretaria municipal de meio ambiente de Castanhal, com base na planta planialtimétrica do levantamento de 2019, foi ajustado de acordo com o atual Sistema Brasileiro de Classificação de Solos.

Tendo em vista, que o parâmetro (CN) varia entre uma cobertura de elevada permeabilidade (valor = 0) e uma coberturas totalmente impermeáveis (valor = 100), utilizaram-se técnicas de álgebra de mapas ancoradas em procedimentos de geoprocessamento para o cruzamento das informações de uso e cobertura da terra e tipos de solo. Juntamente com as prerrogativas estipuladas como base no trabalho de Tomaz (2002), foram estipulados valores de CN com base em tabelas de aplicação apresentadas por (Tucci, 1995; Tomaz, 2002).

Para o cálculo do (CN) através do cruzamento entre os mapas de uso e ocupação da terra de 2022 e o mapa de Grupo Hidrológico do Solo (HSG), foi utilizado o cruzamento manual utilizando a técnica de multiplicação associativa por álgebra de mapas de mapas, declarada no ambiente da ferramenta “Calculadora Raster “, presente no pacote GDAL presente no software livre QGIS versão 3.22., e posteriormente reclassificação dos valores segundo as características presentes utilizando a ferramenta “reclassificar por tabela” do software livre QGIS versão 3.22.

Validação dos fatores de influência da inundação

Em modelos preditivos do tipo regressão, a colinearidade ou multicolinearidade representa a não independência dos fatores explicativos para um dado evento (Dormann *et al.*, 2013). Sendo recomendado evitar a colinearidade entre os fatores explicativos afim de se gerar modelos não tendenciosos. Neste estudo, para avaliação da existência de colinearidade, entre os fatores explicativos selecionados, foram empregados os índices do fator de inflação de variância (VIF) e de tolerância (TOL). Para valores de VIF próximos ou superior a 5 se tem a existência de forte colinearidade. Para o índice de tolerância, os valores inferiores a 0,1 indicam a presença de multicolinearidade extrema. O VIF e TOL são expressos matematicamente (**Erro! Fonte de referência não encontrada.** e **Erro! Fonte de referência não encontrada.**), como:

$$VIF = \frac{1}{TOL} \quad \text{Eq: 3}$$

$$TOL = 1 - R_v^2 \quad \text{Eq: 4}$$

onde R_v^2 representa o 'coeficiente de determinação de uma regressão de fatores explicativos em todos os outros fatores explicativos' e $VIF > 5$ e $TOL < 0,1$ indica grave problema de colinearidade (Hair *et al.* 2013). A estimação das métricas de VIF e TOL, foi executado no Rstudio através de um modelo de regressão linear utilizando as bibliotecas '*car*' e '*caTools*'.

O coeficiente de correlação não paramétrico de Spearman atua como um instrumento para identificar a intensidade da associação monotônica entre dois conjuntos de variáveis, conhecidas como X e Y, ou seja, é capaz de analisar se o aumento em uma variável resultará sempre no aumento ou na diminuição da outra variável, embora não necessariamente a um ritmo constante.

Este coeficiente varia de -1 a 1, onde as correlações são interpretadas como mais fortes ou mais fracas. Quanto mais próximo o valor do coeficiente estiver de 0, mais tênue se torna a ligação entre as variáveis X e Y, indicando uma relação muito fraca entre as variáveis. Segundo Tien Bui *et al.* (2016), quando o valor do coeficiente de correlação ultrapassa 0,7, isso sugere uma colinearidade expressiva, entre as variáveis. De acordo com Saber *et al.* (2023), o coeficiente de correlação é calculado pela seguinte fórmula (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**):

$$r(x, y) = 1 - \frac{6\Sigma(x-Y)^2}{n(n^2-1)} \quad \text{Eq: 5}$$

onde: r corresponde ao coeficiente de correlação, x , e y são definidas como os pares de variáveis, e n é o comprimento de cada variável.

Ressalta-se que o cálculo do coeficiente de correlação de *Spearman*, foi gerado no software RStudio usando a função “*cor()*” com o método “*spearman*”. Tendo por base o banco de dados dessa pesquisa.

O Teste de *Wilcoxon* de duas amostras não pareado, também conhecido como Teste de Mann-Whitney, é um teste estatístico não paramétrico utilizado para verificar se duas amostras independentes apresentam inferências de significância a partir de um atributo. Em outras palavras, verifica a hipótese de que as diferenças entre as distribuições das duas amostras (inundação e não inundação) são estatisticamente insignificantes (Wilcoxon, 1945).

Portanto, para interpretar os resultados do teste de *Wilcoxon*, deve-se comparar o P-valor da estatística com nível de significância desejado (no caso dessa pesquisa, foi utilizado a significância de 0,05). Caso, o P-valor demonstra um valor menor que o nível de significância, é possível rejeitar a hipótese nula e concluir que há uma diferença estatisticamente significativa das características daquele fator condicionante para as condições de inundação e não inundação. Em contrapartida, se o P-valor demonstrar um valor maior que o nível de significância, não se pode rejeitar a hipótese nula e assume-se a inexistência de evidências estatísticas suficientes para rejeitar a hipótese nula.

No presente estudo o teste de *Wilcoxon* para duas amostras não pareadas, foi implementado no software RStudio, no intuito de verificar se existem diferenças significativas nos valores de cada fator condicionante para as situações de inundação e não inundação, para tanto, foi empregada a biblioteca '*stats*', que fornecendo acesso a uma variedade de funções estatísticas no R, incluindo '*wilcox.test()*'.

O coeficiente de correlação não paramétrico de *Kendall* ou *Tau de Kendall* que consiste em uma métrica estatística que avalia a associação entre duas variáveis com base na concordância e discordância entre pares de observações, ao invés de avaliar a relação linear e os valores brutos. Esta característica o torna distinto do coeficiente de correlação de Pearson e outras métricas que medem estruturas lineares.

Em sua essência, o Tau de Kendall compara os rankings de duas variáveis: se as ordens relativas das variáveis concordam, o par é categorizado como concordante; se diferem,

são discordantes. O cálculo final do coeficiente leva em consideração a diferença entre estes pares concordantes e discordantes. Os valores do coeficiente variam entre -1, indicando total discordância, e 1, refletindo total concordância.

De forma sintética, ambos os fatores, apresentam valores de escala normalizados que podem ser interpretados da seguinte forma: valores próximos ou iguais a 1 indica uma correlação positiva muito intensa, portanto à medida que o valor do fator condicionante aumenta, se eleva o quantitativo de amostras que descrevem a condição de inundação e decresce aqueles que descrevem a condição de não inundação. A mesma lógica também se aplica no cenário inverso, onde existe uma correlação negativa perfeita -1. Contudo, uma correlação com valor de 0 indica que não há relação entre o fator condicionante e as situações de inundação e não inundação. Na presente pesquisa o coeficiente de correlação entre os fatores condicionantes e as situações de tendência para inundação e não inundação, foi gerado no software RStudio.

Algoritmos de modelagem da suscetibilidade

Os algoritmos de aprendizado de máquina ou Machine learning (ML) contribuíram enormemente nas últimas duas décadas com o desenvolvimento de sistemas de previsão mais precisos, capazes de gerar resultados mais acurados e com menor custo financeiro (Ghorbanzadeh; Blaschke, *et al.*, 2019). Os algoritmos de ML compreendem modelos de previsão orientados a objetos (dados) que podem expressar matematicamente a não linearidade de processos de inundação, com base nos dados de recorrência anterior sem a necessidade de parâmetros físicos complexos (K. Khosravi *et al.*, 2019). A principal vantagem dos algoritmos de ML é sua independência a subjetividade do especialista, contudo, sua acurácia está subordinada inteiramente aos dados do inventário. No presente estudo de caso, foi instalado e carregado o pacote '*randomForest*' afim de utilizá-lo para criar o modelo RF no ambiente de processamento do software RStudio versão 3.3.0, através de codificação em linguagem R de programação.

A visualização da importância dos fatores condicionantes no modelo Random Forest foi realizada durante o treinamento do modelo. Cada árvore de decisão no RF realiza divisões com base em diferentes variáveis, sendo que a impureza resultante após cada divisão é medida. Essa medição leva em consideração a diminuição média na impureza de todas as árvores para cada variável, e esse valor é registrado (Ho, 1995). A lógica subjacente a essa

abordagem baseia-se na avaliação de quanto cada variável contribui para a redução da impureza nos nós das árvores do modelo. Essa contribuição foi estimada utilizando a métrica de Gini Importance, que mede a eficácia de uma variável na segregação das classes. Para cada árvore individual no RF, a importância de cada variável foi calculada. Posteriormente, essas importâncias foram agregadas através da média, gerando uma medida composta da importância de cada variável em todo o conjunto de árvores do modelo. Por fim, os níveis de importância foram normalizados para serem representados em uma escala de 0 a 1 (Ho, 1995).

Os algoritmos descritos como ANN buscam simular o comportamento das sinapses neurais responsáveis pela aprendizagem no cérebro humanas (Kim *et al.*, 2014). Essa linha de algoritmos ML são capazes aprender e generalizar um dado evento a partir de exemplos (histórico de recorrência do evento) para gerar soluções relevantes mesmo quando os dados de entrada possuem equívocos.

Os modelos ANN têm tido uma ampla aplicabilidade na resolução de questões complexas de natureza não linear, com elevado poder adaptabilidade e previsão. Os ANN demonstram-se eficientes na reproduzir da relação desconhecida entre atributos característicos a situação primária e o conjunto de contextos posteriores a manifestação de um dado evento, a exemplo, precipitação e volume de área alagada (Chakraborty *et al.*, 1992). Como tal, os ANN são considerados eficientes na predição de modelos hidrológicos.

O algoritmo utilizado para o treinamento do modelo ANN, empregado neste estudo, foi o de Retropropagação (*backpropagation*) que é um tipo de retropropagação resiliente com e sem retroprocesso de peso. O procedimento foi executado no ambiente do RStudio versão 3.3.0, através da biblioteca “neuralnet” (Riedmiller, 1994).

As importâncias calculadas para cada fator condicionante foram então classificadas em ordem decrescente, posicionando as variáveis mais importantes no topo da lista. Finalmente, a importância dos fatores foi exibida, e reordenadas nos intervalos entre 0 e 1, sendo que quanto mais próximo de 1 maior a importância de determinado fator condicionantes para o modelo.

Essencialmente, o método de Permutation Importance avalia a importância de cada variável ao observar como as alterações nessas variáveis afetam as previsões do modelo. Variáveis que, quando alteradas, causam maior impacto nas previsões são consideradas mais importantes para o modelo. Isso é útil para interpretar o comportamento do modelo ANN em relação aos diferentes preditores no conjunto de dados.

O algoritmo SVM é um algoritmo de mineração de dados composto por um modelo de aprendizagem de máquina supervisionado gerado com base na teoria de aprendizado estatístico e no princípio de minimização do risco estrutural. O SVM, utiliza a função matemática de kernel na estruturação do hiperplano, para alterar as configurações primária nos conjuntos de dados não lineares (entrada original - dados primários que se referem as características dos fatores de influência da suscetibilidade a inundação que nutrem um caráter não lineares, nesse primeiro momento) para lineares (*features* – características dos fatores de influência da suscetibilidade transformados de não lineares para uma estrutura linear), o que possibilita a simplificação do processamento (Tehrany; Pradhan; Jebur, 2014).

A seleção do tipo de kernel compreende a principal etapa no SVM, tendo vista, que o kernel é responsável pela forma como os dados serão transformados e rearranjados (de estrutura não linear para linear) para a execução do SVM, sendo uma função matemática que influencia diretamente na qualidade do final do modelo gerado. Sendo quatro os principais tipos de kernel utilizados em pesquisas de elaboração de modelos de suscetibilidade a eventos naturais: linear (LN), polinomial (PL), função de base radial (RBF) e sigmóide (SIG) (Bui *et al.*, 2016).

O SVM com o kernel da função de base radial (RBF) foi escolhido para ser o separador dos dados de treinamento no modelo SVM empregado neste estudo de Caso, haja vista que, que essa função kernel apresenta bons resultados para modelos de suscetibilidade a inundação (Tehrany *et al.*, 2015).

Para o modelo SVM, a importância dos fatores no modelo SVM foi avaliada pela contribuição dos vetores de suporte associados a cada fator. Fatores com maiores pesos indicam uma maior influência na capacidade do modelo SVM de realizar a classificação. Este método destaca quais fatores têm uma contribuição mais significativa para a fronteira de decisão do SVM.

Métricas de Validação dos modelos

Para mensurar o desempenho qualitativo dos modelos, diversas métricas são recomendadas (Guha *et al.*, 2016). Neste estudo de caso, foram adotadas duas abordagens distintas para mensuração da previsão dos modelos nos dados de treinamento e dados de validação.

Essas foram as métricas: Acurácia (*Accuracy* - AC), Estatística de Habilidade Verdadeira (*True Skill Statistic* - TSS), Coeficiente de Correlação de Matthews (*Matthews Correlation Coefficient* - MCC), Taxa de Classificação Incorreta (*Misclassification Rate* - MR), F1 *Score*, sensibilidade (*Sensitivity*), especificidade (*Specificity*), Taxa de Predição Positiva (*Positive Prediction Rate* – PPR) e Taxa de Predição negativa (*Negative Prediction Rate* – NPR), e a métrica da curva sob a característica operacional do receptor (*Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve* AUC-ROC) sobre os dados de treinamento para estimar a taxa de sucesso e sobre os dados de validação para estimar a taxa de predição (Rahmati *et al.*, 2020).

Estas métricas foram utilizadas para avaliar o potencial de previsão (acurácia da preditividade) dos modelos, com base na análise da concordância entre os dados de treinamento do modelo (70% dos pontos amostrais utilizados no inventário de inundação) e validação (30% dos pontos amostrais utilizados no inventário de inundação) e as configurações geoespaciais produzidas pelos modelos em termos de ambas as presenças (ou seja, locais com inundação) e ausência (ou seja, locais sem inundação) (Darabi *et al.*, 2019).

A *Positive Prediction Rate* (PPR) (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**), se refere a proporção de áreas inundadas identificados corretamente pelo modelo. *Negative Prediction Rate* (TPN) (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**), é a proporção de áreas não inundações identificadas corretamente. Sensibilidade (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) avalia a capacidade de o modelo definir assertivamente o número de pixels classificados de forma positiva. A especificidade (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) mensura a capacidade do modelo em prever o número de pixels classificados corretamente como negativos.

A partir das métricas dependentes de corte derivadas da matriz de confusão (também conhecida como tabela de contingência) foram extraídas as seguintes métricas estatísticas (equações 6 a 14):

$$PPR = \frac{VP}{VP+FP} \quad \text{Eq: 6}$$

$$NPR = \frac{VN}{VN+FN} \quad \text{Eq: 7}$$

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP+FN} \quad \text{Eq: 8}$$

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN+FP} \quad \text{Eq: 9}$$

A *Accuracy* (AC) (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) descreve a capacidade de classificar corretamente todas as amostras positivas e negativas. O *Matthews Correlation Coefficient* (MCC) (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) é uma métrica que considera verdadeiros positivos, falsos positivos, verdadeiros negativos e falsos negativos para avaliar a qualidade geral das previsões de um modelo. A *Misclassification Rate* (MR) (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) mede a proporção de amostras classificadas incorretamente em relação ao total de amostras.

$$\text{Acurácia} = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad \text{Eq: 10}$$

$$\text{MR} = \frac{FP+FN}{T} \quad \text{Eq: 11}$$

$$\text{MCC} = \frac{(VP \times VN) - (FP \times FN)}{\sqrt{(VP+FP)(VP+FN)(VN+FP)(VN+FN)}} \quad \text{Eq: 12}$$

O *True Skill Statistic* (TSS) (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) combina informações sobre a taxa de verdadeiros positivos (sensibilidade ou recall) e a taxa de verdadeiros negativos (especificidade) de um classificador para fornecer uma medida geral do seu poder discriminativo. O *F1 score* (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**), combina as informações de precisão (especificidade) e recall (sensibilidade) em uma única métrica, estimando a média harmônica dessas duas medidas (Darabi *et al.*, 2019; Saber *et al.*, 2023).

$$\text{TSS} = \frac{VP}{VP+FN} - \frac{FP}{FP+VN} \quad \text{Eq: 13}$$

$$F1score = \frac{2(Sensibilidade * Especificidade)}{Sensibilidade + Especificidade}$$

Eq: 14

As métricas dependentes de corte são: Número de Pixels de inundações identificadas corretamente (verdadeiro positivo – VP), número de pixels de não inundações classificados corretamente (falso positivo - FP), número de Pixels de inundações classificados incorretamente (verdadeiro negativo - VN), número de pixels de não inundações pontuados incorretamente (falso negativo - FN).

A Curva Característica de Operação do Receptor (*Receiver Operating Characteristic Curve*) também conhecida como curva ROC, é um gráfico plotado a partir da relação cartesiana entre as medidas de taxa de verdadeiros positivos (ou sensibilidade) no eixo Y com a taxa de falsos positivos (ou, 1 - especificidade) no eixo X. Sendo considerada uma abordagem básica na validação de modelo preditivos, por estimar equitativamente a medida real desses, utilizando simultaneamente o total de componentes da matriz de confusão. Possibilitando assim, a comparação simultânea da qualidade de modelos gerados por diferentes algoritmos de aprendizagem de máquina.

Ressalta-se, que a curva ROC é avaliada através da métrica AUC (*Area Under the Curve* ou “área sob a curva”) responsável por estimar a probabilidade de que o valor de pixels rotulado corretamente ultrapasse o número de pixel estimados incorretamente. O valor numérico de inferência da AUC varia de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo de 1 for o valor da AUC, melhor é o desempenho de um dado modelo, enquanto que valores inferiores a 0,5 indicam modelos precários e sem aplicabilidade real (Rahmati, *et al.*, 2019). A partir da expressão analítica para a curva ROC, denotada f, a AUC pode ser calculada como (Eq: 1):

$$AUC = \int_0^1 f(NPR) dNPR = 1 - \int_0^1 f^{-1}(PPR) dPPR$$

Eq: 1

Além destas, a característica de operação do receptor ou Curva-ROC, foi utilizada na avaliação da taxa de sucesso dos modelos, conceitualmente calculada com base na equiparação entre os pontos de inundações presentes nos conjuntos de dados de treinamento com as zonas de inundações reproduzidas nos mapas de suscetibilidade, sendo empregada na mensuração do quão bem o mapeamento da suscetibilidade gerado se encaixa com os dados de treinamento. Todavia, essa métrica não é adequada para a medição do potencial de previsão

dos modelos, assim os 30% de dados separados para validação foram utilizados para montar a uma nova curva ROC, de onde foi extraída a área sob a curva (AUC) utilizada para medir e comparar o desempenho de predição dos modelos empregados.

Resultados

A partir da análise dos índices de fator de inflação da variância (VIF) e de tolerância (TOL), aplicados sobre as amostras de treinamento do modelo, foram obtidos os seguintes resultados, apresentado na (Tabela 1).

Tabela 1 - Valores do VIF e TOL para condição de multicolinearidade entre os fatores condicionantes

Fatores de influência	TOL	VIF
Altitude	0.414	2.412
CN	0.758	1.319
Curvatura do Perfil	0.882	1.132
Curvatura do Plano	0.877	1.139
Declividade	0.664	1.504
Distância dos Canais	0.348	2.866
Distância das Estradas	0.334	2.987
Unidades Geomorphons	0.641	1.559
HAND	0.398	2.506
Aspecto	0.834	1.198
pontes	0.543	1.840
GHS	0.542	1.842
SPI	0.978	1.022
TWI	0.816	1.224

Fonte: Amaral (2023)

Observou-se a inexistência de multicolinearidade crítica, entre os fatores, haja vista que o TOL e o VIF para todas as variáveis oscilaram de 0.306 a 0.911 e 1.109 a 3.264 respectivamente, encontrando-se dentro da faixa aceitável. Ressalta-se que os maiores valores de VIF e os menores de TOL foram representados por Distância dos Canais e Distância das Estradas, respectivamente. Contudo, esses valores não refletem condições de colinearidade

forte o suficiente para que as variáveis referentes sejam descartadas do modelo de suscetibilidade a inundação.

Como já mencionado o coeficiente de correlação de *Spearman* é uma medida estatística utilizada para avaliar a relação entre variáveis, especialmente quando as mesmas não seguem uma distribuição normal ou estão em escala ordinal. Essa métrica também possibilita medir a monotonicidade da relação entre as variáveis, ou seja, se há uma tendência crescente ou decrescente entre as mesmas. No que se refere a ocorrência de multicolinearidade, os resultados apresentados na matriz de correlação de *Spearman* (Erro! Fonte de referência não encontrada.), não apresentam condição de correlações severas entre as variáveis, com valores superiores a 0.7 como definido por (Saber *et al.*, 2023).

No contexto relacional entre os fatores, os resultados demonstraram que os fatores: HAND, Altitude, Taxa de Curva Número, Distancia das estradas, GHS, Declividade e Unidades Geomorphons, apresentam comportamentos relacionais moderadamente significativos com valores de correlação de *Spearman* superiores a 0.5 (ou 0.500), embora não represente uma situação de multicolinearidade severa, tal aproximação indica a ocorrência de semelhanças estruturais entre as características geográficas desses fatores.

Nesses cenários, como mostrado na Tabela 2 - Coeficientes de correlação de *Spearman*, o fator altitude e a estrutura HAND, apresentaram uma pontuação de 0.530 no coeficiente de correlação de *Spearman*, indica uma correlação positiva moderada, dessa forma à medida que a altitude aumenta, espera-se que o valor do HAND também se eleve. Essa relação é esperada tendo em vista que a estrutura HAND é derivada do modelo digital de terreno que compõe o fator relevo.

Tabela 2 - Coeficientes de correlação de *Spearman*

Fatores Influenciadores da Suscetibilidade	Altitude	Curva Número	Curvatura do Perfil	Curvatura do Plano	Declividade	Distância dos Canais	Distância das Estradas	Unidades Geomorphons	HAND	Aspecto	Distância das pontes	GHS	SPI	TWI
Altitude	1													
Curva Número	0,136	1												
Curvatura do Perfil	0,134	0,079	1											
Curvatura do Plano	0,137	0,071	0,259	1										
Declividade	-0,209	0,120	0,032	-0,101	1									
Distância dos Canais	0,186	-0,101	0,138	0,203	-0,165	1								
Distância das Estradas	0,010	-0,501	0,008	0,075	-0,148	0,401	1							
Unidades Geomorphons	-0,283	0,041	0,007	-0,114	0,669	-0,195	-0,090	1						
HAND	0,530	0,155	0,251	0,240	0,042	0,556	0,148	-0,074	1					
Aspecto	0,101	0,141	0,078	0,041	0,439	0,070	-0,037	0,281	0,259	1				
Distância das pontes	-0,055	-0,245	0,078	0,039	-0,083	0,455	0,302	-0,042	0,346	-0,023	1			
GHS	0,470	0,150	0,208	0,214	0,078	0,510	0,123	-0,025	0,647	0,303	0,299	1		
SPI	-0,166	-0,110	-0,071	-0,141	0,322	0,001	-0,029	0,267	-0,142	-0,049	0,016	-0,137	1	
TWI	0,183	-0,085	-0,016	-0,036	-0,438	0,241	0,088	-0,371	0,045	-0,087	0,075	0,042	0,340	1

Fonte: do autor (2023)

A estrutura HAND também mantém uma relação muito forte com os GHS, apresentando um coeficiente de correlação positiva de 0,647, sendo um valor próximo ao limite para condição de multicolinearidade, como apontado em de winter, (2016), indicando uma relação sinérgica entre essas variáveis. Destaca-se que à medida que o valor de HAND aumenta, espera-se que o valor médio da capacidade mínima de infiltração dos GHS também aumente, contudo, como o GHS é um fator que descreve a capacidade de permeabilidade da água no solo, quanto maior seu valor maior é o potencial de absorção do volume hídrico precipitado e menor é a geração de escoamento superficial.

A correlação entre a taxa de curva número e distância das estradas é de -0.501, essa moderada correlação negativa sugere, à medida que o valor da taxa de curva número aumente, a distância das estradas tende a diminuir, apresentando valores reduzidos. Esse comportamento pode estar relacionado a espacialização dos terrenos impermeáveis que tem nas estradas um importante condicionante e catalizador para sua presença e expansão, ou seja, quanto mais próximo e concentrado for o quantitativo de estradas (menor valor quantitativo) maior tende a ser o volume de áreas edificadas impermeáveis e, portanto, maior é o valor da taxa de curva número (Melesse; Shih, 2002).

A distância das estradas também mantém uma relação, com pontuação no coeficiente de correlação de *Spearman* acima de 0,5 com a estrutura HAND (0,556) e o GHS (0,510). Esses coeficientes se correlacionam de forma positiva e sugerem que a distância das estradas está relacionada à distribuição do HAND e do GHS seguindo uma tendência linear dos valores. Quanto maior a distância das estradas, maior tende a ser o valor de HAND e do GHS.

A correlação entre declividade e unidades geomorphons é de 0,669. Essa correlação positiva moderadamente elevada pressupõe que à medida que a declividade aumenta, a presença de certos tipos de unidades geomorphons também tende a aumentar. Isso sugere que áreas com maior declividade estão associadas a características geomorfológicas específicas como as encostas, os escavados, as bases da encosta, os vales e os fossos (Furlan *et al.*, 2018).

Em contrapartida, é importante ressaltar que o coeficiente de correlação de *Spearman* também apontou a presença de fatores com relação muito fraca ou quase inexistente, ou seja, próximo de 0.000. A exemplo das relações observadas entre Distância das Estradas e Unidades Geomorphons, com coeficiente de correlação de 0,007. indicando que a distribuição das estradas não tem uma correlação direta significativa com as características geomorfológicas da região.

A Curvatura do Plano e Distância das pontes, também demonstram um coeficiente de correlação fraco, de 0,039. Sugerindo novamente que a curvatura do plano não está diretamente relacionada com a distância das pontes na área estudada. O SPI e Distância das Estradas apresentam um coeficiente de correlação é de 0,001. Apontando uma correlação extremamente fraca entre o SPI e a distância das estradas.

Em síntese, os resultados do coeficiente de correlação de *Spearman* para a estrutura de dados condicionantes da suscetibilidade à inundação revelaram comportamentos relacionais fraco a moderado em sua maioria. Embora não demonstrem situações de colinearidade extrema, com valores de correlação superiores a 0.7. Esse coeficiente relacional auxilia no entendimento da relação entre os fatores descritores suscetibilidade à inundação, sendo uma boa estatística auxiliar aos índices VIF e TOL. No entanto, é importante considerar que a correlação não implica necessariamente em causalidade, e análises mais aprofundadas são necessárias para compreender de forma mais acurada os mecanismos subjacentes a essas relações.

A aprendizagem de máquina, uma vertente especializada da inteligência artificial, tem despontado como uma ferramenta eficaz para subsidiar a necessidade de compreender, prever e gerenciar fenômenos climáticos extremos como inundações. No entanto, é fundamental destacar que o sucesso de tais modelos reside predominantemente na qualidade e pertinência dos dados utilizados na modelagem.

Nesse contexto, a gama intrincada de informações providas pelo ambiente geoespacial configura-se como um eixo central nesse processo. Elementos geoespaciais tais como topografia, uso da terra, cobertura vegetal e sistemas de drenagem constituem variáveis determinantes na compreensão da dinâmica hídrica em determinada região. A subestimação ou análise superficial destas características pode comprometer a acurácia dos modelos, culminando em estratégias de gestão de risco ineficazes.

Não obstante, a mera incorporação desses fatores geoespaciais não é suficiente. É imprescindível uma avaliação estatística para confirmar sua relevância no contexto das inundações. Considerando o exposto, esse capítulo se dedica a analisar e compreender a relação existente (ou não) entre as características geoespaciais dos fatores selecionados como influentes para ocorrência de inundação na microbacia do Igarapé Moura, e as situações amostrais de inundação e não-inundação, catalogadas em campo, para isso usou-se os índices estatísticos do teste de Wilcoxon e do coeficiente de correlação de Tau de Kendall acrescidos de um quadro contendo os gráficos boxplot.

O teste de Wilcoxon consiste em uma ferramenta para confrontar distribuições de características geoespaciais em zonas de inundação e áreas não afetadas. Diferenças significativas nas distribuições dessas características podem sinalizar a influência de determinado fator na suscetibilidade a inundações. Paralelamente, o coeficiente de correlação de Tau de Kendall provê uma análise quantitativa da interrelação entre variáveis. Sua aplicação permite discernir a correlação entre uma característica geoespacial específica e a propensão à inundação. Uma correlação positiva robusta sugere que o aumento de uma determinada característica amplifica a probabilidade de inundação, e vice-versa.

Altitude revelou um P-valor de $2,8e-09$, indicando uma diferença estatisticamente significativa entre áreas inundadas e não inundadas. Juntamente com um coeficiente de correlação Tau de Kendall de $-0,337$ que sugere que áreas mais altas têm menor suscetibilidade a inundações, havendo uma maior incidência de cheias em altitudes intermediárias de $31,46$ m a $33,70$ m, onde se concentra a infraestrutura urbana, na microbacia do Igarapé Moura. A Taxa de Número de Curva (CN), por sua vez, apresentou um P-valor de $0,0001888$, confirmando que o CN é um fator significativo para discriminar entre zonas de inundação e não inundação. A correlação positiva fraca de $0,120$ apresentada pelo Tau de Kendall, indica que os valores mais altos de CN, associados as áreas urbanas com solo impermeabilizado, estão ligados a uma maior probabilidade de inundações. O fator da Proximidade de Drenagem também apresentou um P-valor extremamente baixo ($<2.2e-16$), indicando uma forte evidência estatística de que a proximidade dos canais de drenagem influencia a ocorrência de inundações. A correlação negativa moderada a forte de $-0,640$ sugere que a probabilidade de inundações diminui à medida que a distância dos canais aumenta.

O HAND (Height Above Nearest Drainage) teve um P-valor extremamente baixo ($<2.2e-16$), evidenciando a influência significativa desse fator na ocorrência de inundações. O coeficiente de correlação Tau de Kendall de $-0,568$ indica que áreas com maior altitude em relação ao canal de drenagem têm menor probabilidade de inundação, embora o modelo possa superestimar a suscetibilidade em áreas de drenagem de primeira ordem. De forma semelhante, o Aspecto do Terreno revelou um P-valor de 0.0008473 , indicando significância estatística na relação entre o aspecto e as inundações. A correlação negativa fraca apresentada pelo valor do coeficiente de correlação do Tau de Kendall de $-0,177$ sugere que ângulos menores de aspecto estão associados a uma maior probabilidade de inundação.

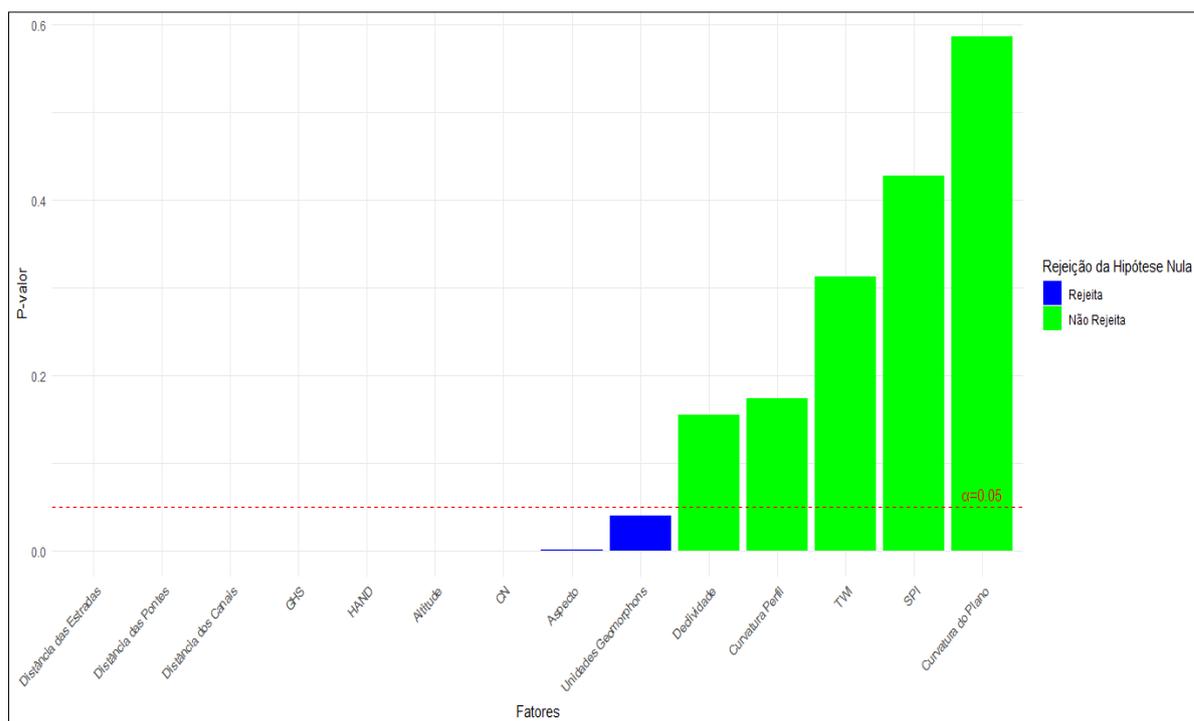
Proximidade das Estradas e Proximidade das Pontes apresentaram P-valor extremamente baixo de ($<2.2e-16$) para ambos, confirmando a relevância estatística da proximidade das estradas e das pontes para a suscetibilidade a inundações. A correlação negativa moderada de -0,493 para a proximidade das estradas e -0,649 para proximidade das pontes indica que áreas próximas às estradas e as pontes, onde a impermeabilização do solo é maior e o risco de obstruções da passagem hídrica é maior, são mais propensas a inundações. O GHS (Grupos Hidrológicos de Solos) também se encontra no grupo dos fatores condicionantes que apresentou um P-valor inferior a $2.2e-16$, confirmando uma diferença significativa entre os tipos de solo Gleissolo Háptico e Argissolo Amarelo. A correlação negativa forte de -0,810 demonstra que solos com maior capacidade de infiltração, como o Argissolo Amarelo, têm menor probabilidade de inundação, enquanto solos com baixa capacidade de infiltração, como o Gleissolo Háptico, estão mais propensos a inundações. Em contrapartida, os fatores SPI (Stream Power Index) e TWI (Topographic Wetness Index) não mostraram significância estatística com P-valores de 0,428 e 0,3127, respectivamente. Ambos apresentaram correlações muito fracas, indicando que esses fatores não têm uma influência significativa na ocorrência de inundações, possivelmente devido às características espaciais semelhantes em áreas de inundação e não inundação na microbacia. de forma semelhante o fator Geomorphons apresentou um P-valor extremamente baixo ($<2.2e-16$), indicando uma forte evidência estatística de que a proximidade das pontes influencia a ocorrência de inundações. A correlação negativa moderada a forte de -0,649 confirma que a distância das pontes é um fator crucial na suscetibilidade a inundações.

Declividade teve um P-valor de 0,1547, indicando ausência de evidência significativa de que a declividade influencia a ocorrência de inundações. A correlação negativa fraca de -0,029 sugere que a declividade não é um fator determinante na microbacia, possivelmente devido à predominância de terrenos planos.

Curvatura de Perfil não apresentou significância estatística, com um P-valor de 0,1743, e a correlação negativa muito fraca de -0,051 sugere uma relação quase inexistente com a ocorrência de inundações. A predominância de curvaturas planas na microbacia pode ter contribuído para a baixa relevância desse fator. A Curvatura do Plano também não mostrou influência significativa, com um P-valor de 0,5867 e uma correlação negativa fraca de -0,031. A predominância de superfícies planas na microbacia pode explicar a falta de relevância desse fator na análise de inundações.

Assim, com base nos resultados do Teste de Wilcoxon (Gráfico 7), podemos concluir que os fatores: Altitude, CN, Distância dos Canais, Distância das Estradas, Unidades Geomorphons, Aspecto, Distância das pontes, HAND e GHS apresentam uma relação estatisticamente significativa suficiente para influenciar as situações de inundações, desempenhando um papel importante na estimativa da suscetibilidade às inundações. Por outro lado, os fatores Declividade, Curvatura do Perfil, Curvatura do Plano, SPI e TWI não mostraram uma relação significativa com a ocorrência de inundação.

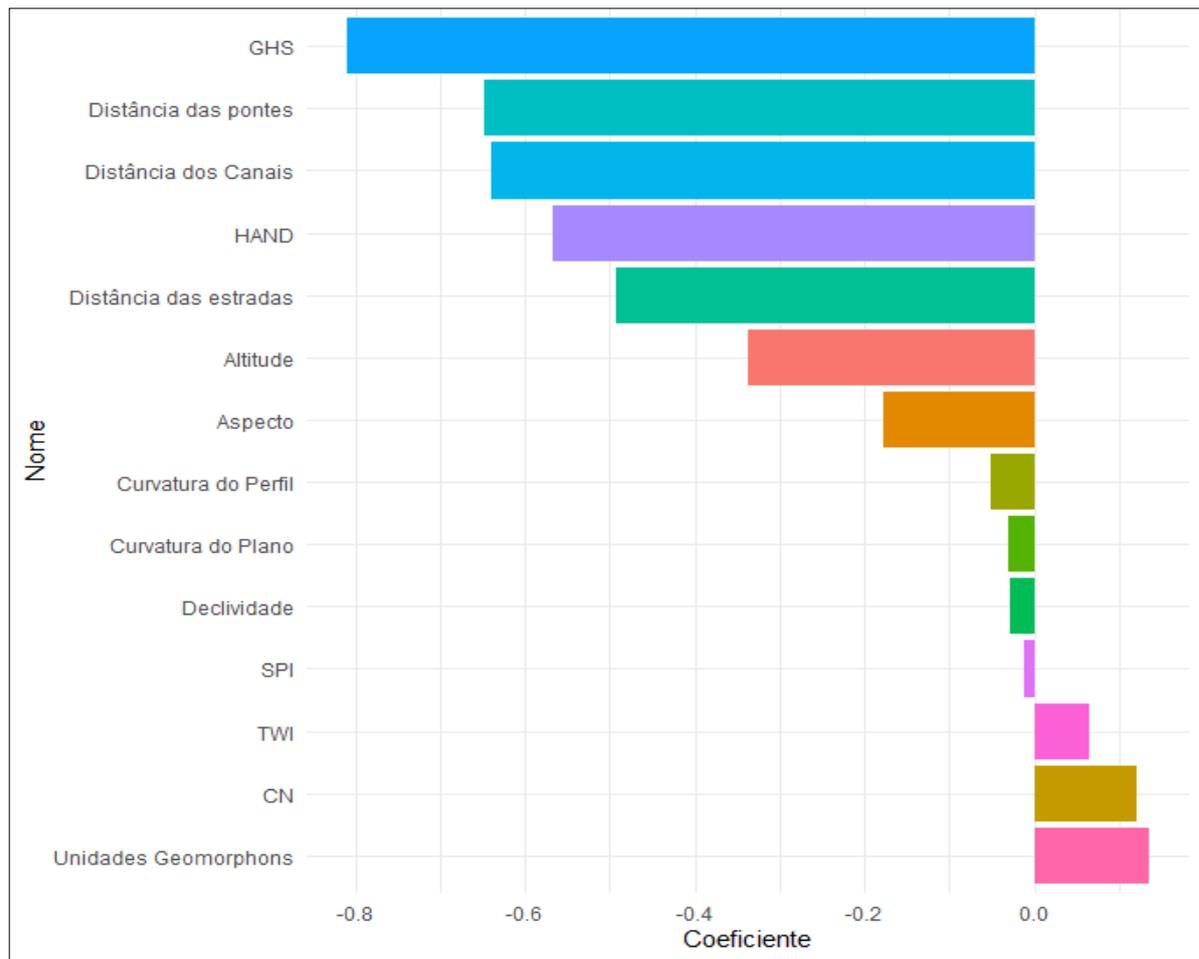
Gráfico 7 - Fatores condicionantes que rejeitam e não-rejeitam a hipótese nula do teste de Wilcoxon



Fonte: Amaral (2023)

De forma complementar, destaca-se, com base nos resultados do coeficiente de correlação de Tau de Kendall (Gráfico 8), podemos observar que os fatores Distância dos Canais, Distância das Estradas, Unidades *Geomorphons* e GHS apresentam correlações mais fortes com a ocorrência de inundação, indicando uma relação mais significativa. Os fatores Altitude, Distância dos Canais, HAND, Aspecto, Distância das pontes, SPI e TWI também mostram correlações menos expressivas.

Gráfico 8 - Comportamento dos fatores condicionantes no Coeficiente de Correlação Tau de Kendall



Fonte: Amaral (2023)

Por sua vez, a Curvatura do Perfil e Curvatura do Plano não apresentam uma correlação clara com a ocorrência de inundação. Essas informações podem ser úteis para compreender quais fatores estão mais associados à probabilidade de inundação e podem ser considerados na análise e tomada de decisões relacionadas a esse fenômeno.

Tendo em vista, que os fatores Declividade, Curvatura do Perfil, Curvatura do Plano, SPI e TWI apresentaram baixa influência ou nenhuma influência sobre a discretização espacial das áreas suscetíveis e não suscetíveis a inundação, esses cinco fatores que não demonstraram relação com as condições amostrais de inundação e não inundação, optou-se por remover das etapas seguintes de modelagem da suscetibilidade a inundação e somente os nove fatores restantes, foram usados para gerar estimar os modelos de suscetibilidade à inundação usando os três algoritmos de aprendizagem de máquina, propostos nessa pesquisa.

O valor de importância dos fatores explicativos utilizados na confecção dos modelos, ocorreu a partir da padronização pelo fator de maior importância em cada modelo. Ao

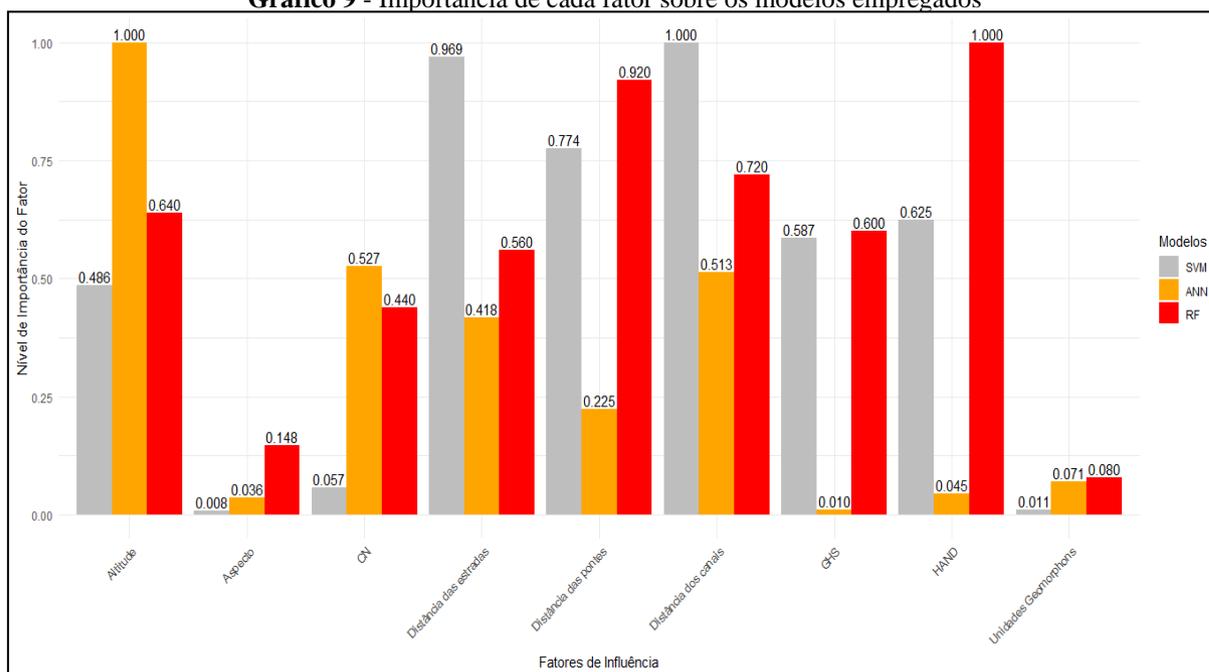
observar os valores do nível de importância, pode-se observar que no modelo SVM, a "Distância dos canais" possui a maior relevância com um *score* de 1, seguido de perto pela "Distância das estradas" e "GHS". Enquanto no modelo ANN, "Altitude" se destaca como o fator de maior importância com uma relevância máxima de 1, outros fatores, como "CN" e "Distância dos canais", também mostram significância notável. No caso do RF, o "HAND" é o fator dominante com um *score* perfeito de 1.

À verificação do ranking dos valores de importância de cada fator sobre cada um dos modelos, permitiu observar que os fatores unidades *geomorphons* e aspecto. Apresentaram valores de importância baixos sendo inferiores a 25% para todos os três modelos confeccionados. Tal configuração já era esperado, tendo em vista, o comportamento dos mesmos na análise estatística do “teste de *Wilcoxon*” apresentou uma baixa relação com as condições amostrais (de inundação ou não inundação), descritas pela estatística de correlação dos coeficientes de *Tau de Kendall*, detalhado anteriormente. Além disso, resultados semelhantes para o fator aspecto, também foram observados na pesquisa de Phan *et al.* (2021), onde o mesmo fator demonstrou baixa inferência sobre os modelos de aprendizagem de máquina testados.

Vale destacar, que enquanto o fator "Altitude" é de extrema relevância no modelo ANN, ele possui relevâncias moderadas nos modelos SVM e RF. Da mesma forma, "Distância dos canais" é altamente relevante no modelo SVM, enquanto mostra importâncias variadas em ANN e RF.

Por outro lado, os cinco fatores de maiores relevâncias, após o Modelo HAND, considerando a influência média, foram: distância dos canais, distância das estradas, GHS, distância das pontes e altitude. Sendo um resultado parcialmente semelhantes com os gerados por Chapi *et al.* (2017), embora, esses autores não tenham considerado a estrutura HAND e a distância das pontes. Em comparação, a presente pesquisa destaca a "Distância das pontes" e a estrutura "HAND" como fatores significativos, especialmente no modelo RF.

Gráfico 9 - Importância de cada fator sobre os modelos empregados



Fonte: Amaral (2023)

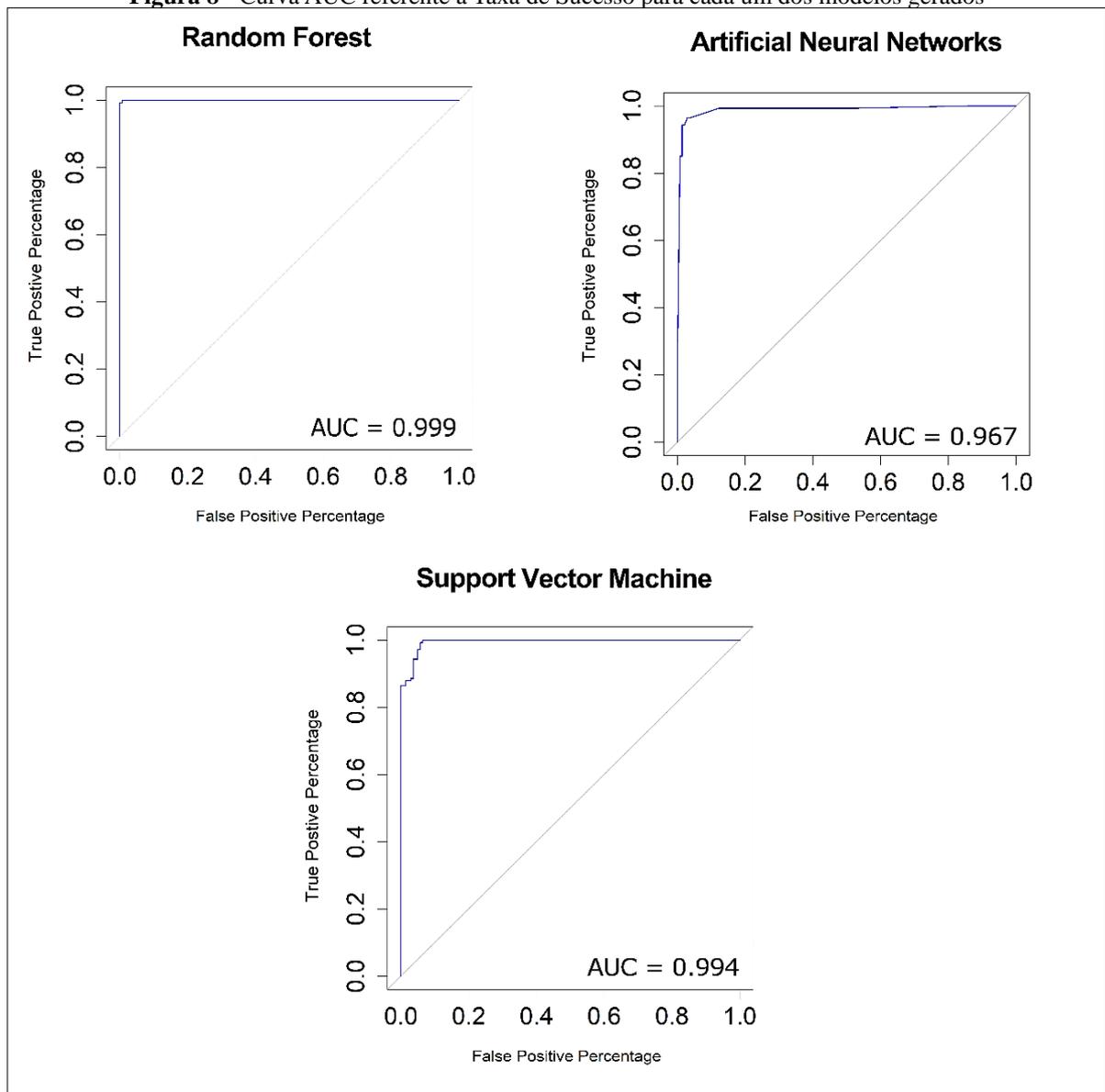
Um ponto de destaque é a concordância entre os três modelos sobre a importância de "Distância dos canais" e "Distância das pontes". Ambos os fatores mostraram um nível de significância acima da média em todos os modelos, reforçando sua relevância no contexto da suscetibilidade a inundações.

Em suma, é importante ressaltar que a importância relativa de cada fator pode variar dependendo do contexto geográfico, das características da microbacia e do conjunto de dados utilizados. Além disso, diferentes modelos de aprendizado de máquina podem capturar relações distintas entre as variáveis e a suscetibilidade a inundações. Portanto, é essencial considerar essas variações e realizar análises complementares para uma compreensão mais completa dos fatores que influenciam a suscetibilidade a inundações em uma determinada região.

Validação dos modelos de suscetibilidade à inundação

A análise do quão bom foi o ajuste dos modelos sobre o conjunto de dados de treinamento, também chamado de taxa de sucesso, baseada na abordagem independente de corte da AUC sobre os dados de treinamento dos modelos RF, SVM e ANN (Figura 8).

Figura 8 - Curva AUC referente a Taxa de Sucesso para cada um dos modelos gerados



Fonte: do autor (2023)

Os resultados dessa análise mostraram que o algoritmo RF obteve a maior taxa de sucesso 99,99%. Indicando que esse modelo conseguiu ajustar-se bem aos padrões presentes nos dados de treinamento. Isso sugere que o modelo capturou efetivamente as relações complexas e não lineares entre as condições de inundação e não inundação, permitindo uma previsão de maior acurácia dos contextos espaciais de suscetibilidade (Lee *et al.*, 2017)

O segundo modelo com melhor taxa de ajuste foi o algoritmo SVM (99,44%), que também apresentou uma taxa de sucesso elevada, embora ligeiramente inferior à do RF. Isso

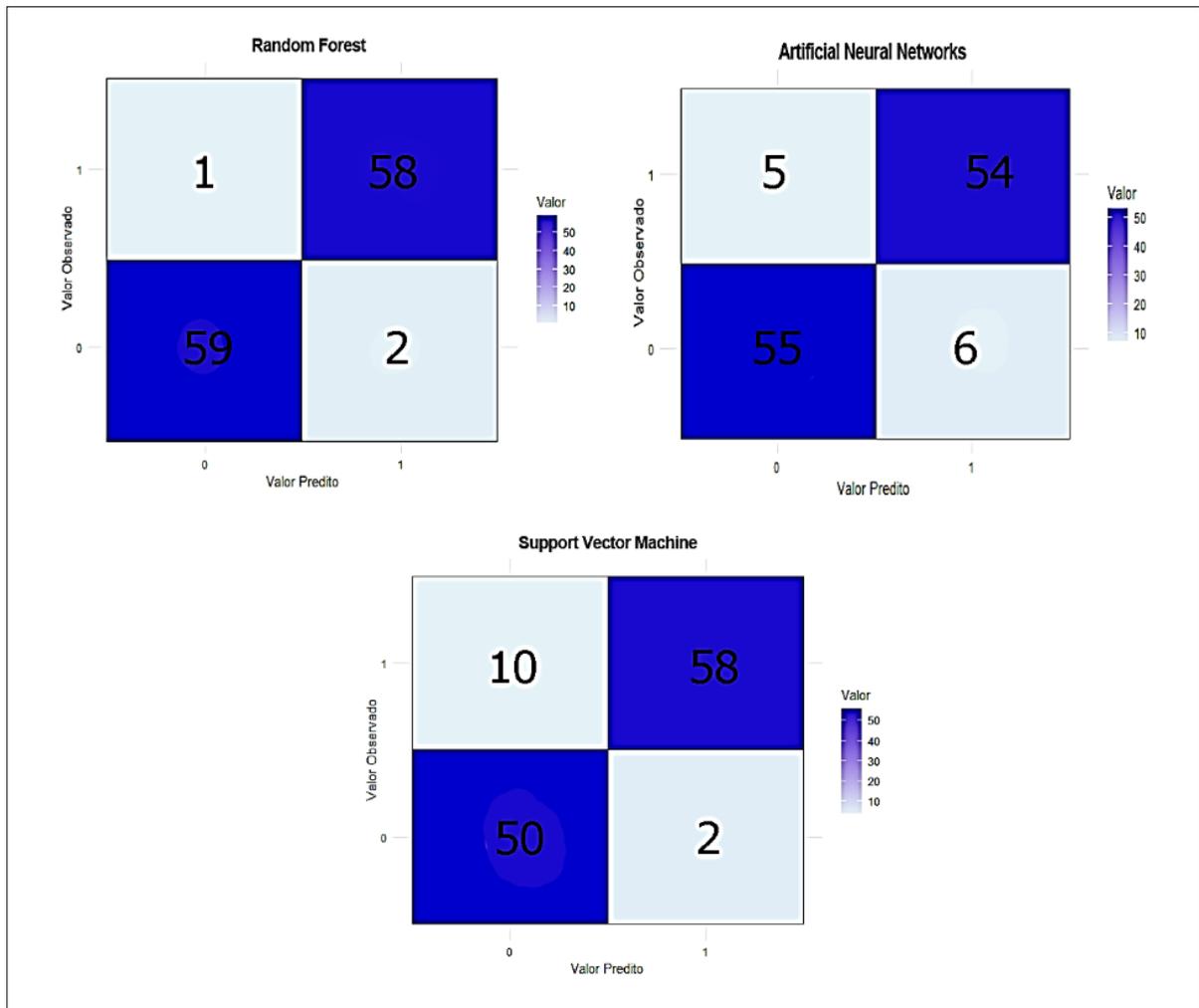
indica que o modelo SVM foi capaz de aprender e generalizar padrões relevantes nos dados de treinamento, embora possa ter uma capacidade ligeiramente menor para capturar a complexidade das relações entre as variáveis. Essa redução de capacidade, pode estar associado a definição de um parâmetro de custo suficientemente adequado para estimar com precisão a complexidade e precisão do modelo (Oh *et al.*, 2018),

Contudo, a taxa de sucesso mais baixa foi apresentada pelo modelo ANN (96,70%), apontando um ajuste menos robusto, em relação aos dados de treinamento quanto comparado aos demais modelos. Isso pode indicar que o modelo *Artificial Neural Networks* pode ter tido mais dificuldade em capturar as relações complexas ou pode ter sido mais sensível ao ruído ou outliers presentes nos dados treinamento (Saha *et al.*, 2021).

Pode-se observar com a análise da taxa de sucesso que de maneira geral, os três modelos de suscetibilidade empregados, apresentam bons ajustes relacionais entre os pontos de grade de inundação e não inundação dos dados de treinamento e os mapas de suscetibilidade preditos, sendo um indicador de desempenho preliminar favorável. Mas, devido ao intimo ajuste que a taxa de sucesso mante com os dados de treinamento do modelo, este não é tido como adequados para mensurar o potencial de predição dos modelos de suscetibilidade a inundação (Brenning, 2005).

Nesse contexto, as métricas dependentes de corte, derivadas de matrizes contingenciais (Figura 9), por sua vez, estimadas com base nos dados de validação, são parâmetros estáticos comumente empregados na validação de modelos de suscetibilidade. Assim, no presente estudo foram empregadas as seguintes métricas dependentes de corte: Acurácia (Accuracy - AC), Estatística de Habilidade Verdadeira (*True Skill Statistic - TSS*), Coeficiente de Correlação de Matthews (*Matthews Correlation Coefficient - MCC*), Taxa de Classificação Incorreta (*Misclassification Rate - MR*), F1 Score, sensibilidade (*Sensitivity*), especificidade (*Specificity*), Taxa de Predição Positiva (*Positive Prediction Rate – PPR*) e Taxa de Predição negativa (*Negative Prediction Rate – NPR*).

Figura 9. Matriz de contingência mostrando o desempenho preditivo dos modelos empregados



Fonte: Amaral (2023)

O maior valor para PPR, ou seja, o modelo que apresentou os melhores ajustes em relação as amostras de validação para as áreas classificadas como de ocorrência a inundação, foi o modelo RF (0.967), seguido pelo SVM (0.961), enquanto que o modelo gerado com base no ANN obteve os valores de PPR com menor representatividade (PPR = 0.901), significando uma representação de menor eficiência para os pontos as áreas fortemente sujeitas a inundação, em comparado aos demais modelos. vale resalta que os valores de PPR apresentados por todos os modelos foi superior a 0.900, indicando uma elevada eficiência na associação entre os modelos e os pontos de ocorrência de inundação.

Um comportamento similar ao do PPR é apresentado nos valores de NPR para os três algoritmos, está taxa é responsável por avaliar a proporção de acerto do modelo das áreas classificadas como sendo não inundadas, para este índice o modelo gerado pelo algoritmo RF foi que desmontou melhor resultado (0.983), seguido pelo ANN (0.915). Enquanto que o modelo gerado pelo algoritmo SVM ficou em (0.852), um resultado de NPR considerado bom, mas que indica uma perda na eficiência de representar corretamente as áreas de não

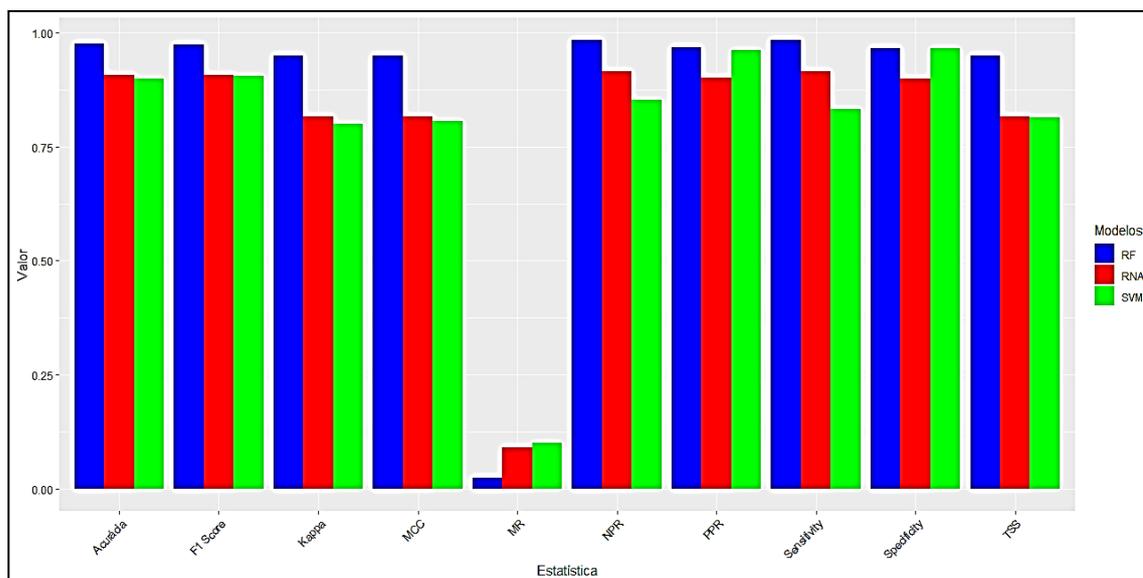
inundação, o que pode indicar uma tendência a superestimar as áreas de inundação delimitadas pelo modelo SVM.

Analisando o índice de acurácia (AC), responsável por pontuar a capacidade geral dos modelos em classificar corretamente os pontos de inundação e não inundação com base em uma matriz de confusão, observou-se que a melhor acurácia foi produzida pelo modelo RF (AC = 0.975), seguido pelos modelos da ANN (AC = 0.908), e SVM (AC = 0.900), respectivamente.

Vale ressaltar, que apesar dos modelos gerados pelos algoritmos SVM e ANN demonstrar uma PPR, NPR e Acurácia inferiores aos do RF, estes, ainda possui parâmetros adequados, permitindo assinalar a utilidade dos mesmos na mensuração de zonas de suscetibilidade a inundação no contexto geoespacial em estudo. Para os valores de sensibilidade, responsável por apontar a proporção de observações de área de inundação corretamente classificadas pelo modelo em relação ao total de observações de áreas inundadas. Para este, o algoritmo RF se destacou com valor de sensibilidade igual a 0.983. Os algoritmos da ANN e SVM obtiveram os seguintes resultados, 0.916 e 0.833, respectivamente.

Quanto aos valores para especificidade que indica a proporção de observações para não inundação corretamente classificadas pelo modelo em relação ao total de observações encontradas como sendo de não inundação. Nesse contexto os algoritmos RF, SVM e ANN obtiveram os seguintes resultados, 0.966, 0.966 e 0.900, respectivamente. Como observado na (Gráfico 10).

Gráfico 10 - Métricas dependentes de corte.



Fonte: Amaral (2023)

O *True Skill Statistic* (TSS) que permite mensurar a capacidade dos modelos em distinguir corretamente entre as classes positivas (inundação) e negativas (não inundação). Nesse índice quanto mais próximo de 1, melhor. Nesse caso, o modelo RF obteve o melhor desempenho, com um valor de 0.950, seguido pela ANN com 0.816 e o SVM com 0.814. Esses valores indicam que o RF possui certa vantagem na capacidade de fazer previsões precisas em comparação com os outros modelos.

O *Matthews Correlation Coefficient* (MCC) corresponde a uma medida do desempenho geral dos modelos, considerando verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos. Assim como o TSS, quanto mais próximo de 1, melhor. Os resultados foram semelhantes aos do TSS, com o RF obtendo o maior valor (0.950), seguido pela ANN (0.816) e o SVM (0.807). Isso sugere que o RF possui uma capacidade geral de previsão mais acurada em comparação com os outros modelos.

A taxa de classificação incorreta (*Misclassification Rate* - MR) representa a proporção de observações classificadas incorretamente pelo modelo. Nesse caso, quanto mais próximo de 0, melhor. Novamente, o modelo estimado pelo algoritmo RF apresenta o melhor resultado, mantendo uma classificação incorreta de 0.025, indicando menores estimativas incorretas em comparação com os modelos derivados da ANN (0.091) e do SVM (0.1).

O *F1 Score* é uma métrica de desempenho amplamente utilizada em problemas de classificação e regressão, que combina a precisão (*precision*) e a revocação (*recall*) de um modelo em um único valor. É uma medida que busca equilibrar a capacidade do modelo de inferir corretamente as instâncias positivas (verdadeiros positivos) e a capacidade de identificar todas as instâncias positivas existentes (Saber *et al.*, 2023)

O *F1 Score* é especialmente útil quando os dados apresentam um desequilíbrio entre as classes, ou seja, quando uma classe é mais frequente do que a outra. Nesses casos, a acurácia por si só não é suficiente para avaliar o desempenho do modelo, pois um modelo que simplesmente classifica todas as instâncias como a classe majoritária teria uma acurácia alta, mas seria ineficaz na detecção das instâncias da classe minoritária.

O modelo RF obteve o *F1 Score* mais alto, com um valor de 0.974, indicando uma capacidade elevada de classificar corretamente as instâncias positivas e negativas. O algoritmo ANN, apresentou um *F1 Score* de 0.907. Sendo um valor praticamente semelhante ao do SVM. Vale ressaltar que o desempenho de uma ANN pode ser altamente influenciado pela arquitetura e pelos parâmetros utilizados, sendo possível melhorar seu desempenho por meio de ajustes adequados (Xu *et al.*, 2015).

Por sua vez, o modelo SVM, obteve um *F1 Score* de 0.906. Embora ligeiramente inferior ao RF e a ANN, esse valor indica um desempenho robusto na modelagem das instâncias. Em síntese, com base nos resultados dos *F1 Scores*, todos os modelos demonstraram capacidade de prever a suscetibilidade a inundação. Todavia, o modelo RF se destacou com o melhor desempenho, seguido pela SVM e pela ANN. Esses resultados podem auxiliar na seleção do modelo mais apropriado para a análise de suscetibilidade a inundação, levando em consideração a precisão e o *recall* combinados do modelo.

Como mencionado no capítulo de metodologia, na seção algoritmos de validação, o coeficiente *Kappa* foi utilizado apenas de forma ilustrativa. Nesse sentido temos os algoritmos RF, ANN e SVM apresentando os seguintes resultados, 0.95, 0.81 e 0.80, respectivamente.

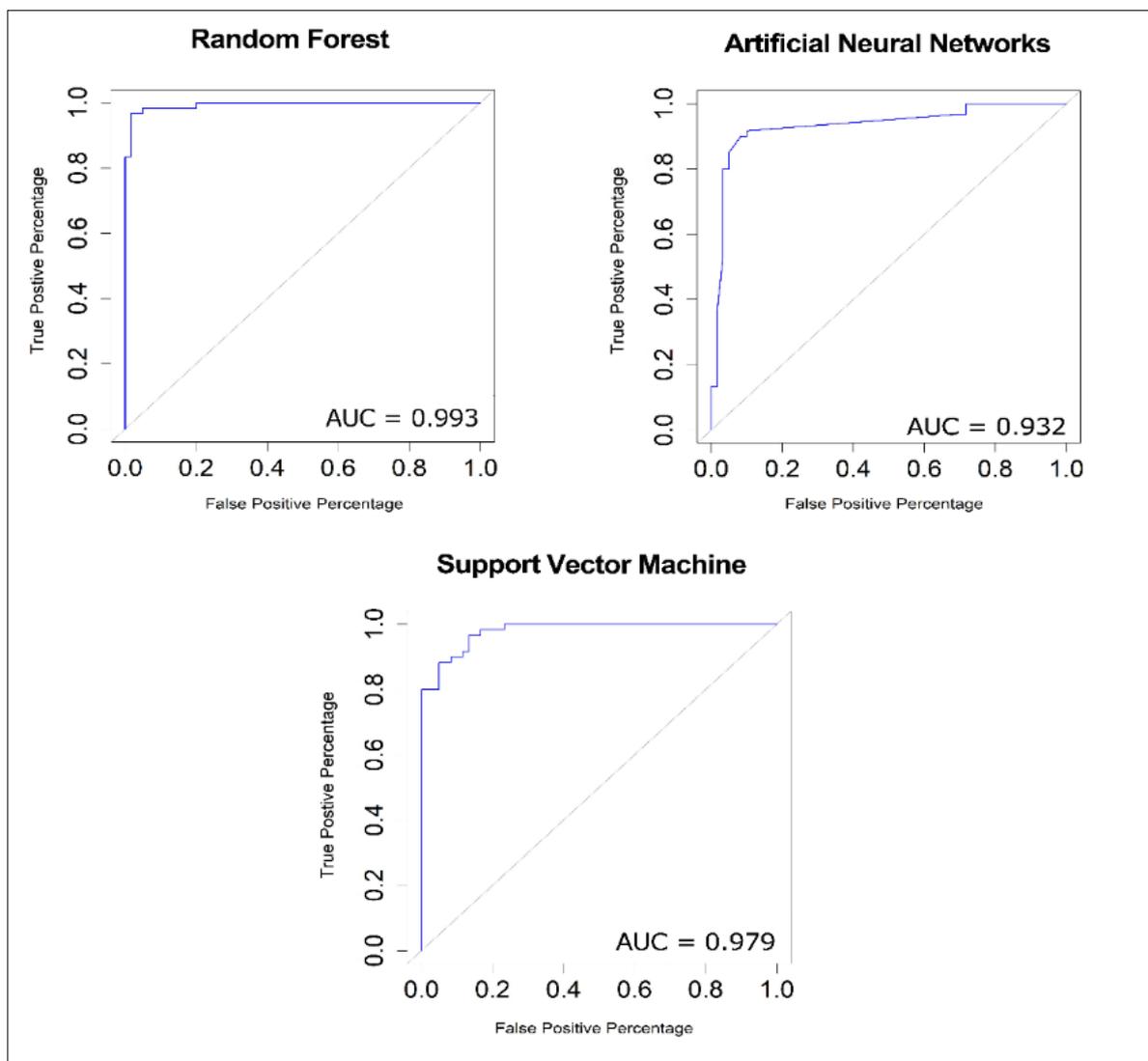
Apesar de todos os três algoritmos aplicados nesse estudo, terem alcançado resultados considerados adequados nas métricas dependentes de corte e, portanto, sendo modelos capazes de representar adequadamente as zonas de suscetibilidade a inundação, o modelo de suscetibilidade gerado pelo algoritmo *Random Forest*, foi o que demonstrou melhor representação das áreas com inundação e de não inundação.

Sobre o cenário resultante das métricas dependentes de corte na avaliação dos modelos de suscetibilidade, Saber *et al.* (2023) aponta a capacidade do algoritmo RF em lidar de forma bem com dados complexos, e ser menos sensível a *overfitting*, como sendo os principais fatores responsáveis por sua maior capacidade de generalizar dados não observados durante a etapa de treinamento, e por consequência, predizer modelos mais eficientes que aqueles gerados pelos algoritmos SVM e ANN.

Como métrica derradeira, para analisar a eficiência da produtividade dos modelos optou-se por usar a taxa de previsão da curva ROC-AUC (Darabi *et al.*, 2022). Enquanto a taxa de sucesso derivada da curva ROC-AUC compreende uma métrica independente de corte, baseada nos dados de treinamento, a análise do desempenho de predição dos modelos (ou taxa de previsão), é uma abordagem independente de corte da curva ROC-AUC estimada com base nos 30% do conjunto de dados de validação.

Os resultados dessa estatística revelaram que o modelo gerado pelo algoritmo RF foi o aquele com melhor desempenho 99,36%, seguido pelo SVM (97,92%) e pelo ANN (93,21%), como observado na (Figura 10).

Figura 10 - Curva AUC referente a Taxa de Previsão para cada um dos modelos gerados.



Fonte: Amaral (2023).

Seguindo o esquema de categorização dos valores AUC apresentado por Yesilnacar (2005) que classifica da seguir forma os valores da AUC: ruim (0,5 - 0,6 ou 50% - 60%); média (0,6 - 0,7 ou 60% - 70%); bom (0,7 - 0,8 ou 70% - 80%); muito bom (0,8 - 0,9 ou 80% - 90%); e excelente (0,9 - 1 ou 90% - 100%). Temos que a tanto a taxa de sucesso quanto a taxa predição de todos os modelos de *Machine Learning* utilizados neste estudo, podem ser classificados como “excelente” para todos os três modelos estimados.

Em contrapartida aos resultados obtidos no presente estudo, pela taxa de sucesso e taxa de previsão ambas derivadas de curvas ROC-AUC. Em estudo desenvolvido por Chakraborty *et al.* (2023), que avalia a empregabilidade dos algoritmos SVM, RF e RNA, (os mesmos utilizados na presente pesquisa), para delinear as zonas de suscetibilidade à inundação na bacia subtropical do rio Kangsabati, Bengala Ocidental, na Índia; apontou o algoritmo ANN como sendo a abordagem de modelagem mais preciso (AUC - treinamento:

0,901; AUC - validação: 0,891) seguido pelos modelos de *RF* (AUC - treinamento: 0,880; AUC - validação: 0,871) e *SVM* (AUC - treinamento: 0,835; AUC - validação: 0,805) em ambas as seções.

Comparando os resultados achados por Chakraborty *et al.* (2023) e os observados nesta pesquisa, é necessário destacar, que apesar de serem estudo de temática similar, diversas situações podem ter contribuídos para a comportamento distinto das capacidades preditivas dos modelos. Dentre as principais, pode-se destacar as características físico estruturais distintas das bacias e suas representações nos dados, mas também, não se pode desconsiderar que o desempenho das ANN é fortemente dependente da sua arquitetura, do tamanho do conjunto de treinamento e das técnicas de regularização aplicadas (BUI *et al.*, 2016).

Apesar de se ter realizado destes de ajustes da estrutura da rede, afim de obter o melhor resultado possível, não se realizou uma avaliação extensa das possibilidades de estruturas das redes nas subcamadas das mesmas, tal processo pode ter impactado negativamente no modelo aqui empregado, acarretando dificuldade do modelo em generalizar corretamente os pontos não amostrados, resultando em um desempenho inferior em comparação com outros modelos empregados.

Apesar disso, no estudo de Costache *et al.* (2021) que teve como objetivo avaliar a suscetibilidade a inundações na bacia hidrográfica do rio Buzau na Romênia através dos seguintes algoritmos de aprendizado de máquina: *Support Vector Machine* (SVM), árvore de decisão J48, *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), *Random Forest* (RF), *Artificial Neural Network* (ANN) e *Alternating Decision Tree* (ADT). Observou-se nos resultados de validação dos modelos que o algoritmo *Random Forest* obteve a maior acurácia predita (AC=0,973), seguida por ANFIS (0,938), ADT (0,938), ANN (0,902), SVM (0,902) e J48 (0,83). Uma tendência similar, no primeiro momento, também é encontrada para os valores da Taxa AUC, sendo a maior AUC alcançada pelo modelo de RF (0,992), seguido pelo ANN (0,99), ADT (0,989), ANFIS (0,984) e SVM (0,952).

No estudo de Seleem *et al.* (2022), que utiliza redes neurais convolucionais (CNN), redes neurais artificiais (RNA), *Random Forest* (RF) e *Support-Vector Machine* (SVM), para mapear a suscetibilidade à inundação em Berlim, na Alemanha, em diferentes contextos de escala espacial, sendo estimados modelos para as resoluções espaciais de 30, 10, 5 e 2 metros. Os resultados indicaram que todos os modelos apresentam um desempenho satisfatório, apesar, dos modelos derivado do algoritmo *Random Forest* terem superado todos os demais quanto a validação predita em todas as resoluções espaciais, o maior valor de validação foi

estimado para o modelo *Random Forest* com resolução de 2 m cuja a AUC foi de 96,00%, enquanto o modelo CNN com resolução de 5 m estimou a menor AUC (0,87). Para a resolução de 5 metros (semelhante a resolução utilizada neste estudo) a AUC do *Random Forest* foi de 95,00%, a AUC do SVM foi de aproximadamente 92,00%, enquanto a do ANN foi de aproximadamente 87,00%. Sendo uma tendência semelhante aos achados no presente estudo. Sendo, portanto, resultados, com tendências próximas aquelas observadas no presente estudo.

Tehrany *et al.*, (2014), explica que O SVM é um algoritmo de Machine Learning poderoso que busca encontrar um hiperplano de separação ótimo entre as classes. Contudo, pode ser mais sensível à escolha dos parâmetros e à escala dos dados. Em caso dos parâmetros não forem ajustados adequadamente, o desempenho do SVM pode ser prejudicado. Esse fator pode ter resultado na capacidade preditiva ligeiramente inferior em comparação a outros modelos, como observado nesse estudo e nas pesquisas de (Costache *et al.*, 2021; Seleem *et al.*, 2022; Chakraborty *et al.*, 2023).

Choubin *et al.* (2018) relaciona esse comportamento no resultado da AUC do Random Forest em comparação aos modelos SVM e RNA ao fato que o RF é um modelo ensemble, portanto, lida melhor com problemas complexos que os modelos não ensemble. Tal colocação é reforçada nas contribuições de Chen *et al.* (2017) que destacam a capacidade do algoritmo *Random Forest* em lidar com conjuntos de dados de alta dimensionalidade e possuir baixa suscetibilidade a *overfitting*. Além de seu potencial em lidar com interações complexas entre variáveis (Zhang *et al.*, 2018).

Em suma, apesar de todos os modelos empregados para fins de comparação (*Support-Vector Machine* e *Artificial Neural Networks*) demonstrarem-se adequados para o mapeamento da suscetibilidade a partir das condições de geoespaciais adotadas como fatores condicionantes ao processo de inundação. O modelo proposto *Random Forest* comprovou ter maior eficiência na delimitação das zonas de suscetibilidade.

Vale ressaltar ainda que, apesar do algoritmo *Random forest* possuir ampla aplicabilidade e eficiência na predição da suscetibilidade a inundação validada em diversos estudos, como apresentado anteriormente. Este algoritmo também, apresenta fatores limitantes, como qualquer outro, dentre esses fatores destacam-se, a forte dependência quanto aos inputs de treinamento, ou seja, se os dados utilizados não forem representativos ou não incluírem características importantes, a precisão da estimativa da suscetibilidade a inundação pode ser comprometida. O excessivo número de árvores de treinamento que pode tornar o

processamento do dado lento ou ineficiente, dessa forma o Random Forest pode não ser capaz de modelar adequadamente (Seydi *et al.*, 2023; Avand *et al.*, 2020).

Em vista disso, estudos recentes Darabi *et al.*, (2022); Islam *et al.*, (2021); Nguyen *et al.*, (2022) apontam que algoritmos de aprendizagem de máquina hibridizados tem alcançado resultados superiores aos modelos recorrentes como SVM, ANN e RF. No estudo de Darabi *et al.* (2022), onde um novo algoritmo de aprendizado de máquina hibridizado, chamado MultiB-MLPNN, é aplicado no mapeamento da suscetibilidade a inundações para a cidade Amol, no Irã, sendo comparado com os algoritmos modelo MLPNN independente, floresta aleatória e árvores de regressão impulsionadas, para validação. Demonstrou uma taxa *AUC-ROC* de 84,70%, sendo a maior dentre todos os demais algoritmos testados, o algoritmo *Random Forest* ficou como segundo colocado com desempenho preditivo de (*AUC-ROC* = 82,10%).

Nesse viés, é importante ressaltar que mesmo o algoritmo *Random Forest* ter demonstrado níveis de acurácia e *AUC* significativamente relevantes. Outros algoritmos de aprendizagem de máquina hibridizados são tidos como igualmente ou até com adequabilidade superior a serem utilizados para mapeamento de áreas suscetíveis a inundações.

Mapeamento das áreas suscetíveis a inundação

Assim, este estudo, procura estima áreas suscetíveis a inundações, presentes na microbacia do Igarapé Moura, usando os algoritmos de aprendizagem de máquina RF, SVM e ANN. Como destacado no tópico anterior, o algoritmo RF demonstrou ser o melhor preditor das condições de inundação e não inundação.

Além disso, ao se analisar as manchas de suscetibilidade gerados pelos três algoritmos, percebe-se que dos onze bairros, Santa Lídia, Jaderlândia, Santa Catarina, Jardim das Acácias, Centro, Estrela, Novo Estrela, Caiçara, São José, Imperador, Ianetama, Salgadinho, que são abarcados pelo perímetro da microbacia do Igarapé Moura, os bairros Caiçara, São José, Ianetama e Salgadinho, são aqueles que detém a expressividade das manchas de inundações entre os níveis de suscetibilidade muito alta e alta, nos três modelos estimados.

A Figura 11, mostra o mapa de suscetibilidade a inundação gerado pelo algoritmo RF desenvolvido para microbacias urbanas do rio Moura, este foi classificado em cinco classes de suscetibilidade: Suscetibilidade muito alta, alta, moderada, baixa e muito baixa ou inexistente, através do método de intervalos iguais. O valor de área encontrados para cada classe de suscetibilidade no total de área da microbacia foi: suscetibilidade muito alta 0,80% (0,345

km²); suscetibilidade alta 0,78% (0,337 km²); suscetibilidade intermediaria 1,35% (0,584 km²); suscetibilidade baixa 6,77% (2,929 km²) e suscetibilidade inexistente 92,30% (39,966 km²).

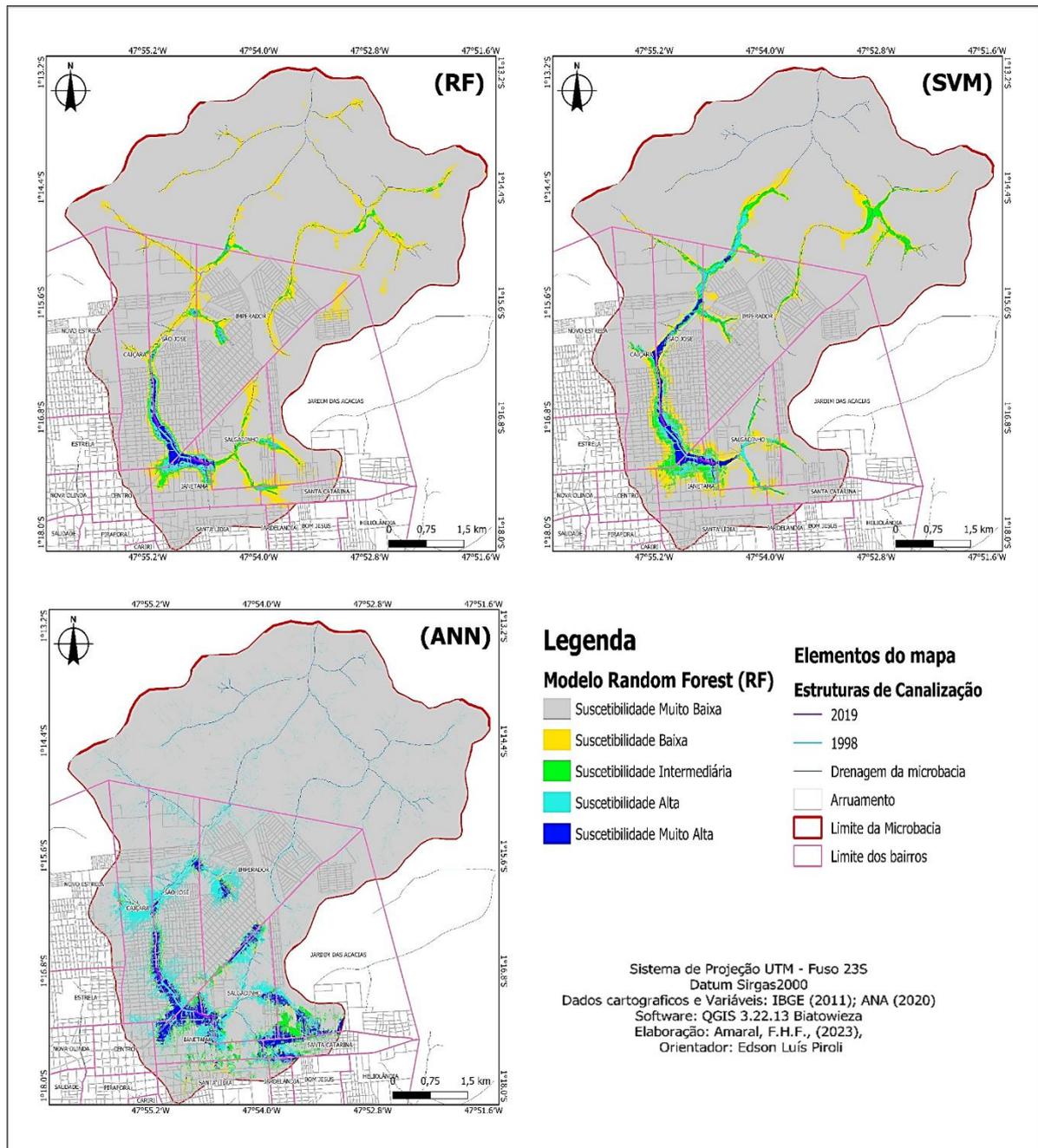
Os resultados gerados pelo algoritmo RF demonstram que cerca de 1,58% (1,370 km²) da área de estudo é composta por zonas de suscetibilidade a inundações configuradas entre as classes muito alta e alta, conforme observado as manchas de inundações se concentram nas áreas com presença de infraestruturas, sendo um indicador de acentuação da recorrência de inundações devido à expansão dos espaços urbano em Castanhal.

No caso do modelo de suscetibilidade gerado pelo algoritmo ANN, foram estimados os seguintes quantitativos de área para as zonas de suscetibilidade muito alta 2,55% (1,100 km²); alta 6,84% (2,955 km²); moderada 2,13% (0,922 km²); baixa 0,42% (0,183 km²); e inexistente 90,06% (39,002 km²). No modelo derivado do ANN tem-se um perímetro de área classificado com suscetibilidade muito alta e alta equivalente a 9,39% (4,075 km²) que é cerca de três vezes o perímetro de área observado em comparação a mesma estrutura de espacialização das zonas de suscetibilidade previstas pelo algoritmo RF. As principais discrepâncias de área entre estes modelos são observadas para as classes de suscetibilidade muito alta e alta, respectivamente.

Contudo, o modelo de suscetibilidade a inundações predito através do algoritmo SVM, apresentou os seguintes volumes de área para as classes de suscetibilidade muito alta 1,01% (0,435 km²); suscetibilidade alta 1,12% (0,482 km²); suscetibilidade intermediaria 2,55% (1,102 km²); suscetibilidade baixa 6,83% (2,953 km²); e suscetibilidade inexistente 90,49% (39,199 km²).

Observando o quantitativo do perímetro de área caracterizado quando suscetibilidade muito alta e alta gerada pelo SVM, (1,12% que equivale a 1,063 km²). Pode-se perceber que este assume um caráter intermediário na proporção das classes de suscetibilidade em relação as áreas estimadas pelos algoritmos ANN e RF. O SVM, reproduziu área de classes com suscetibilidade moderada, alta e muito alta superiores ao quantitativo estimado pelo RF, mas inferiores a proporção de área estimada pelo modelo ANN.

Figura 11 - Mapa com os modelos RF, SVM e ANN de suscetibilidade à inundações

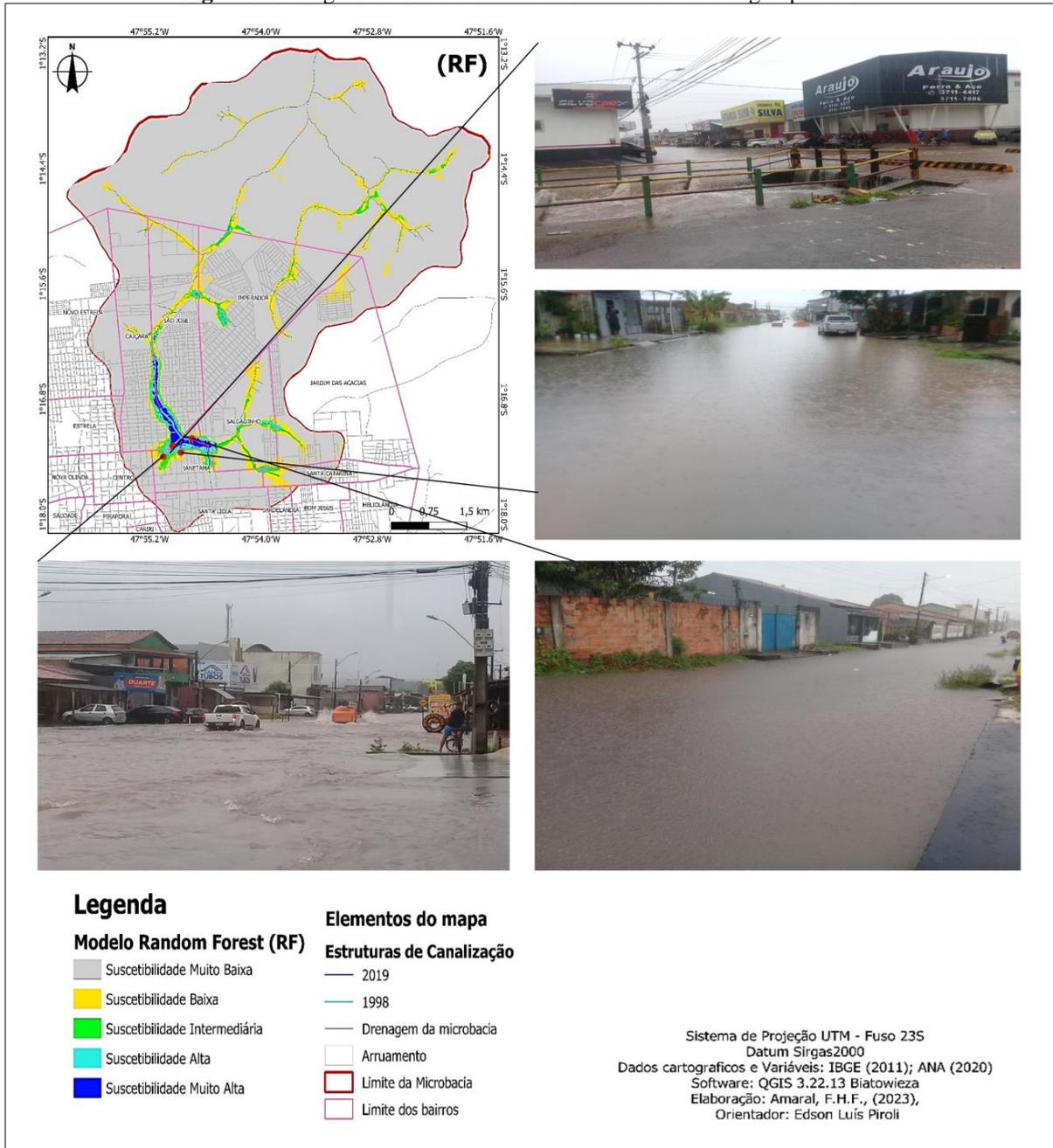


Fonte: Amaral (2023).

Dentro do contexto das áreas atingidas por inundações na área urbana de Castanhal, tem-se que os frequentes episódios de inundações influenciam a relação entre sociedade e natureza. Uma parte da população, localizada nas áreas categorizadas com suscetibilidade elevada, enfrenta recorrências desse evento. A cada novo episódio, os moradores lidam com problemas similares, buscando soluções baseadas em seus recursos econômicos e assistências sociais oferecidas pela prefeitura, no intuito de mitigação os transtornos. Além disso, durante as inundações, muitos veículos são danificados, pontos comerciais ficam inacessíveis e

residências sofrem prejuízos materiais. A situação é ainda mais problemática para aqueles que são surpreendidos em trânsito nas principais vias de interligação com o centro, frequentemente afetadas pelas águas (Figura 12).

Figura 12 - Registros de áreas inundadas na microbacia do Igarapé Moura



Fonte: Amaral (2023).

Além das áreas já monitoradas pelos órgãos de Planejamento, Gestão e Defesa Civil do município, a aplicação das técnicas e metodologias desta pesquisa permitem identificar áreas com variados níveis de suscetibilidade a inundações, desde Muito Baixo até Muito Alto. Dos 11 bairros que compõem o espaço urbano de Castanhal, possuindo trechos inseridos na

microbacia do Igarapé Moura, 5 bairros apresentaram áreas de suscetibilidade crítica. Esta constatação merece atenção, devido a extensão da área urbana edificada no interior da microbacia.

Para fins deste estudo, uma área no interior da microbacia do Igarapé Moura é categorizada como de “suscetibilidade crítica” se os índices de suscetibilidade à inundação mapeados como base no cenário predito pelo modelo RF, forem classificados como Muito Alto e Alto. Através do mapa mostrado na

Figura 11, foi possível classificar e identificar tais áreas, servindo como base para as análises subsequentes. No intuito de entender melhor o contexto sócio estrutural dos habitantes e localizar com precisão as áreas com suscetibilidade crítica, realizou-se uma análise segmentada por bairros.

A análise do mapa apresentado na (

Figura 11) revela que os bairros Ianetama, São José e Salgadinho que possuem os maiores quantitativos de áreas com suscetibilidade crítica, conforme indicado no (Quadro 7), estão situados no entorno do Canal Salgado Grande, localizado próximo ao centro geográfico da área urbana de Castanhal. Embora estejam nas proximidades do centro urbano e influenciados por sua dinâmica, especialmente por conter vias de acesso importantes, que interligam o centro urbano de Castanhal a bairros periféricos populosos.

Esses bairros abrigam uma diversidade de residências, que descrevem diferentes nichos de poder aquisitivo. Diante desta realidade, é imperativo que medidas emergenciais sejam adotadas, focando em diretrizes eficientes para a gestão das águas pluviais e a minimização das ocorrências de inundações.

No intuito de corroborar as colocações anteriores, foram realizados trabalhos de campo conduzidos entre 2020 e 2022, onde se fez registros fotográficos de diversos pontos indicados pela modelagem como sendo de suscetibilidade crítica, ao longo do perímetro urbano inserido nos limites da microbacia. possibilitando identificar dentro da dinâmica urbana, a interação entre as ações de ocupação e atuação nas áreas tidas como de alta suscetibilidade.

Considerando a gestão das águas pluviais e os problemas inerentes, pode-se observar durante as visitas em campo, a permanência da crescente impermeabilização do solo, o sucateamento das estruturas de macrodrenagem, focos de erosão laminar e subsuperficial,

contaminação de cursos hídricos, deposição de sedimentos e assoreamento de cursos de drenagem naturais.

Nesse contexto, visando alcançar o objetivo desta pesquisa, realizou-se uma análise baseada em quadros que destacam os bairros em situação mais crítica. Estes bairros são aqueles que exibem índices de suscetibilidade crítica. A característica comum entre essas áreas é a inadequação ou até a ausência de uma estrutura de macrodrenagem. A urgência de ações mitigadoras para os impactos das inundações se evidencia nessas regiões, considerando as várias consequências sociais e as diferentes intensidades de manifestações do problema. Baseado nas contribuições de Buffon (2016) e Farias (2019), o (Quadro 7) fornece um diagnóstico das áreas com suscetibilidade crítica em 5 bairros que integram a microbacia do Igarapé Moura.

Quadro 7 - Configuração socioambiental das áreas em suscetibilidade crítica à inundação na microbacia do Igarapé Moura.

Bairro	Configuração Socioambiental	Nível de Suscetibilidade Crítica	Imagens Representativas
Caiçara	<ul style="list-style-type: none"> -Erosão do Solo na margem direita não canalizada do Igarapé Moura -Saneamento: coleta de esgoto. Ocorre despejo das águas residuais no corpo hídrico -Despejo de efluentes industriais -Acúmulo de resíduos sólidos totais (resíduos sólidos urbanos e sedimentos). -Presença de assentamentos irregulares com condições precárias de habitação. -Infraestrutura urbana: deficitária. -Degradação nas estruturas de Macrodrenagem 	Muito alta e Alta	

Bairro	Configuração Socioambiental	Nível de Suscetibilidade Crítica	Imagens Representativas
<p>São José</p>	<ul style="list-style-type: none"> -Erosão do Solo na margem Esquerda Canalizada e não canalizada do Igarapé Salgado grande, em especial no trecho de macrodrenagem edificado na década de 1990. -Saneamento: utilização do Igarapé Salgado Grande como efluente de esgoto doméstico. -Elevado potencial de poluição do lençol freático por esgotamento de estruturas de fossas sépticas rudimentares utilizadas pelas famílias que ocupam a margem direita do Igarapé Moura. -Acúmulo de resíduos sólidos totais (resíduos sólidos urbanos e sedimentos). -Despejo de efluentes industriais em Sistemas de Microdrenagem que desembocam junto ao Sistema de Macrodrenagem. -Presença de assentamentos irregulares com condições precárias de habitação. -Supressão de vegetação em área de APP para instalação de novos assentamentos sem infraestrutura e de forma desordenada (irregulares). 	<p>Muito alta e Alta</p>	

Bairro	Configuração Socioambiental	Nível de Suscetibilidade Crítica	Imagens Representativas
Imperador	<ul style="list-style-type: none"> -Saneamento: coleta de esgoto. Ocorre despejo das águas residuais no corpo hídrico. - Acúmulo de resíduos sólidos. -Presença de assentamentos irregulares com condições precárias de habitação. -Ausência de infraestrutura urbana, com ocorrência de vias abertas precariamente. - Presença de ravinas decorrentes de erosão laminar do solo em tributário trecho de drenagem da lateral direita do Igarapé Moura. - Presença de assentamentos irregulares com condições precárias de habitação. -Supressão de vegetação em área de APP para instalação de novos assentamentos sem infraestrutura e de forma desordenada (irregulares). 	Muito alta e Alta	 <p>The images show various scenes of informal settlements. The top-left photo shows a dirt road with a large puddle of water and debris. The top-right photo shows a dirt road with a makeshift wooden bridge and a dog. The bottom-left photo shows a dirt road with a large pile of debris and a dog. The bottom-right photo shows a dirt road with a large puddle of water and debris.</p>

Bairro	Configuração Socioambiental	Nível de Suscetibilidade Crítica	Imagens Representativas
Ianetama	<ul style="list-style-type: none"> - Ausência da mata ciliar. -Saneamento: ausência de coleta de esgoto. -Ocorre despejo das águas residuais de uso doméstico no corpo hídrico - Infraestrutura de Macrodrenagem urbana edificada entre 2018 e 2019 já apresenta sinais de desgaste da estrutura, em especial nas vias de entorno Acúmulo de resíduos sólidos totais (resíduos sólidos urbanos e sedimentos). - Acúmulo de resíduos sólidos. - Boas condições de habitação, na maioria dos casos. -Infraestrutura urbana: regular, com presença de massa asfáltica e sistema de macrodrenagem na maioria das vias 	Muito alta e Alta	

Bairro	Configuração Socioambiental	Nível de Suscetibilidade Crítica	Imagens Representativas
<p>Salgadinho</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Ausência da mata ciliar em trecho não canalizado <li style="padding-left: 20px;">- Erosão do solo. <li style="padding-left: 20px;">- Assoreamento do canal. -Saneamento: coleta de esgoto. <li style="padding-left: 20px;">Ocorre despejo das águas residuais de uso doméstico no corpo hídrico do Igarapé Salgado Grande. <li style="padding-left: 20px;">-Despejo de efluentes industriais - Infraestrutura urbana: regular -Degradação nas estruturas de Macrodrenagem 	<p>Muito alta e Alta</p>	

Fonte: Amaral (2023).

O objetivo da catalogação dessas áreas é evidenciar as correlações entre as áreas atingidas por ocorrências de inundação e os resultados obtidos por técnicas avançadas de modelagem de dados espaciais apoiada em algoritmos de aprendizado de máquina. Tucci (2003) ressalta a importância de identificar, localizar e entender as causas dos processos de eventos hidrológicos complexos como as inundações, como etapa essencial para a gestão e mitigação de desastres.

Em estudos sobre inundações, um aspecto crucial destacado por Tucci (2003) é a relação entre a frequência desses eventos e a percepção de risco por parte da população. A baixa recorrência de inundações pode induzir uma sensação falsa de segurança nos habitantes, levando-os a subestimar os riscos inerentes, esse comportamento ainda impulsiona investimentos para a densificação do processo de ocupação em áreas historicamente propensas a inundações (Farias, 2019).

Na microbacia do Igarapé Moura, apesar da relativa regularidade com que as inundações ocorrem, especialmente nas proximidades do Canal Salgado Grande, que compreende a infraestrutura erguida no fim da década de 1990, é notável que empreendimentos, tanto residenciais quanto comerciais, continuam surgindo. Observações de campo demonstram uma dinâmica inquietante, onde após cada inundação, imóveis nas zonas afetadas são colocados à venda. Em um curto intervalo, novos residentes adquirem essas propriedades e, posteriormente, ao enfrentarem ocorrências similares de inundações, replicam o ciclo de venda.

Este processo, além de promover uma lacuna na disseminação de informações claras sobre os riscos na área em questão, pode também refletir questões socioeconômicas, onde o acesso a moradias em áreas mais seguras é limitado. Desta forma, torna-se imperativo que políticas públicas, voltadas para o ordenamento territorial e a conscientização sobre riscos hidrológicos, sejam fortalecidas para garantir a segurança e o bem-estar da população residente.

Além disso, ao analisar as várias características morfológicas, morfométricas, ambientais e antrópicas, algumas destas detalhadas no item 5.8, permite identificar a ocorrência de contribuições tanto da dimensão natural quanto antrópica sobre a maior ou menor suscetibilidade nos espaços habitados da microbacia.

Dentro do nicho das características morfométricas, foram estimadas as seguintes: coeficiente de forma ou índice de conformação (Kf), coeficiente da compacidade (Kc), densidade de drenagem (Dd), sinuosidade (Is) do canal principal, relação de relevo da bacia (Rr), Densidade hidrológica total (Dh) e Declividade do rio

principal (S1), usando equações empíricas (Quadro 8). No intuito poder explicar parte do comportamento hidrológico da microbacia.

Quadro 8 - Indicadores Morfométricos da microbacia

Indicadores	Fórmulas	Valores
Coefficiente de forma (Kf)	$Kf = \frac{A}{LB^2}$	Kf ≈ 0.493
Índice de sinuosidade (Is)	$Is = \frac{L}{Ev}$	Is ≈ 1.048
Coefficiente de Compacidade (Kc)	$k_c = 0.28 \times \frac{P}{\sqrt{A}}$	Kc ≈ 1.298
Densidade de drenagem (Dd)	$Dd = \frac{Ct}{A}$	Dd ≈ 1,003 km/km²
Declividade do rio principal (S1)	$S1 = \frac{Hrmax - Hrmin}{L}$	S1 ≈ 1,907 m/km
Relação de relevo da bacia (Rr)	$Rr = \frac{\Delta H}{LB}$	Rr ≈ 3,992 m/km
Densidade hidrológica total (Dh)	$Dh = \frac{n}{A}$	Dh ≈ 0.942 rios/km²

Informações base:

- Perímetro da bacia (P) = 31 km;
- Área da bacia (A) = 44,634 km²;
- Número total de canais (n) = 42;
- Comprimento da bacia (LB) = 09,516 km;
- Comprimento do canal principal (L) = 11,528 km;
- Somatório do comprimento de todos os canais da bacia (Ct) = 44,790 km;
- Comprimento do canal principal em linha reta (Ev) = 11 km;
- Altitude mínima do rio principal (Hrmin) = 19 metros de altitude;
- Altitude máxima do rio principal (Hrmax) = 41 metros de altitude;
- Amplitude altimétrica da bacia (diferença entre a média das cotas máximas dos canais de 1ª ordem e a cota do rio principal na foz) (ΔH) = 38 metros de altitude.

Fonte: Adaptado de (Farias, 2019)

Assim, o coeficiente de forma da microbacia demonstra que essa não é perfeitamente circular, e tende a ser alongada. Segundo Strahler (1964), bacias com coeficiente de forma mais próximo de 1, sugerindo um formato mais circular, geralmente têm uma resposta hidrológica mais rápida a eventos de chuva. Isso se traduz em maior possibilidade de inundações, já que o tempo de concentração é aproximadamente o mesmo em todos os pontos da bacia. Foi estimado um coeficiente de forma com valor de 0.49 para a microbacia do Igarapé Moura indicando que a forma dessa microbacia possui baixa inferência sobre a manifestação de inundações.

O Índice de sinuosidade apresentou valor aproximado de 1.04, e indica que o curso de drenagem principal do Igarapé Moura é ligeiramente sinuoso. Como observado por Leopold e Wolman (1957), drenagens com alta sinuosidade podem ter velocidades de fluxo reduzidas, o que em alguns segmentos pode elevar a manifestação de inundação.

Horton (1932) aponta que bacias com coeficiente de compacidade maior que 1,41 são mais alongadas. No caso da microbacia do Igarapé Moura, cuja o valor de coeficiente de compacidade foi de 1.29, indica uma ligeira compactação, e não extremamente alongada, o que sugere uma resposta hidrológica intermediária a eventos de chuva.

A Densidade de drenagem ($Dd \approx 1.003 \text{ km/km}^2$), reflete a densidade da rede de canais da bacia. Valores de densidade maiores que 1 indicam bacias com drenagem regular, como observado na microbacia cuja o valor de densidade de drenagem foi de 1 km/km^2 , sugere que a água é rapidamente escoada para os rios principais após a chuva (Gregory; Walling, 1973). Isso pode levar a uma resposta mais rápida a eventos de chuva. De forma semelhante, a densidade hidrológica total, ficou em 0.942 rios/ km^2 , indicando a presença de uma rede de drenagem relativamente alta.

Relação de relevo da bacia ficou em 3.99 m/km, um valor moderadamente acentuado para esse índice, sugere que o Igarapé Moura pode responder rapidamente a eventos de chuva, mas também é capaz de escoar água rapidamente (Schumm, 1956).

A característica da declividade do canal principal (1,907 m/km), também é tida como fator natural que pode contribuir para a ocorrência de inundações, haja vista que os escoamentos mais velozes, facilitando o acúmulo de precipitada (Knighton, 1998). Assim, o rápido volume escoado das estruturas de drenagem a montante durante episódios de precipitações intensas concentradas em um curto espaço de tempo,

exacerbam a capacidade de carga das estruturas de macrodrenagem do canal Salgado Grande.

Ainda sobre as características físico-ambientais que se relacionam com o processo de inundação na microbacia do Igarapé Moura. Um destaque a se fazer, é quanto ao espraiamento horizontal da lâmina de água durante os eventos de inundação, em especial ao longo da rua Pedro Porpino da Silva e adjacências. Nesse sentido o relevo aparece como um importante descritor da altura da lâmina d'água e de seu espraiamento horizontal aliado ao baixo gradiente de declividade (geralmente inferior a 8°). Essa relação se evidente ao observar a predominância de um desnível altimétrico inferior a dois metros ao longo de uma extensão de quase um quilometro na rua Pedro Porpino da Silva, partindo da margem esquerda do canal Salgado Grande e de 500 metros no lado direito do mesmo.

Estudos, como o de Brunnsden e Thornes (1979), sugerem que áreas com relevo suave e planícies adjacentes aos canais de drenagem frequentemente experimentam espraiamento horizontal prolongado da lâmina de água durante eventos de inundação. Isso ocorre porque a água, em vez de se movimentar rapidamente devido à gravidade, tende a se espalhar horizontalmente, cobrindo uma área maior.

Em tal cenário, destaca-se um processo discrepante as noções convencionais de escoamento fluvial. A presença marcante de uma lâmina d'água espraiada horizontalmente, especialmente nas áreas de inundação próximas ao perímetro urbano do canal principal, parece conflitante com as características morfométricas intrínsecas da estrutura de drenagem principal do Igarapé Moura. Com base no índice de declividade do canal principal, esperar-se-ia um escoamento mais veloz em direção a jusante, e não uma retenção expressiva e extensiva do volume hídrico precipitado, junto a malha urbana.

Este aparente paradoxo indica a presença de fatores exógenos que modulam a dinâmica hídrica da microbacia do Igarapé Moura. Durante investigações de campo, foram realizadas observações que pode elucidar tal comportamento: a presença de entulhos, depósitos de assoreamento com vegetação e obstruções tanto ao longo de canal de macrodrenagem quanto em pontos estratégicos, principalmente nas pontes instaladas ao longo do canal Salgado Grande, conforme ilustrado na (Figura 13). Tais obstruções, segundo Petts (1984), podem atuar como barreiras temporárias, retardando o escoamento natural promovendo o acúmulo e espraiamento da água na superfície do terreno.

Interessantemente, este cenário de espraiamento horizontal não é perene. Há uma resiliência na drenagem da microbacia, durante eventos pluviométricos, a inundação é manifesta e o espraiamento se mantém enquanto o evento de precipitação perdurar, mas, logo após o término da precipitação, a água recua rapidamente. Este comportamento reitera o papel da declividade do canal principal, sugerindo que, na ausência de barreiras físicas (como os entulhos e o ajuste da capacidade de carga do canal), a morfometria original da bacia prevalece, facilitando o escoamento ágil da água.

Figura 13 - Registros de obstruções nas estruturas de macrodrenagem



Fonte: Amaral (2023).

Vale ressaltar ainda que ao abrigar solos como o *Neossolo Flúvico Distrófico* e o *Gleissolo Háptico*, associados predominantemente as estruturas geológicas de sedimentos recentes, ressalta a sensibilidade desse ambiente aos processos hidrológicos e geomorfológicos. Esses perfis de solos, também são tipicamente encontrados junto as estruturas geomorfológicas das planícies aluvionares, sendo conhecidos por sua capacidade reduzida de infiltração e retenção de água, o que os torna particularmente propensos a inundações (Dunne; Leopold, 1978).

Adicionalmente, a dinâmica hídrica superficial e subsuperficial juntos a tais estruturas geológicas e geomorfológicas que encontrarem-se antropizadas pelo conjunto de aparelhamentos das estruturas urbanas de Castanhal, acentua a ocorrência de processos erosivos, sobretudo nas regiões de planícies aluvionares, dada sua textura e composição (Simon; Rinaldi, 2006).

Um reflexo desse contexto foi o rompimento observado em trecho do canal Salgado Grande no ano de 2022, bem como a presença constante de depressões e buracos nas vias situadas onde anteriormente compreendiam as áreas de planície aluvial, não apenas evidencia a vulnerabilidade dessa área à processos erosivos, mas também ressalta o potencial perigo para infraestruturas próximas (Figura 14).

Figura 14 - Registros de degradações ao longo do Canal Salgado Grande: imagem (A) registro de buracos junto as vias de entorno do canal Salgado Grande edificado na década de 1990, imagem (B) ocorrência de fraturas nas vias de entorno do canal Salgado Grande edifica, imagem (C e D) registros de desmoronamento e rupturas na área do canal Salgado Grande edificado na década de 1990.



Fonte: Amaral (2023).

Em síntese, a microbacia do Igarapé Moura serve como um reflexo vivo da complexa interação entre características naturais e intervenções humanas. Os fenômenos observados, sejam inundações extensivas ou processos erosivos, não são apenas consequências das características geomorfológicas ou morfométricas da microbacia,

mas também reflexos diretos da ação antrópica no ambiente. As intervenções, como o depósito de entulhos ou a urbanização desenfreada, exacerbam vulnerabilidades preexistentes do ambiente, como as propensões à inundação dos solos *Neossolo Flúvico Distrófico* e *Gleissolo Háptico*. Tais observações reiteram a necessidade imperativa de abordagens integradas e sustentáveis no planejamento urbano e na gestão de recursos hídricos.

Conforme estabelecido no Projeto de Lei Nº 014/2019, datado de 16 de dezembro de 2019, que versa sobre a revisão dos eixos de abastecimento de água, esgotamento sanitário e a elaboração dos eixos concernentes à drenagem urbana, manejo de águas pluviais, limpeza urbana e gerenciamento de resíduos sólidos inseridos no Plano Municipal de Saneamento Básico de Castanhal, é notória a identificação de zonas frequentemente afetadas por alagamentos e inundações urbanas como “áreas de risco”. Especificamente, no âmbito da microbacia, tais zonas se manifestam nos bairros São José, Caiçara, Ianetama e Salgadinho.

Os registros históricos de episódios de inundação nesses bairros estão em consonância com os resultados do mapeamento ilustrados na (Figura 11), a qual detalha os graus de suscetibilidade para cada área, conforme elucidado no (Quadro 7). Contudo, ao contrário do mapeamento desenvolvido com base no algoritmo RF, que reconheceu áreas inundadas adjacentes às estruturas de canais existentes, a categorização de áreas de risco delineada pelo mencionado projeto de lei, exclui regiões já canalizadas de sua classificação de risco.

Conforme evidenciado na pesquisa, a urbanização acelerada sobre as estruturas de drenagem na parte a montante da microbacia do Igarapé Moura, promovem impactos significativos. Tais impactos são agravados por diversos fatores, como a excessiva impermeabilização do solo e a falta de uma infraestrutura de drenagem adequada.

Corroborando com esse ponto, o relatório do projeto de Lei Nº 014/2019, observa uma notável deficiência sobre a infraestrutura de drenagem. Em determinadas áreas do município, o sistema limita-se a sarjetas ou simples meio-fio, enquanto em outras, observa-se uma ausência completa de quaisquer dispositivos de drenagem. Paradoxalmente, o mesmo documento aponta para uma considerável extensão de vias pavimentadas nos diversos bairros. Este cenário implica uma progressiva impermeabilização do solo, restringindo sua capacidade natural de absorção do volume precipitado e, conseqüentemente, elevando o risco de inundações.

Além disso, outros problemas recorrentes também destacados no relatório do projeto de Lei Nº 014/2019, são os acúmulos de resíduos sólidos em dispositivos de drenagem, comprometendo sua eficiência e funcionalidade. Adicionalmente, a problemática do lançamento de efluentes domésticos não tratados diretamente nos leitos fluviais intensifica a degradação dos corpos d'água, representando um risco para a saúde pública e a biodiversidade aquática. A ocupação e o uso desordenado do solo, desprovidos de um planejamento urbano e ambiental estratégico, agravam essa situação. Essas práticas irregulares não somente obstruem a dinâmica natural do escoamento das águas pluviais, mas também podem potencializar eventos de alagamentos e inundações, com impactos socioambientais significativos (Figura 15).

Figura 15 - Registros de poluição junto ao sistema de macrodrenagem do Igarapé Moura



Fonte: Amaral (2023).

Esses fatores, em conjunto, em especial a poluição química e biológica altera a dinâmica natural dos sistemas hídricos não somente da microbacia, mas da Bacia Hidrográfica do Igarapé Moura como um todo, repercutindo em desafios para o equilíbrio ecológico, qualidade ambiental e bem-estar da população situada a jusante da

mesma. Portanto, é imperativo que medidas integradas de planejamento e gestão sejam adotadas, visando a sustentabilidade dos recursos hídricos e a segurança da comunidade (Piroli, 2016).

Assim, conforme a urbanização avança, aumenta-se a demanda sobre o já deficitário sistema de infraestruturas, especialmente nas regiões frequentemente afetadas por inundações. Em muitos casos, os planos de gerenciamento da drenagem urbana carecem de soluções eficientes e duradouras, que seriam ideais para prevenir problemas associados a desastres hidrológicos.

Diminuir a suscetibilidade a inundações no perímetro urbano, especialmente nos cenários críticos da microbacia do Igarapé Moura, requer transformações em várias frentes de atuação. Estas mudanças serão viáveis através de políticas públicas que enfatizem um planejamento escalonado para enfrentar inundações no curto, médio e longo prazo. Além disso, é crucial adotar abordagens não estruturais para a drenagem urbana e promover projetos socioambientais. Estes projetos devem engajar a comunidade local, capacitando-a no reconhecimento e na gestão dos riscos presentes nas zonas de inundação dos rios e córregos da região.

Considerações finais

A análise empírica realizada neste trabalho demonstra um panorama preocupante no contexto da microbacia do Igarapé Moura. Em uma primeira instância tem-se as características físico, ambientais e estruturantes selecionadas como fatores condicionantes ao processo de inundação, apesar da inexistência de um método global para a seleção de tais fatores, a literatura já fornece uma boa base para uma primeira filtragem, posteriormente a adoção de medidas estatísticas como as análises de multicolinearidade, testes de Wilcoxon e Tau de Kendall utilizados para analisar inferência relacional entre estes fatores e as condições de interesse, os resultados pontuaram que os fatores: Altitude, CN, Distância dos Canais, Distância das Estradas, Unidades Geomorphons, Aspecto, Distância das pontes, HAND e GHS apresentam adequabilidade suficiente para descrever diferenciações de cenários sobre as condições de interesse.

Contudo em uma segunda instância a população residente nas zonas delineadas pela suscetibilidade alta, frequentemente, dispõe de limitados recursos econômicos e

enfrenta restrições no acesso à informação e serviços urbanos essenciais, culminando em uma variada capacidade de resiliência mediante a ocorrência de episódios inundações.

Além disso, um fenômeno marcante é a alta rotatividade imobiliária na região, o que sugere uma possível falta de continuidade na memória coletiva sobre episódios anteriores de inundações. Tal dinâmica pode resultar em um ciclo recorrente de subestimação dos riscos associados, especialmente nas proximidades do Canal Salgado Grande, exacerbando a vulnerabilidade da comunidade a eventos futuros. Essa constatação ressalta a urgência de estratégias informacionais e educacionais para fortalecer a memória coletiva e promover a conscientização sobre os riscos inerentes à área.

Em síntese, destaca-se as contribuições deste estudo em termos práticos. As técnicas avançadas de geoprocessamento e emprego de algoritmos sofisticados de aprendizagem de máquina, emergem como ferramentas adequadas ao zoneamento urbano e na identificação de áreas propensas a inundações. Estas metodologias, complementadas por abordagens cartográficas, facilitam a demarcação diferenciada de áreas prioritárias, onde a ocupação deve ser rigorosamente regulamentada ou até interdita e áreas de menor risco ou isentas de ameaças.

Os mapas gerados neste contexto tornam-se instrumentos indispensáveis para direcionar estratégias de gestão pública, fornecendo guias práticos para os atores chave como a Defesa Civil de Castanhal e outras entidades empenhadas em minimizar os impactos e reduzir os riscos intrínsecos ao cenário urbano de Castanhal.

Referências

ALVES, L. P. *Análise das unidades de paisagem da microbacia do igarapé Moura, município de Castanhal (PA): subsídios para o planejamento/ordenamento territorial*. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Instituto de Filosofia e Ciências Humanas, Universidade Federal do Pará, Belém-PA, p.121. 2013.

AMBROISE, B.; BEVEN, K.; FREER, J. Toward a generalization of the TOPMODEL concepts: topographic indices of hydrological similarity. *Water Resources Research*, v.32, n. 7, p. 2135-2145, 1996.

AVAND, M.; MORADI, H. R.; RAMAZANZADEH, M. *Flood susceptibility mapping using random forest and generalized Bayesian linear model machine learning*. 6, p. 73-85, 2020. <https://doi.org/10.22034/jewe.2020.220593.1351>

- BATJES, N. H. A world dataset of derived soil properties by FAO–UNESCO soil unit for global modelling. *Soil Use Manage*, v. 13, n. 1, p. 9-16, 1997.
- BEVEN, K.J.; KIRKBY, M.J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrol Sci Bull*, 1979. <https://doi.org/10.1080/02626667909491834>.
- BRENNING, A. Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation. *Nat Hazards Earth Syst Sci.*, v. 5, n. 6, p. 853-862, 2005.
- BRUNSDEN, D.; PRIOR, D.B. *Slope Instability*. Chichester: John Wiley, p.620, 1984.
- BRUNSDEN, D.; THORNES, J. B. Landscape sensitivity and change. *Transactions of the Institute of British Geographers*, p. 463-484, 1979.
- BUI, D.T. *et al.* Hybrid artificial intelligence approach based on neural fuzzy inference model and metaheuristic optimization for flood susceptibility modeling in a high-frequency tropical cyclone area using GIS. *Journal of Hydrology*, v. 540, p. 317–330, 2016.
- BURROUGH, P.A.; MCDONNELL, R.A. *Principles of Geographical Information Systems*. OXFORD UNIVERSITY PRESS, 1998.
- CHAKRABORTTY, R. *et al.* Living with Floods Using State-of-the-Art and Geospatial Techniques: Flood Mitigation Alternatives, Management Measures, and Policy Recommendations. *Water*, v. 15, n. 3, p. 558, 2023. doi: <https://doi.org/10.3390/w15030558>
- CHAKRABORTTY, R. *et al.* Soil erosion potential hotspot zone identification using machine learning and statistical approaches in eastern India. *Natural Hazards*, 2020. doi:10.1007/s11069-020-04213-3.
- CHAPI, K. *et al.* A novel hybrid artificial intelligence approach for flood susceptibility assessment. *Environmental Modelling & Software*, v. 95, p. 229-245, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.06.012>.
- CHEN, S. *et al.* A novel approach for urban flood prediction using machine learning techniques: a case study in China. *Water*, v. 9, n. 8, 594, 2017.
- CHOUBIN, B. *et al.* An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. *Science of the Total Environment*, 2018. doi:<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.064>
- COSTACHE, R. *et al.* Detection of areas prone to flood risk using state-of-the-art machine learning models. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 12, n. 1, p. 1488-1507, 2021. Doi:<https://doi.org/10.1080/19475705.2021.1920480>.
- COUTINHO, E. C. *et al.* Variabilidade climática da precipitação na bacia Amazônica brasileira entre 1982 e 2012. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 22, p. 476-500, 2018.
- DARABI, H. *et al.* Development of a novel hybrid multi-boosting neural network model for spatial prediction of urban flood. *Geocarto International*, v. 37, n. 19, p. 5716-5741, 2022. Doi:<https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1920629>.
- DARABI, H. *et al.* Urban food risk mapping using the GARP and QUEST models: a comparative study of machine learning techniques. *J. Hydrol.*, v. 569, p. 142–154, 2019.

- DE WINTER, J. C.; GOSLING, S. D.; POTTER, J. Comparing the Pearson and Spearman correlation coefficients across distributions and sample sizes: a tutorial using simulations and empirical data. *Psychol. Methods* 21 (3), p. 273, 2016.
- DORMANN, C. F. *et al.* Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, v. 36, n. 1, p. 27-46, 2013.
- FAN, H. *et al.* Quality assessment for building footprints data on OpenStreetMap. **Int J Geogr Inf Sci**, v. 28, n. 4, p. 700-719, 2014.
- FARIAS, A. S. de. *Inundações urbanas em Francisco Beltrão/PR: riscos e vulnerabilidades socioambientais*. Tese (Doutorado em Meio Ambiente e Desenvolvimento) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PB, p.274. 2019.
- FURLAN, A. R.; TRENTIN, R.; ROBAINA, L. C. S. Classificação dos elementos do relevo a partir da metodologia dos geomorphons na bacia hidrográfica do rio Apuaê-Mirim, RS. *Boletim Geográfico do Rio Grande do Sul*, Porto Alegre, n. 32, p. 27-45, dez. 2018.
- GHORBANZADEH, O. *et al.* A new GIS-based technique using an adaptive neuro-fuzzy inference system for land subsidence susceptibility mapping. *Journal of Spatial Science*, v. 1-17, 2018.
- GHORBANZADEH, O. *et al.* Evaluation of Different Machine Learning Methods and Deep-Learning Convolutional Neural Networks for Landslide Detection. *Remote Sensing*, v. 11, n. 2, 196, 2019. Doi: <http://www.mdpi.com/2072-4292/11/2/196>.
- GHORBANZADEH, O. *et al.* Gully erosion susceptibility mapping (GESM) using machine learning methods optimized by the multicollinearity analysis and K-fold cross-validation. *Geomatics, Nat Hazards Risk*, v. 11, n. 1, p. 1653-1678, 2020.
- GLENN, E.P. *et al.* Roles of saltcedar (*Tamarix* spp.) and capillary rise in salinizing a non-flooding terrace on a flow-regulated desert river. *J Arid Environ*, v. 79, p. 56-65, 2012.
- GUDIYANGADA NACHAPPA, T. *et al.* Flood Susceptibility Mapping with Machine Learning, Multi-Criteria Decision Analysis and Ensemble Using Dempster Shafer Theory. *Journal of Hydrology*, 2020. Doi:<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125275>.
- GUHA, D.; ROY, P. K.; BANERJEE, S. Load frequency control of large scale power system using quasi-oppositional grey wolf optimization algorithm. *Eng. Sci. Technol.*, v. 19, p. 1693–1713, 2016.
- HAIR, J.F. *et al.* *Multivariate Data Analysis, Pearson New International Edition*, 7th Edition. Pearson Higher Ed, p. 162, 2013. <https://catalogue.pearsoned.co.uk/educator/product/Multivariate-Data-Analysis-Pearson-New-International-Edition/9781292021904>.
- HALEFOM, A.; TESHOME, A.; SISAY, E. GIS-based MCDA model to assess erosion sensitivity in Gumara watershed, Blue Nile, Basin Ethiopia. *Asian J Appl Sci*, v. 12, p. 61-70, 2019.
- HEIPKE, C. Crowdsourcing geospatial data. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, v. 65, n. 6, p. 550-557, 2010.
- JASIEWICZ, J.; STEPINSKI, T. F. Geomorphons — A pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. *Geomorphology*, v. 182, p. 147–156, 2013.

- KHOSRAVI, K. *et al.* A GIS-based flood susceptibility assessment and its mapping in Iran: a comparison between frequency ratio and weights-of-evidence bivariate statistical models with multi-criteria decision-making technique. *Nat Hazards*, v. 83, n. 2, p. 947-987, 2016.
- KIMERLING, A.J. *et al.* *Map use: reading, analysis, interpretation*. Redlands (CA): Esri Press, 2016.
- LOMBARDI NETO, F. *et al.* Nova abordagem para cálculo de espaçamento entre terraços. In: SIMPÓSIO SOBRE TERRACEAMENTO AGRÍCOLA. 1., 1989, Campinas. *Anais...* Campinas: EMBRAPA, 1989. p. 99-124.
- MELESSE, A. M.; SHIH, S. F. Spatially distributed storm runoff depth estimation using Landsat images and GIS. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 37, n. 1-3, p. 173-183, 2002.
- MOHAMED SABER *et al.* Enhancing flood risk assessment through integration of ensemble learning approaches and physical-based hydrological modeling. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 14, n. 1, p. 38, 2023. <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2203798>.
- MOSAVI, A. *et al.* Susceptibility mapping of soil water erosion using machine learning models. *Water*, v. 12, n. 7, 2020.
- NGUYEN, H.D. GIS-based hybrid machine learning for flood susceptibility prediction in the Nhat Le–Kien Giang watershed, Vietnam. *Earth Science Informatics*, v. 15, p. 2369–2386, 2022.
- NOBRE, A. D. *et al.* Height above the nearest drainage – a hydrologically relevant new terrain model. *Journal of Hydrology*, v. 404, n. 1-2, p. 13–29, 2011.
- OMAR SELEEM *et al.* Towards urban flood susceptibility mapping using data-driven models in Berlin, Germany. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 13, n. 1, p. 1640-1662, 2022.
- PETTS, G.E. *Impounded rivers: perspectives for ecological management*. Chichester: Wiley, 1984.
- PICKBRENNER, K. *et al.* Determinação do CN utilizando geoprocessamento: Simulação hidrológica na Bacia do rio Criciúma. In: XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. João Pessoa: *ABRHidro*, 2005. p. 25-43.
- PIRNIA, A. *et al.* Using the Mann–Kendall test and double mass curve method to explore stream flow changes in response to climate and human activities. *Journal of Water and Climate Change*, 2018.
- PRADHAN, B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Comput Geosci*, v. 51, p. 350-365, 2013.
- RAHMATI, O. *et al.* Development of novel hybridized models for urban flood susceptibility mapping. *Scientific Reports*, v. 10, n. 1, 2020.
- RAHMATI, O.; POURGHASEMI, H.R.; ZEINIVAND, H. Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in the Golastan Province, **Iran**. *Geocarto Int*, v. 31, n. 1, p. 42-70, 2016.

- RAHMATI, O.; ZEINIVAND, H.; BESHARAT, M. Flood hazard zoning in Yasooj region, Iran, using GIS and multi-criteria decision analysis. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 7, n. 3, p. 1000-1017, 2015.
- RAZAVI-TERMEH, S.V.; SADEGHI-NIARAKI, A.; CHOI, S.M. Gully erosion susceptibility mapping using artificial intelligence and statistical models. *Geomatics, Nat Hazards Risk*, v. 11, n. 1, p. 821-845, 2020.
- REBOITA, M. S. *et al.* Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 25, n. 2, p. 185-204, 2010.
- RENNÓ, C. D. *et al.* HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM; Mapping terra-firme rainforest environments in Amazonia. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, p. 3469-3481, 2008.
- RIEDMILLER, M. Rprop - *Description and Implementation Details*. Technical Report. University of Karlsruhe, 1994.
- ROMULUS COSTACHE *et al.* Detection of areas prone to flood risk using state-of-the-art machine learning models. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 12, n. 1, p. 1488-1507, 2021.
- SAHA, S. *et al.* Integrating multilayer perceptron neural nets with hybrid ensemble classifiers for deforestation probability assessment in Eastern India. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 12, n. 1, p. 29-62, 2021.
- SANGATI, M. *et al.* Influence of rainfall and soil properties spatial aggregation on extreme flash flood response modelling: An evaluation based on the Sesia river basin, North Western Italy. *Adv Water Resour*, v. 32, n. 7, p. 1090-1106, 2009.
- SANTOS, F. M.; LOLLO, J. A. Cartografia digital para estimativa de escoamento superficial visando ao planejamento urbano. *Eng. Sanit. Ambient.*, v. 21, n. 4, p. 663-675, 2016.
- SARTORI, A.; NETO, F. L.; GENOVEZ, A, M. Classificação Hidrológica de Solos Brasileiros para a Estimativa da Chuva Excedente com o Método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação. RBRH – *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v. 10, n. 4, p. 05-18, 2005.
- SEYDI, S. T. *et al.* Comparison of machine learning algorithms for flood susceptibility mapping. *Remote Sensing*, v. 15, n. 1, 192, 2023.
- SHUSTER, W. D. *et al.* Impacts of impervious surface on watershed hydrology: A review. *Urban Water Journal*, v. 2, n. 4, p. 263-275, 2005.
- SILVA, G. I. N. *et al.* Entendendo as características associadas à precipitação para uma região do nordeste do Pará: uma análise do comportamento, tendência, eventos extremos e tempo de retorno para o período de 1973-2010. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 14, n. 6, p. 3177-3192, 2021.
- SIMON, P. *Too Big to Ignore: The Business Case for Big Data*. Editora: Wiley, p. 256, 2013.
- SOUZA, Rodrigo O. R. de M. *et al.* Equações de Chuvas Intensas para o Estado do Pará. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande, v. 16, n. 9, p. 999-1005, 2012.
- TEHRANY, M. S. *et al.* Flood susceptibility assessment using GIS-based support vector machine model with different kernel types. *CATENA*, v. 125, p. 91-101, 2015.

- TEHRANY, M. S.; PRADHAN, B.; JEBUR, M. N. Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, v. 504, p. 69-79, 2013.
- TEHRANY, M. S.; SHABANI, F.; JEBUR, M. N. GIS-based spatial prediction of flood prone areas using standalone frequency ratio, logistic regression, weight of evidence and their ensemble techniques. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 8, n. 2, p. 1538-1561, 2017.
- TEHRANY, M.S.; PRADHAN, B.; JEBUR, M.N. Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *J Hydrology*, v. 512, p. 332-343, 2014.
- TIEN BUI, D. *et al.* Spatial prediction of rainfall-induced landslides for the Lao Cai area (Vietnam) using a hybrid intelligent approach of least squares support vector machines inference model and artificial bee colony optimization. *Landslides*, v. 14, p. 447-458, 2017.
- TOMAZ, P. *Cálculos hidrológicos e hidráulicos para obras municipais*. São Paulo: Editora Navegar, 2002.
- WANG, Z. *et al.* Flood hazard risk assessment model based on random forest. *J. Hydrol.*, v. 527, p. 1130-1141, 2015.
- WILCOXON, Frank. *Some uses of statistics in plant pathology*. *Biometrics Bulletin*, v. 1, n. 4, p. 41-45, 1945.
- XU, B. *et al.* Empirical evaluation of rectified activations in convolutional network. *arXiv preprint arXiv:1505.00853*, 2015.
- YESILNACAR, E.K. *The application of computational intelligence to landslide susceptibility mapping in Turkey*. Melbourne: University of Melbourne, Department, 2005.
- YOUNG, R.; MUTCHLER, C. Effect of slope shape on erosion and runoff. *Transaction ASAE*, v. 12, n. 2, p. 231-233, 1969a.
- YOUNG, R.A.; MUTCHLER, C.K. Soil movement on irregular slopes. *Water Resour. Res.*, v. 5, n. 5, p. 1084-1089, 1969b.
- ZHANG, K. Z. *et al.* Examining the influence of online reviews on consumers' decision-making: A heuristic-systematic model. *Decision Support Systems*, v. 67, p. 78-89, 2014.
- ZHANG, Q. *et al.* A comparative study of SVM and RF models for urban flood forecasting. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, v. 15, n. 9, 1941, 2018.
- ZHAO, G. *et al.* Mapping flood susceptibility in mountainous areas on a national scale in China. *Science of The Total Environment*, v. 615, p. 1133-1142, 2018.

An aerial, black and white photograph of a city, likely Brasília, showing a wide river (Paranaguá River) flowing through the center. The city buildings and streets are visible on either side of the river. The text is overlaid on this image.

CAPÍTULO 4

*FÁBIO DA SILVA LUCIO
FRANCISCO HÉLTER FERNANDES DO AMARAL*

*APLICAÇÃO DO MODELO HAND
COM USO DE DADOS DE ALTA
RESOLUÇÃO ESPACIAL PARA
MAPEAMENTO DA
SUSCETIBILIDADE Á
INUNDAÇÕES NA PORÇÃO
CENTRAL DE BRASILÉIA/ACRE*

Contextualização

Inundações urbanas são tão antigas quanto as próprias cidades. Conforme Tucci (2004), uma inundação ocorre quando águas de rios, riachos e igarapés ultrapassam a capacidade de escoamento dentro do canal e transcendem as áreas habitadas. A principal causa deste tipo de fenômeno são as precipitações anormais que incidem sob a bacia a qual o curso d'água se encontra inserido (Castro, 2003).

Atualmente, com o agravamento das mudanças climáticas foi estimado que em torno de 21 milhões de pessoas são afetadas todos os anos por eventos de inundação, número este que pode saltar para 54 milhões até 2030. Só o Brasil, gasta em torno de U\$3 bilhões em virtude dos danos ocasionados por inundações fluviais. Estima-se que pelo menos 266 mil pessoas moram em locais de risco de inundação, podendo alcançar 400 mil até 2030 em virtude do crescimento urbano desordenado e pelas mudanças no clima (WRI, 2015).

De acordo com a legislação vigente, áreas próximas às margens dos rios não deveriam ser ocupadas. A urbanização desordenada, Figura-se como fator determinante para o aumento da suscetibilidade destas áreas a serem atingidas por enchentes graduais. Ao ocupar as áreas destinadas à preservação permanente (Código Florestal 12.651/2012), perde-se um espaço crucial para a manutenção do meio ambiente, de modo que, estes devidamente inabitados minimizariam os problemas de enchentes e inundações (Periçato *et al.*, 2016).

O Estado do Acre, desde seu período histórico de ocupação, tem nos recursos hídricos a principal fonte de locomoção e alocação das populações, oriundas das demais regiões do Brasil. Isso fez com que a expansão urbana ocorresse de forma desordenada e, muitas das vezes, desrespeitando a dinâmica fluvial dos cursos d'água.

Nota-se que, no Estado, o termo inundação muitas vezes pode ser associado ao termo popular conhecido por “alagação”, conforme apurou Mesquita (2015), porém, neste trabalho será utilizado “inundação”, por ser o termo técnico empregado nas discussões disponíveis sobre a temática.

Cabe mencionar que o aumento do número de ocorrências de inundações, foco principal deste estudo, não é passível de ser controlado, pois reflete a uma dinâmica natural do rio. Contudo, Goerl *et al.*, (2012) salientam que medidas preventivas e mitigadoras devem ser adotadas, a fim de minimizar perdas econômicas e sociais.

Estas medidas podem ser do tipo estrutural, correspondendo às obras realizadas pela engenharia para minimizar o risco de uma inundação (construção e habitações adaptadas, canais, barragens reguladoras, dentre outras). Já as medidas não-estruturais têm um caráter mais de planejamento de prevenção, com o objetivo de aumentar o nível de segurança dos indivíduos a exemplo temos os sistemas de previsão de alerta, zoneamento de áreas inundáveis, avaliação de prejuízos e planejamento de áreas ocupadas (Castro, 1999 e 2003; Tucci, 2003).

Nesse sentido, o mapeamento de áreas de inundação como uma importante ferramenta ao planejamento territorial urbano, principalmente no tocante a prevenção de desastres naturais que ocorrem simultaneamente à expansão urbana, bem como facilita a gestão das áreas ocupadas, principalmente às próximas a recursos hídricos (Campos *et al.*, 2015).

Nesse cenário, o município de Brasiléia-AC, nas últimas décadas, sofreu veementemente diversas inundações. Podemos citar as duas ocorrentes na última década (2012 e 2015), sendo a de 2015 a mais severa, a qual obteve o registro da maior cota fluvial (15.55m), área inundada (287,45 ha¹) e aproximadamente 2.502 pessoas diretamente afetadas.

Não obstante, o objetivo deste trabalho prático é determinar as áreas que são suscetíveis a inundação no perímetro urbano, classificando em conformidade com o grau de suscetibilidade disponibilizado pelo modelo HAND, gerando como produto final um mapa de suscetibilidade à inundação para a região centro-sul do município.

O Modelo HAND, *Height Above the Nearest Drainage* ou (altura acima da drenagem mais próxima) é um modelo desenvolvido por Rennó, et al., (2008), a qual representa de forma física o potencial gravitacional relativo ao terreno, com base na diferença de altitude de um ponto de um Modelo Digital de Elevação – MDE, e a rede de drenagem mais próxima, podendo ser empregado na identificação de áreas suscetíveis a inundação.

Na concepção do mapa de suscetibilidade à inundação, foi utilizado um Modelo Digital de Terreno - MDT de altíssima resolução espacial (1 metro), obtido através do levantamento aerofotogramétrico por um Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) na região central do município e que foi corrigido a partir de pontos de apoio, coletados em campo por meio de receptor geodésico do tipo RTK-pós processado.

¹ Unidade de medida onde 1 hectare equivale a 10.000m².

Ação metodológica

No presente trabalho, a base das explicações propostas baseia-se nos escritos científicos da Teoria Geral dos Sistemas (T.G.S), proposta pelo biólogo alemão Ludwig Von Bertalanffy, o qual propôs uma nova abordagem na ciência geral, unificada e explicativa do ponto de vista da “totalidade” dos fenômenos observáveis (Bertalanffy, 1968).

Por adotar um caráter interdisciplinar, pode ser facilmente aplicado às diversas áreas do conhecimento, pois procura evidenciar o contexto geral do “sistema” como uma entidade complexa de diversos componentes que se inter-relacionam.

Nesse sentido, Araújo e Gouveia (2016, p. 8) complementam ao dizer: “A noção de sistema engloba sempre duas ideias: relação e organização [...]”. Desse modo, tais elementos unidos se relacionam trocando matéria, energia e informação, ocasionando uma organização, a qual a regra do sistema é gerida pela totalidade (Araújo; Gouveia, 2016).

O sistema, um dos principais conceitos da (T.G.S) e da Geografia Física de um modo geral, compreende-se como: “[...] conjunto de elementos em interação [...]” (Bertalanffy, 1968, p. 62). Estes podem ser, conforme Lopes *et al.*, (2015):

Fechados: quando não há entrada e saída de matéria e energia, no ambiente limiar aos mesmos.

Abertos: são mais comuns, onde ocorrem trocas contínuas de matéria, energia e informação com o ambiente.

No campo da ciência geográfica, a partir da segunda metade do Século XX, diversos teóricos passam a discutir as epistemologias da abordagem sistêmica, visando o avanço da ciência. Diante disso, é proposto novos conceitos e abordagens para a atual concepção metodológica (Amorim, 2012).

Na perspectiva dos Geossistemas, proposta pelo geógrafo russo Vitor Sotchava, os sistemas abertos a qual estão inseridos os componentes do meio físico como clima, relevo, hidrologia, geomorfologia, fauna, flora, solo, além da antropogênese que elabora as paisagens culturais da sociedade, se combinam criando fluxos de matéria, energia e informação, podendo ser observados, lidos e mapeados pela ótica dos geógrafos (Vale, 2012).

Na investigação geográfica descrita por Christofolletti (1990), envolve-se diversos métodos complexos analíticos, conduzidos para o levantamento das características morfológicas, bem como para o entendimento da dinâmica, estudo dos equilíbrios e evolução.

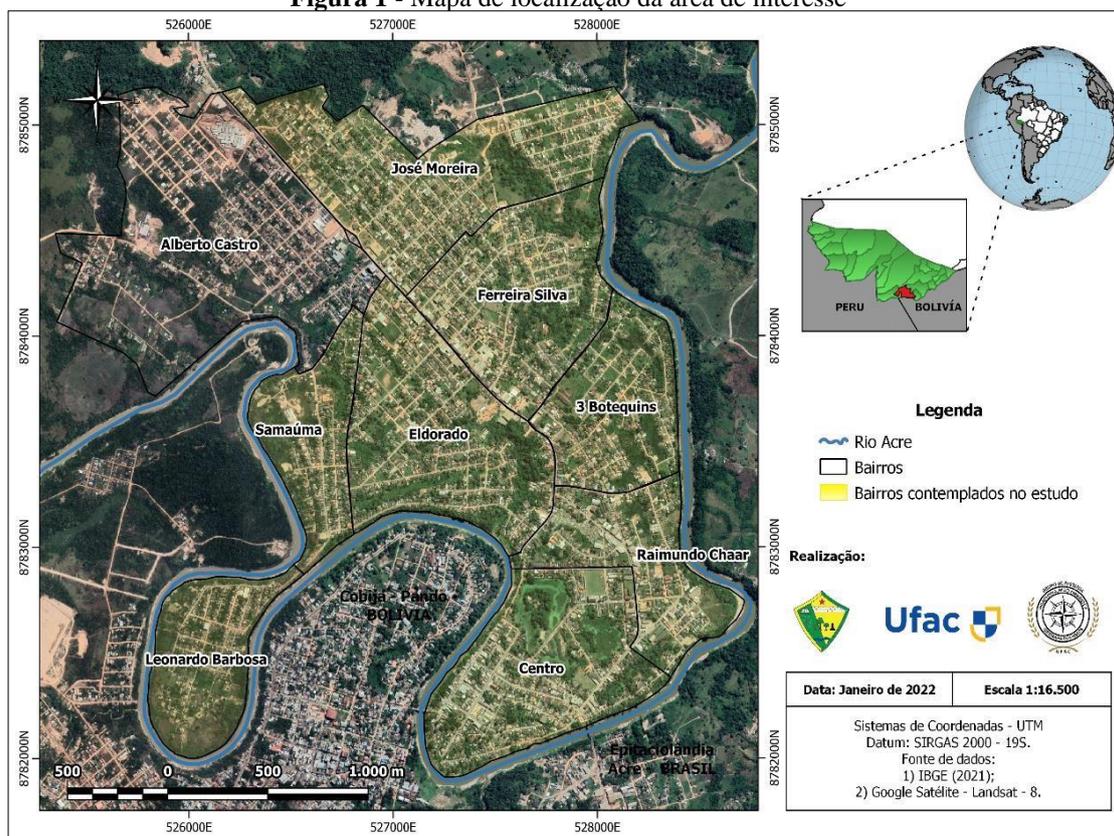
Nessa perspectiva, primeiramente, ocorre o levantamento das características morfológicas, objetivando descrever os padrões espaciais dispostos nos sistemas, constatando aspectos da estrutura e composição dos elementos componentes e do próprio sistema como unidade. No caso das redes, o sistema unitário tem seus atributos ligados à área, perímetro, formato, densidade, drenagem, vazão e outros (Christofolletti, 1990).

Em segundo momento, deve ser enfatizado a descrição dos processos atuantes no sistema, seguindo os fluxos de energia, matéria e informação. Para isso, na dinâmica posta nos Geossistemas, constata-se as transformações correntes em cada elemento e nos mecanismos que norteiam as interações que retratam os fluxos existentes entre os componentes da unidade integrativa (Christofolletti, 1990).

Assim, o Estado do Acre, localiza-se na porção Sudoeste da Amazônia Ocidental, sendo um dos 7 estados da região Norte, dispondo de 22 municípios, tendo como capital o município de Rio Branco. No Brasil, faz divisa com duas unidades federativas: Amazonas ao norte e Rondônia a leste; e faz fronteira internacional com dois países: a Bolívia a sudeste e o Peru ao sul e a oeste.

A área, a qual propõem-se a aplicação do estudo, engloba a porção Centro-Sul do perímetro urbano do município de Brasiléia (Figura 1), este situado na regional do Alto Acre (Assis Brasil, Brasiléia, Epitaciolândia e Xapuri), sob as margens do rio Acre, com população estimada em 27.123 habitantes e densidade demográfica de 5,46 hab./km² conforme dados do IBGE (2021).

Figura 1 - Mapa de localização da área de interesse



Fonte: Original dos Autores (2022)

Para obtenção dos dados de sensoriamento remoto da área de estudo, utilizou-se um VANT (Veículo Aéreo Não Tripulado) de modelo *Phantom 4 Pro* (Figura 15), cuja fabricante é a DJI² (Dow Jones Industrial Average Index) com peso aproximado de 1,388g, autonomia de voo de 30min e velocidade máxima de 72km/h. Sua câmera pode gravar vídeos em 4k (2144p), com resolução de 20 megapixels e distância focal de 8mm - 70° (Horizontal), ±10° (Vertical). Nota-se que, apesar de autônomo, o referido modelo é guiado por meio de um controle remoto que fica de posse do operador, de modo que este possa ser acoplado a um tablet ou smartphone.

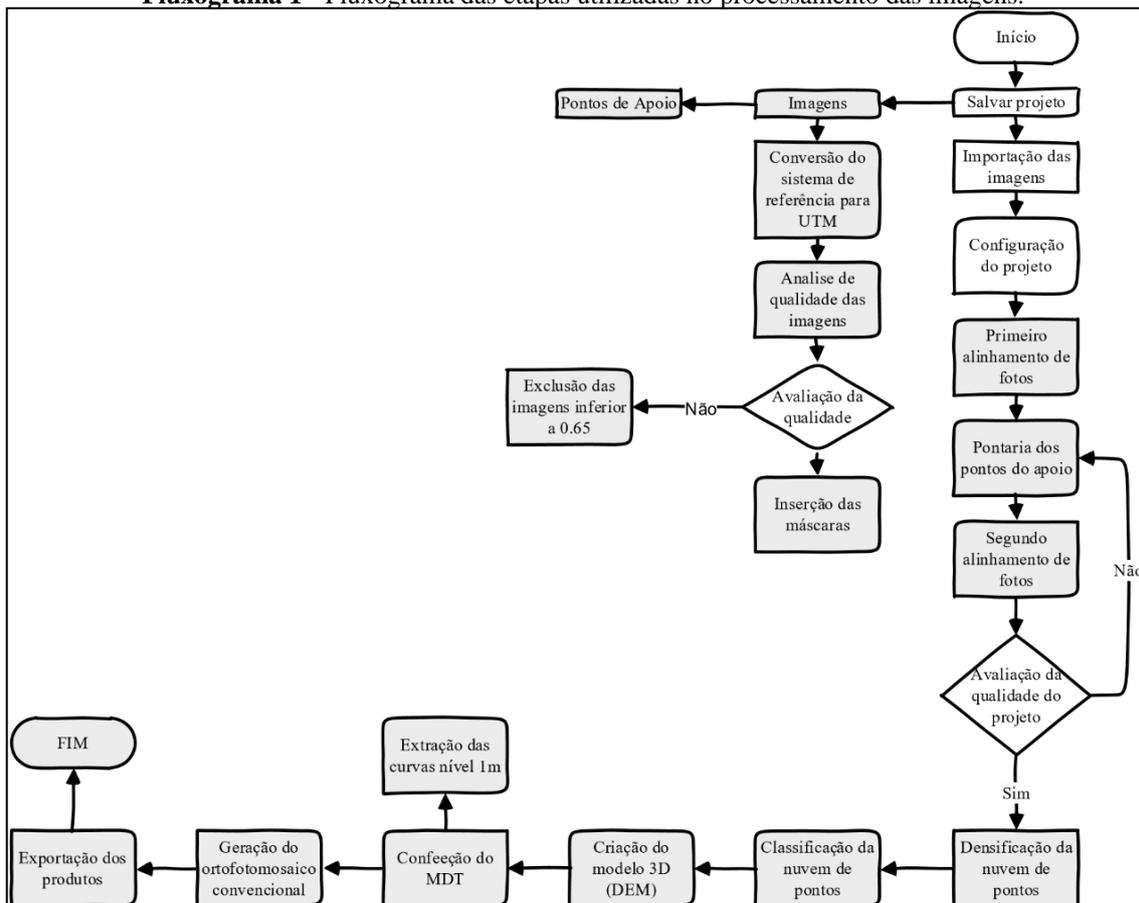
O voo foi realizado no ano de 2018, recobrando boa parte do perímetro urbano de Brasileia, mais precisamente toda a porção central, bem como a região de fronteira com o país vizinho Bolívia (Cobja), até o município vizinho situado à margem direita do rio Acre (Eptaciolândia).

² Saiba mais em: <[DJI - Site oficial](#)>.

Neste trabalho foram utilizados dezesseis pontos de apoio coletados a partir de um receptor GNSS-RTK, distribuídos por toda área. Estes pontos são utilizados nos pósprocessamentos e precisam ter suas coordenadas x, y e z, definidas da forma mais precisa possível, o que traz ao projeto maior precisão no georreferenciamento dos produtos finais, geralmente na casa dos centímetros (Neto, 2018; Silva, 2018).

No processamento das imagens coletadas pelo levantamento com o VANT, empregou-se o uso do *software Agisoft Photoscan Professional*, uma solução autônoma que realiza o processamento fotogramétrico de imagens digitais e gera dados espaciais em 3D para serem usados em aplicações GIS, bem como para medições indiretas de objetos de várias escalas. Ainda, o software permite processar imagens de câmeras RGB e multiespectrais, formando nuvens de pontos densas, modelos poligonais texturizados, ortofotomosaicos georreferenciados, MDS, MDT e curvas de nível que são os produtos base para este trabalho (Fluxograma 1).

Fluxograma 1 - Fluxograma das etapas utilizadas no processamento das imagens.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Nesse sentido, a etapa de processamento pode ser resumida da seguinte forma:

- Configuração de um novo projeto: nesta etapa, um novo projeto é criado com base no sistema de Coordenadas Universal Transversal de Mercator - UTM Zona 19s e salvo em uma pasta conhecida que contenha todos os dados a ser utilizados para que facilite na exportação e avaliação dos produtos;
- Importação das imagens: fase em que todas as imagens do voo são inseridas no *software* diretamente através de uma pasta contendo todas fotos, no caso deste voo foram obtidas (1.412 fotos);
- Alinhamento e análise de imagens: após a inserção, foi verificada a qualidade de todas as imagens para observar possíveis erros de arrastamento ou desfocagem;
- Geração da nuvem densa de pontos: etapa mais demorada do processamento de dados e que gerou 2.695,732 milhões de pontos;
- Classificação da Nuvem Densa: objetivo principal desta etapa é separar pontos do terreno de pontos elevados para que possam ser criados o MDT e o MDS;
- Elaboração do MDS: o MDS é o primeiro produto da nuvem densa de pontos e inclui em sua representação todos os elementos do terreno com suas respectivas cotas, tais como edificações, árvores, estradas, dentre outros;
- Criação do MDT: a principal diferença desse modelo é que se realiza uma filtragem e objetos acima da superfície são removidos da nuvem de pontos, assim, em substituição, é feita uma triangulação para que não haja buracos. O próprio *software* faz isso automaticamente, permitindo a obtenção das curvas de nível;
- Curvas de nível: para delimitação das curvas de nível (linha que contém a mesma cota altimétrica representada no terreno) foi empregado o uso do MDT, visto que os objetos acima da superfície são desconsiderados. Essa obtenção pode ser feita tanto pelo próprio *Agisoft Photoscan Professional*, como foi o caso deste estudo, quanto pelo *software QGIS 3.16*;
- Construção do ortofotomosaico: foi utilizado como base o MDT, em razão de correção manual de objetos distorcidos separados pelas linhas de corte;
- Exportação dos produtos: por fim após todo o processamento, os produtos “Nuvem de pontos (Dense Cloud)”, “DEM (MDT/MDS)”, “Curvas de Nível (Contours)” e “Ortofotomosaico (Orthomosaic)” foram exportados para uma pasta com o nome “Output de dados” e salvas para posterior manipulação no *software QGIS 3.16*.

O modelo descritor de terreno HAND (*Height Above the Nearest Drainage* ou Altura Acima da Drenagem Mais Próxima), foi concebido e inteiramente desenvolvido no Brasil por pesquisadores do INPE, com o intuito de propiciar um olhar hidrológico, inteiramente novo e revolucionário sobre a paisagem, podendo ser aplicado na identificação de áreas suscetíveis a inundação e exposto a comunidade científica pela primeira vez no ano de 2008, através do estudo de Rennó, *et al.*, (2008).

O HAND normaliza a topografia em relação a rede de drenagem por meio de dois conjuntos de procedimentos. Primeiro, executa uma sequência de cálculos para criar um sistema hidrologicamente coerente e, em segundo momento, utiliza as direções e a rede de drenagem local mais próximas para gerar um mapa de drenagem aproximado que servirá de guia para a produção da topologia normalizada no modelo (Nobre *et al.*, 2011). Assim, os potenciais de drenagem normalizados podem ser classificados de acordo com as distâncias de fluxo relativo à drenagem mais próxima, permitindo definir classes da interação entre solo e água (Santiago, 2012).

No modelo, cada unidade de *pixel* representa um valor altimétrico do ponto em relação a proximidade com o canal de drenagem mais próximo. Se comparado a um MDE, em que cada *pixel* possui como referência a altimetria em relação ao nível do mar, o HAND utiliza a proximidade em relação a drenagem mais próxima para calcular a suscetibilidade à inundação, logo um *pixel* de menor valor representa maior propensão ao desenvolvimento de uma inundação, pois está em uma altitude baixa relativa à rede de drenagem mais próxima (Rennó *et al.*, 2008; Nobre *et al.*, 2011).

O modelo HAND, para além de um sistema com a capacidade de representar o potencial gravitacional relativo dos terrenos, revelando de forma preditiva processos superficiais relativos ao movimento, acumulação, infiltração, armazenamento e drenagem da água. É, também, considerado como uma base física, conceitual e computacional que permite investigar quantitativamente a topo-hidrologia da paisagem (INPE, 2021).

Devido a sua versatilidade, principalmente nos estudos hidrológicos, possui aplicabilidade em diversos campos de estudo, tais como: pedologia, biogeoquímica, modelagem ambiental, ecofisiologia da paisagem, desastres naturais, zoneamento de terrenos, dentre outros (INPE, 2021).

Deste modo, após o estudo de Rennó *et al.*, (2008), qual utilizou dados topográficos oriundos da missão *Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM)*. Com isso, o descritor HAND foi utilizado para um sistema de águas subterrâneas associadas

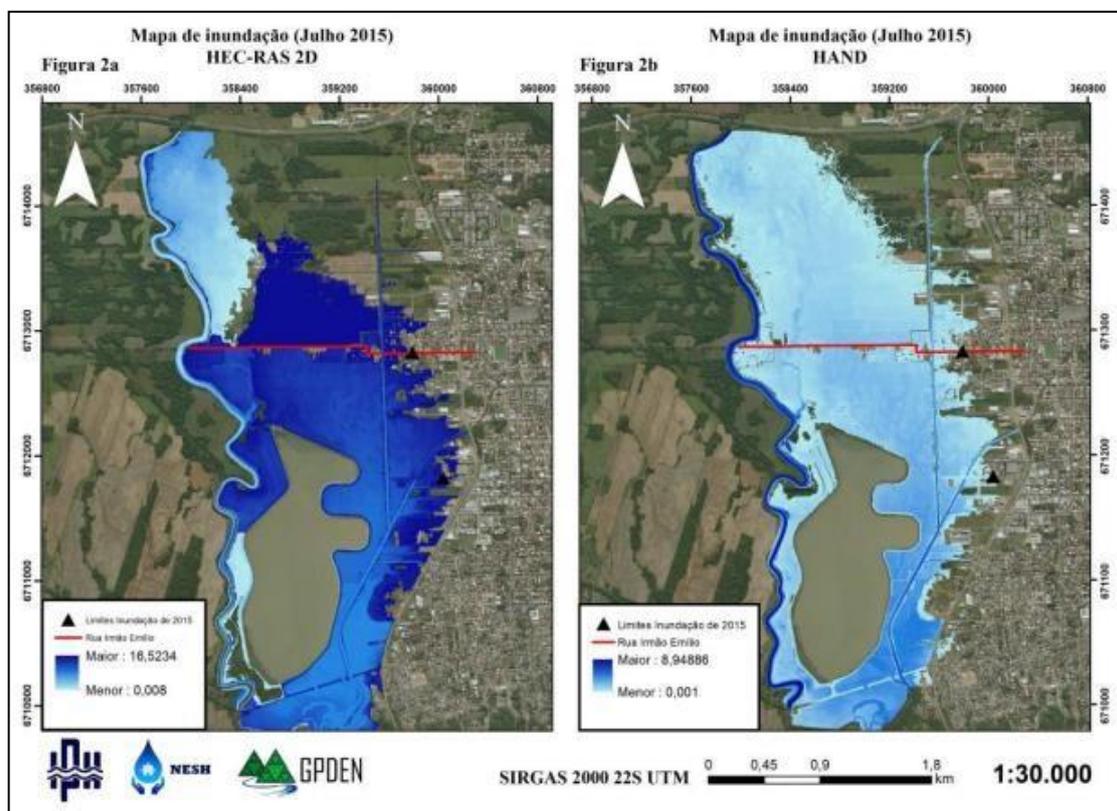
às condições topográficas e um conjunto de dados sobre a vegetação na Amazônia, revelando uma forte correlação entre as condições da água do solo, como classes de profundidade do lençol freático e a topografia.

Não obstante, no ano de 2010, o referido modelo foi empregado em um importante projeto nacional intitulado “Vulnerabilidade das Megacidades Brasileiras às Mudanças Climáticas: região metropolitana de São Paulo”, conduzido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), em parceria com diversas outras instituições governamentais. Neste estudo, foram realizadas projeções para a cidade até o ano de 2100, além dos impactos e vulnerabilidades atuais com projeções para 2030. Assim, através da análise de declividade proporcionada pelo Hand, foi possível identificar áreas de risco de deslizamento em virtude da expansão urbana (Nobre *et al.*, 2010).

No tocante a utilização de dados espaciais de alta resolução, em especial Modelos Digitais de Terreno (MDT), o estudo de Milanesi, *et al.*, (2017) investigou a utilização do referido modelo para o reconhecimento de terrenos sujeitos a inundação na cidade de Porto Alegre/RS, com base em dados de altimetria na escala de 1:1.000, pontos de inundação adjunto de uma análise socioeconômica que revelou uma possibilidade de relação entre o modelo e os dados socioeconômicos analisados.

Estudos comparativos com outros modelos também podem ser citados, tais como o trabalho de Monte *et al.*, (2019) que realizou um comparativo entre a modelagem hidrodinâmica 2D, realizada pelo modelo HEC RAS 5.0.6 e o modelo descritor de forma HAND na região do Lago Dourado, no município de Santa Cruz do Sul-RS (Figura 2). Os resultados obtidos identificaram que o HAND possui uma capacidade boa/razoável para delimitar inundações com base em cota de pico de inundação em um MDT, já o modelo 2D gerado pelo HEC RAS apresentou uma maior expansão da mancha de inundação, 1 hora após o pico.

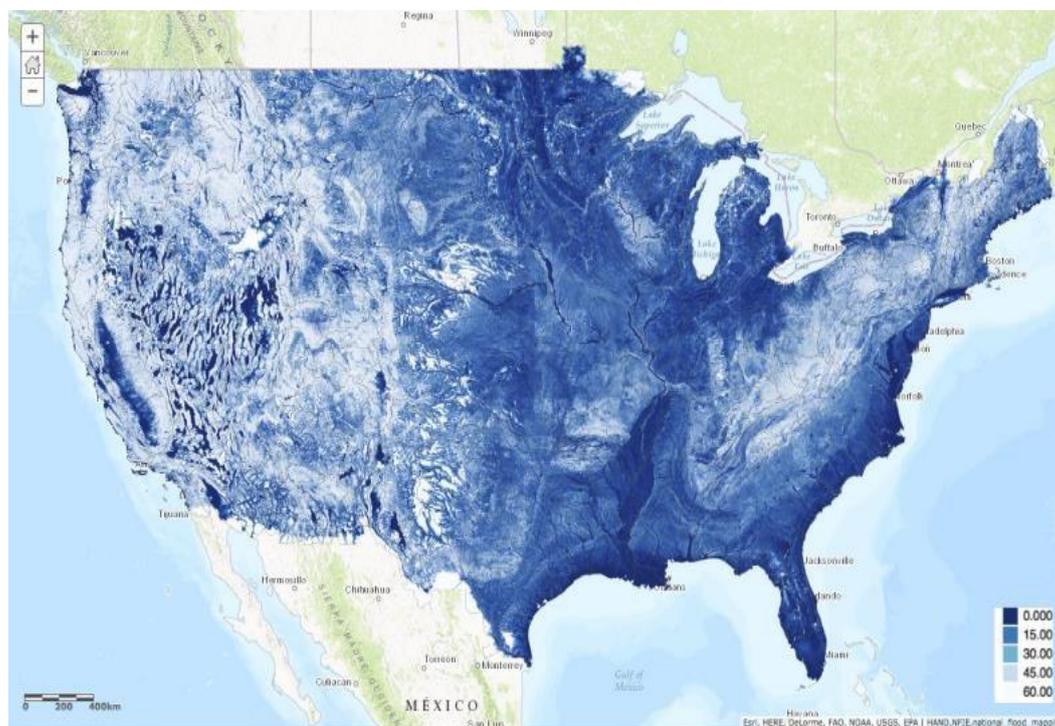
Figura 2 - Resultados das manchas de inundação. Figura 2a - a partir do modelo HEC-RAS2D. Figura 2b - a partir do modelo HAND.



Fonte: (Monte *et al.*, 2019)

No âmbito internacional, podemos destacar os trabalhos realizados por Liu *et al.*, (2016) no qual o modelo HAND foi utilizado para identificar as áreas suscetíveis à inundação em todo o território dos Estados Unidos, utilizando dados DEM de 10m de resolução espacial (Figura 3).

Figura 3 - Mapa gerado para os Estados Unidos a partir do modelo HAND.



Fonte: (Liu *et al.*, 2016)

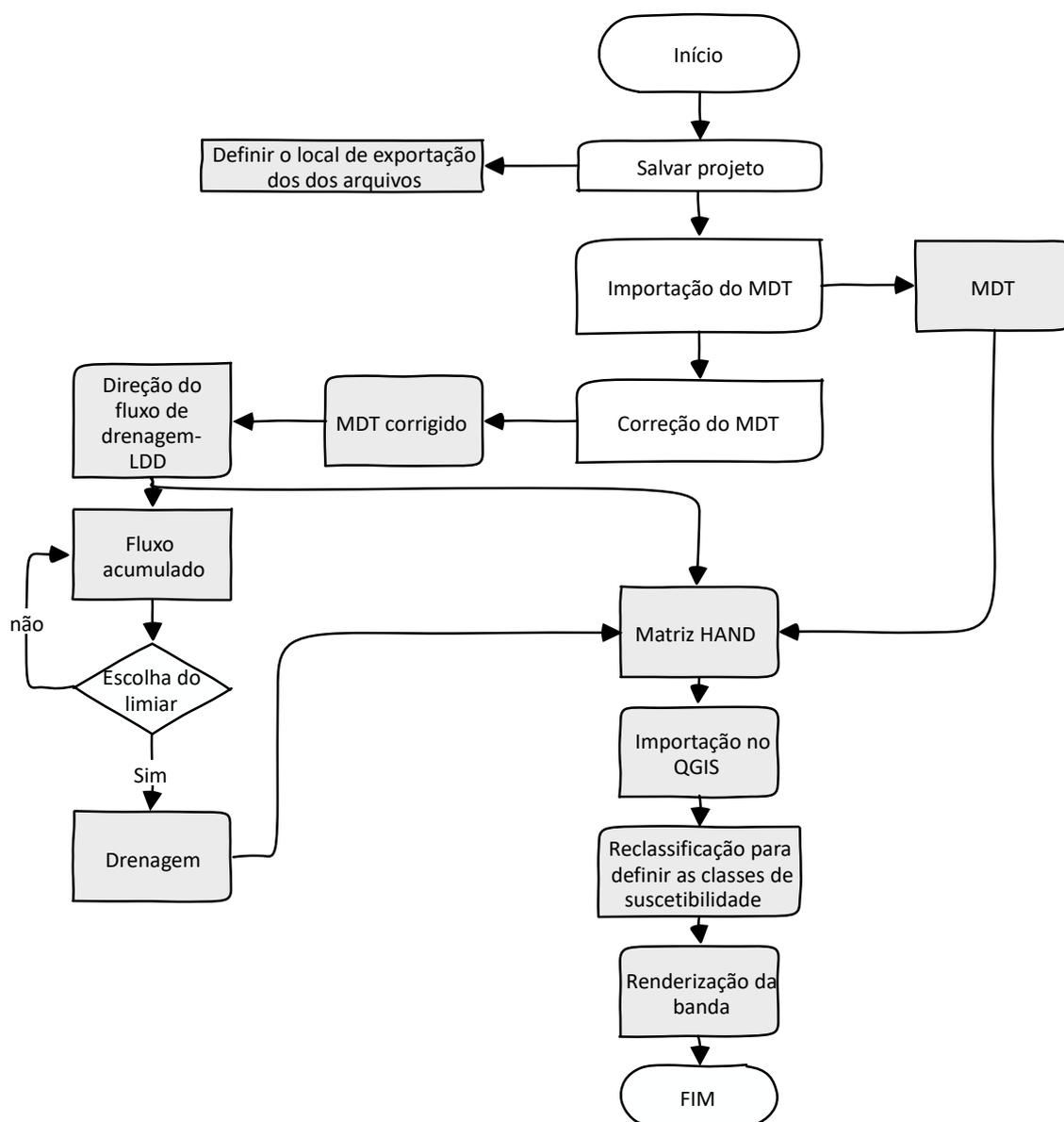
Ainda, devido à crescente demanda no conhecimento de propriedades hidrológicas locais e regionais, a topografia digital e a modelagem de terreno realizadas pelo referido modelo, representam uma oportunidade para resolução de muitos problemas em hidrologia (Nobre *et al.*, 2011; Santiago, 2012).

Determinação das áreas atingidas pelo HAND

A identificação das áreas suscetíveis a inundação teve como base o emprego do *software HANDmodel 0.8.2.*³, desenvolvido pelo INPE. Para representar as características geomorfológicas da área de estudo, foi empregado o uso de um Modelo Digital de Terreno (MDT) com variação topográfica de 1m (metro) para as curvas de nível, obtido através da aerofotogrametria com drones e corrigido com uma base RTK e pontos de apoio pós processados (Fluxograma 2).

³ Para download e acesso ao modelo siga: <[Login – HAND Model \(inpe.br\)](#)>. Acesso em: 28 jan. 2022.

Fluxograma 2 - Fluxograma das etapas realizadas no processamento no HANDmodel.



Fonte: Elaborado pelo autor.

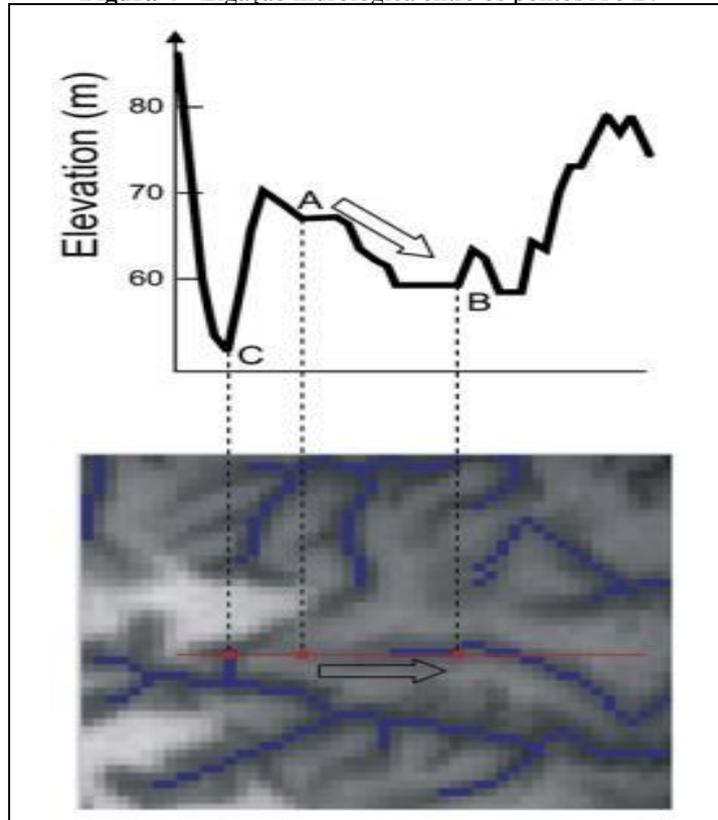
Inicialmente, após todo o processamento das imagens do VANT e a obtenção dos produtos cartográficos, o MDT exportado em formato “GeoTiff.” é inserido no *HANDmodel 0.8.2.* para correção das depressões existentes. De acordo com Rennó, *et al.* (2008), modelos de elevação possuem falhas que precisam ser corrigidas antes de se prosseguir com as demais partes do processamento.

Falhas de depressão, também conhecidas como *sinks*, podem ser definidas como *pixels* espúrios que advêm de um valor de elevação menor que os *pixels* adjacentes (SHARMA; TIWARI, 2019). Desse modo, a eliminação dos *sinks* é uma tarefa fundamental para a entrada no processo de direção do fluxo de drenagem, garantindo a propagação do fluxo em todas as células do MDT (Goerl *et al.*, 2017).

Com isto, após o processamento através da ferramenta “Correct DEM”, dois novos arquivos serão gerados na aba de “Outputs” ou dados de saída. O primeiro corresponde ao “DEMC”, o segundo a “LDD” (*Local Drain Directions*), contendo a direção de drenagem local.

Para determinação da matriz contendo a direção da rede de drenagem local, *software HANDmodel 0.8.2.* realiza um conjunto de procedimentos para gerar a drenagem mais próxima com base na topografia, pois esta define a direção e a velocidade dos fluxos. Assim, para que ocorra uma drenagem funcional, é necessário que exista ligações hidrológicas por direção de fluxo entre dois pontos. Importante salientar que a relação hidrológica estabelecida pela direção de fluxo entre dois pontos não são as mesmas que se baseiam nas distâncias euclidianas. A exemplo, tem-se a (Figura 4), onde a linha vermelha representa o perfil de elevação acima da rede de drenagem, as linhas azuis representadas pela rede de drenagem contam com uma seta para indicar o fluxo de direção de escoamento. Observa-se que espacialmente o ponto A está mais próximo do ponto C, porém o ponto A é hidrologicamente conectado ao ponto B, pois o fluxo irá ocorrer no sentido A para B (Rennó *et al.*, 2008).

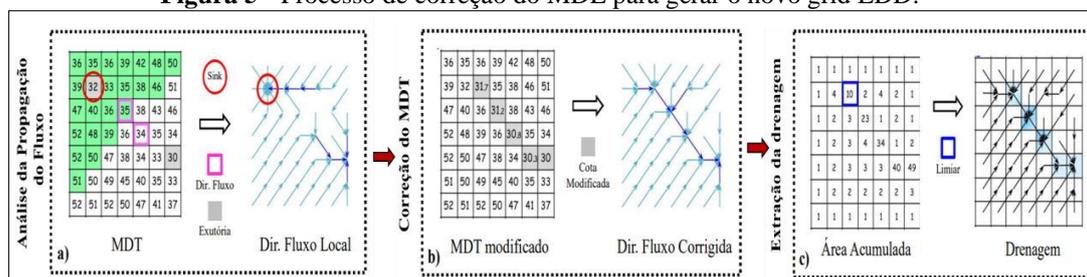
Figura 4 - Ligação hidrológica entre os pontos A e B.



Fonte: Rennó *et al.*, (2008). Adaptado pelo autor (2021).

Com isso, uma nova matriz é gerada, de modo que no *grid*, cada *pixel* representa o sentido do fluxo no referido ponto. O método mais utilizado para designar essas direções de fluxo é conhecido como D8 (oito direções de fluxo). Inicialmente, esse método foi proposto por O'Callaghan e Mark (1984), demonstrando que o fluxo de cada ponto do *grid* é atribuído com base em um de seus oito vizinhos próximos, assim, o fluxo irá ocorrer para o pixel mais próximo de menor valor. O produto resultante disto é um *grid*, denominado por LDD (*Local Drain Directions*) em inglês ou DFD - direção de fluxo de drenagem. A (Figura 5) indica o processo de correção do MDT e criação do LDD, setas em vermelho indicam as direções de fluxo que foram alteradas durante a correção.

Figura 5 - Processo de correção do MDE para gerar o novo grid LDD.



Fonte: Nobre *et al.*, (2011). Adaptado de: Goerl *et al.*, (2017).

Desse modo, a construção da direção do escoamento superficial e a conexão entre os pontos hidrológicos na formação da rede de drenagem na grade, tem por princípio a força gravitacional, qual a água tende a seguir no sentido do ponto mais alto para o mais baixo (Momo *et al.*, 2016).

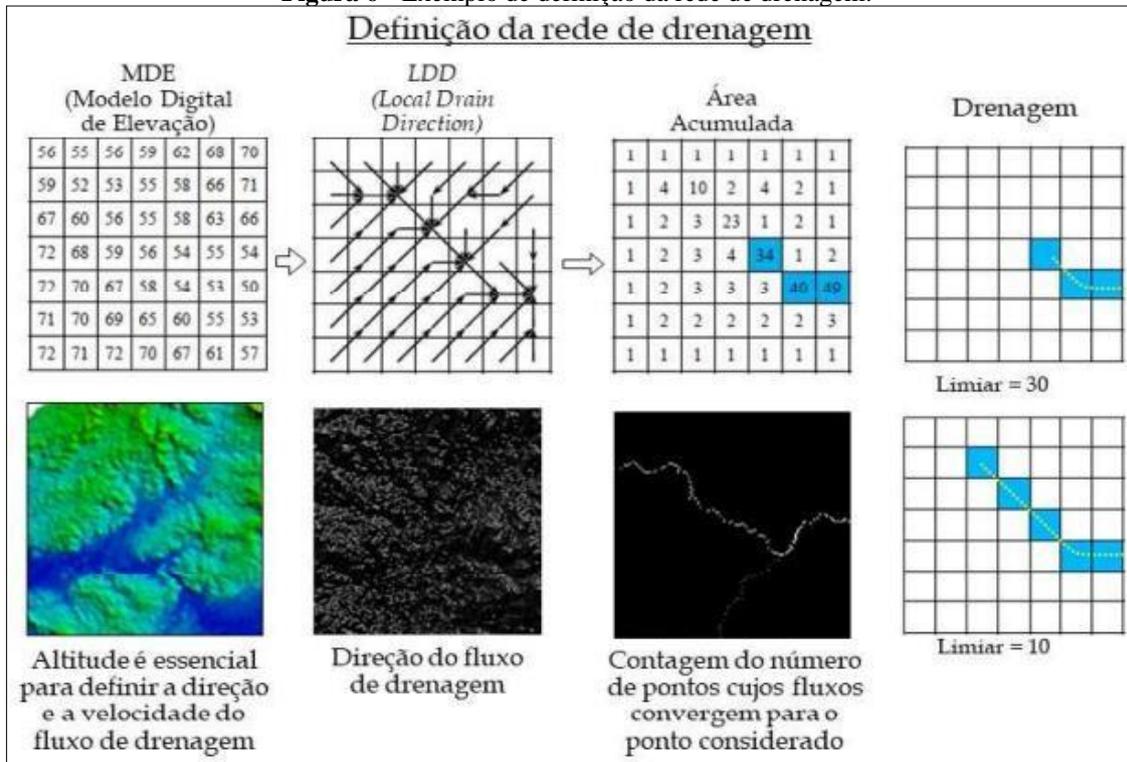
A partir da construção da matriz contendo a direção dos fluxos de drenagem “DFD” elaborada no passo anterior, obtém-se uma nova matriz contendo a área de contribuição. Este novo produto, também em formato de *grid*, é calculado através da contagem do número de pontos, cujas trajetórias de escoamento convergem para o ponto considerado (Rennó *et al.*, 2008; Nobre *et al.*, 2011). Assim, é definido um limiar para que a área de contribuição possa identificar as células da grade, nos quais se iniciam os cursos d’água (Momo *et al.*, 2016).

No *HANDmodel 0.8.2*, esta etapa é realizada através da ferramenta “*Accumulate flow*” ou “*ACC*”. O arquivo *raster* de entrada deve ser o dado de saída da etapa anterior, contendo a terminação “*Output_LDD*”.

Na quarta etapa, foi extraído a rede de drenagem, com base no limiar 5.000, para que o modelo pudesse ser ajustado com base na suscetibilidade para o rio Acre, principal curso d’água da região e responsável pelos fenômenos de inundação. Para Rennó *et al.*, (2008), diversos métodos foram desenvolvidos para extração automática de redes de drenagem a partir de um MDE. Contudo, um dos primeiros procedimentos e um dos mais usuais, é o método descrito por O’Callaghan e Mark (1984), que utilizou um limiar mínimo para área de contribuição, a fim de indicar em quais pontos do modelo de elevação são canais de drenagem. A rede de drenagem é assim definida por aqueles pontos do *grid* que há uma área de contribuição maior que o limite definido no limiar de drenagem (Figura 6). A área contribuinte é calculada através da contagem do

número de pontos, cujas trajetórias de fluxo convergem para o ponto considerado (Rennó *et al.*, 2008).

Figura 6 - Exemplo de definição da rede de drenagem.



Fonte: Rennó *et al.*, (2008). Adaptado por: Milanesi *et al.*, (2017).

É a única etapa do processo que deve ser feita várias vezes, a fim de escolher um limiar condizente com as condições hidrológicas locais. Portanto, o limiar define o nível de detalhamento da rede de drenagem construída, quanto maior for o limiar, menos detalhada será a densidade da rede de drenagem (Rennó *et al.*, 2008; Milanesi *et al.*, 2017).

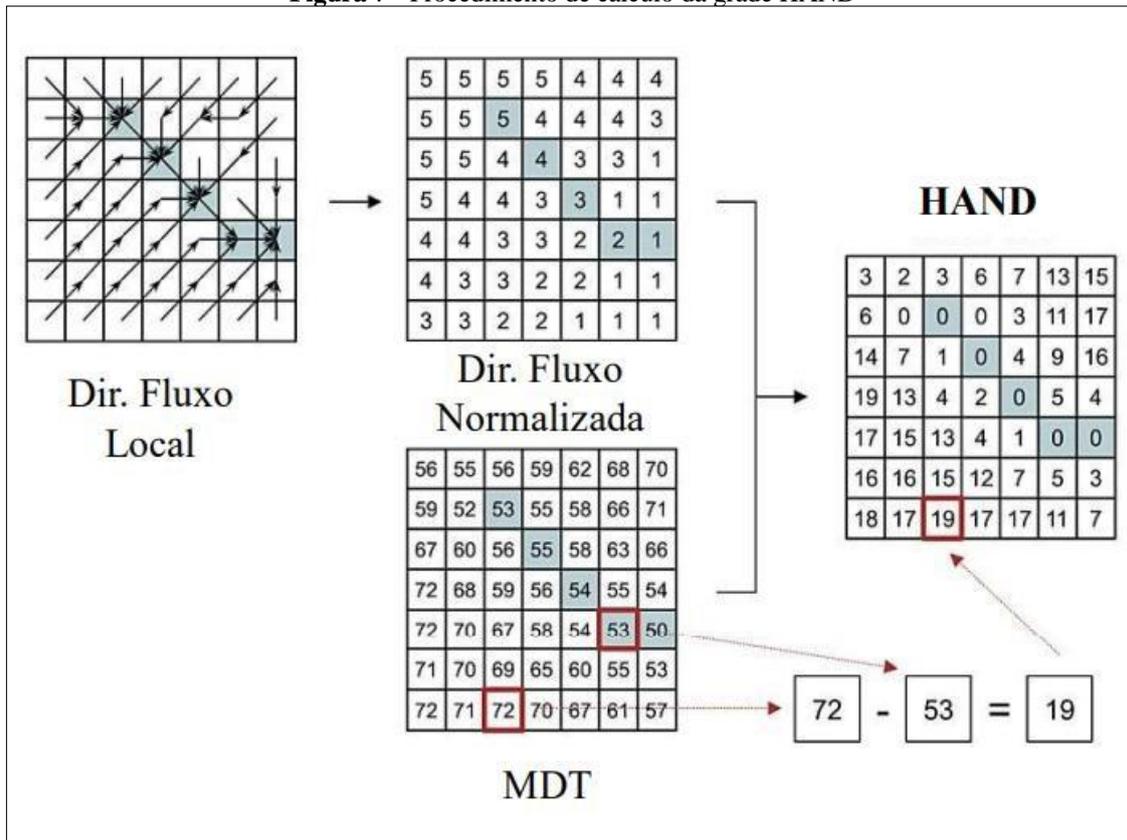
No trabalho, o limiar utilizado foi o de 5.000, pois o objetivo era que o modelo considerasse apenas o rio Acre como a principal referência para confecção do *grid* HAND, contendo a suscetibilidade à inundação com base no referido rio.

A matriz HAND ou *grid* HAND é o principal produto que utilizamos para fazer a classificação e o zoneamento das áreas suscetíveis à inundação, visto que contém as informações dos *pixels* que tiveram suas alturas zeradas, eliminando o potencial de drenagem ao longo do canal fluvial. A interligação de cada ponto no *grid*, com base no sistema de drenagem, permite que todo o MDT utilizado, neste trabalho, seja normalizado com base na rede de drenagem (ajuste das alturas dos pontos em relação à

drenagem), desta forma a drenagem atua como a variável de referência topográfica sobre a qual o modelo é gerado (Rennó *et al.* 2008; Nobre *et al.* 2016).

O que difere um DEM ou MDE e a matriz gerada pelo HAND (Figura 7), é a normalização do ponto de referência. No caso de um MDE, o referido é normalizado tendo como base o nível do mar. A matriz gerada pelo HAND é normalizada tendo como base a proximidade em relação a rede de drenagem (Nobre *et al.*, 2011).

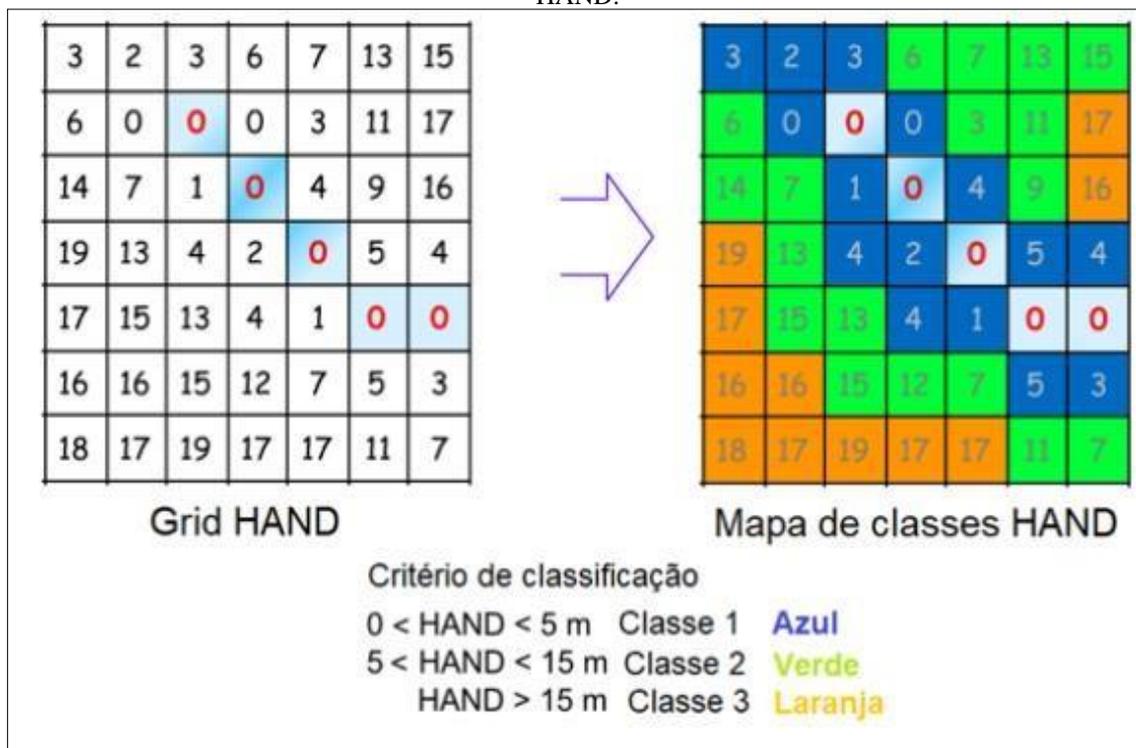
Figura 7 - Procedimento de cálculo da grade HAND



Fonte: Rennó *et al.*, (2008). Adaptado por: Goerl *et al.*, (2017).

Com base na distribuição normalizada do potencial gravitacional do terreno e das alturas normalizadas, em relação a proximidade do canal, é possível classificar o modelo HAND de acordo com a proximidade (Figura 8), e validar tais classes de acordo com os conhecimentos locais do ambiente, originando, assim, mapas base para a definição da suscetibilidade aos fenômenos de inundação (Rennó *et al.*, 2008). Essa representação é feita de acordo com linhas de contorno, geradas a partir de pontos de igual altura, interligados à distância vertical relativa até ao canal de drenagem mais próximo através dos respectivos caminhos do fluxo, servindo como base ao zoneamento do mapa de suscetibilidade à inundação (Nobre *et al.*, 2016).

Figura 8 - Exemplo de fatiamento para matriz HAND.



Fonte: Nobre *et al.*, (2011). Adaptado por: Justino, (2019).

Por fim, no tocante à delimitação e processamento dos dados base para confecção do mapa de suscetibilidade de inundação, foram utilizados os *softwares HANDModel 0.8.2* e o *software QGIS 3.16 LTR*.

Após a criação da matriz HAND, a mancha de inundação e sua classificação, foram feitas no *software QGIS 3.16 LTR*. Na classificação, adotada para este trabalho, foi utilizado como base a mancha de inundação do ano de 2015, que apresentou a cota máxima em que se tem registro de 15,55m e, com isso, foi definida as seguintes classes de suscetibilidade, considerando a proximidade do pixel em relação a rede de drenagem: Muito alta: 0 – 9 metros; Alta: 9 – 11,5 metros; Média: 11,5 – 15,5 metros; Baixa: 15,5> metros.

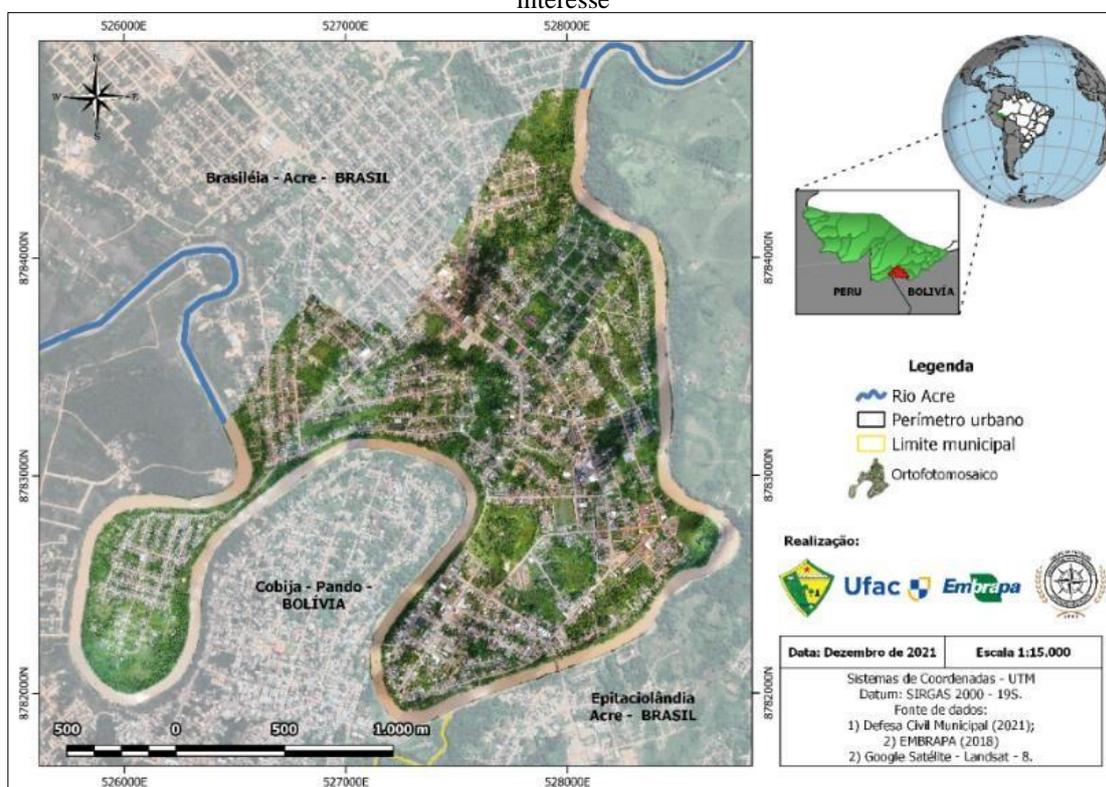
Além disso, no *QGIS 3.16 LTR* foi realizado a confecção de um perfil topográfico latitudinal através do plugin “*Profile Tool*”, para que pudesse ser visível a variação das cotas altimétricas obtidas pelo MDT no sentido Sudoeste-Nordeste (SW/NE), da área de estudo. Não obstante, com o intuito de melhorar a precisão do zoneamento da suscetibilidade, foram coletadas informações com moradores locais, jornais, revistas, sites e Defesa Civil sobre as últimas duas inundações (2012 e 2015).

Também utilizamos os pontos de controle obtidos em campo para o levantamento aerofotogramétrico, por meio de um receptor GNSS do tipo RTK-pós processado com precisão centimétrica, diante disso, pode-se fazer o ajustamento no delineamento de acordo com o nível base do evento histórico de maior magnitude, que ocorreu no ano de 2015, onde o Rio Acre atingiu a cota de 15.55m e inundou em torno de 70% da cidade, afetando diretamente 2.502 pessoas, conforme dados divulgados pelo Governo Estadual nos meios de comunicação⁴.

Resultados

Com base nas 1.412 ortofotos levantadas pelo sobrevoo, foi possível gerar um Ortofotomosaico Convencional (Figura 9), extraído a partir do MDT. Esse tipo de produto tem sua qualidade atrelada diretamente à atuação do operador, pois há a necessidade de avaliar as características locais da área mapeada na edição das linhas de corte geradas no processo (Campiteli, 2017).

Figura 9- Mapa do Ortofotomosaico da área de interesse



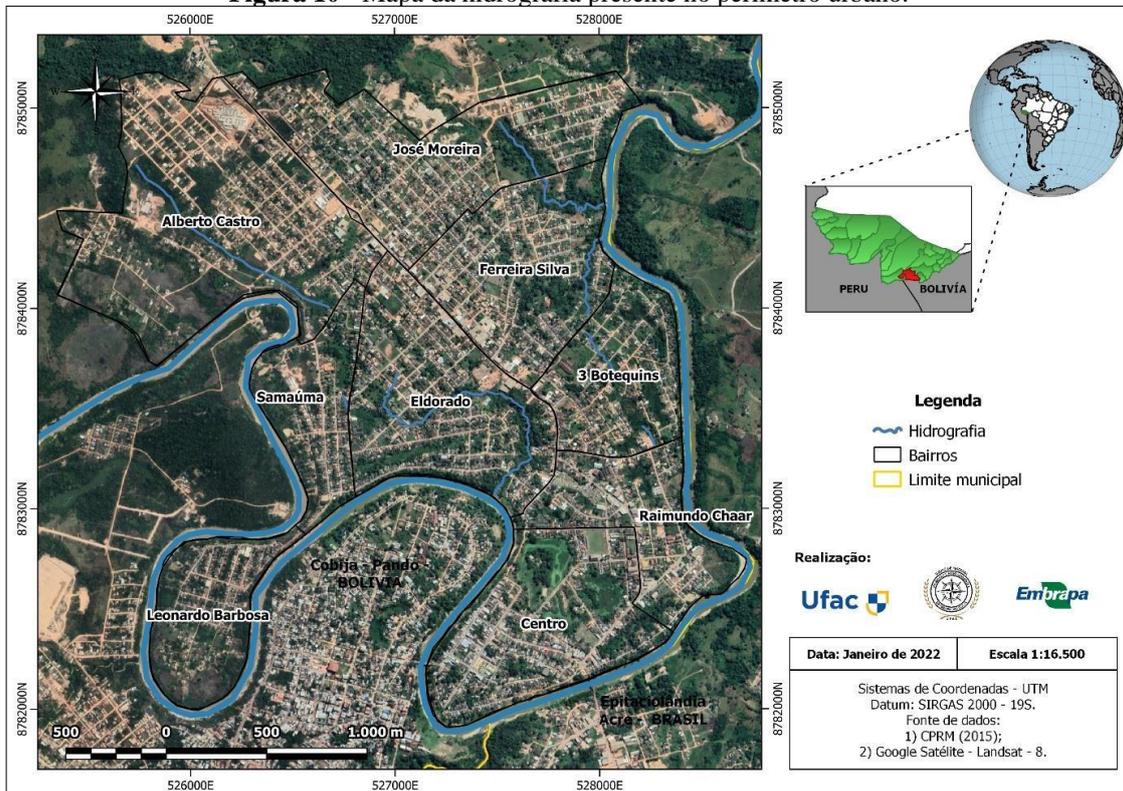
Fonte: Original dos autores (2022)

⁴ Estimativa disponibilizada em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2015-02/cheia-do-rio-acre-jaatingiu-8-mil-pessoas-em-seis-municipis>>. Acesso em: 14 dez. 2021.

Uma ortofoto pode ser definida, de acordo com Campitelli (2017), como uma fotografia que demonstra a imagem, elementos e suas posições verdadeiras, eliminando os deslocamentos de relevo e inclinação. Logo, o ortofotomosaico é um produto resultante do processamento através de aerotriangulação e mosaicagem das ortofotos. A área total do mosaico tem aproximadamente 375,6 ha, com resolução de 7 cm/pixel, de modo que os elementos como ruas, construções, vegetação e o rio Acre ficam bem evidentes.

A partir do ortofotomosaico (Figura 10), foi possível identificar alguns pequenos cursos d'água dentro do perímetro urbano (Figura 10). Cabe ressaltar que, mesmo o HAND sendo ajustado somente para o rio Acre, é importante identificar estes cursos, pois dependendo da situação que se encontram, em um evento de intensa precipitação podem transbordar e afetar residências e moradores próximos.

Figura 10 - Mapa da hidrografia presente no perímetro urbano.

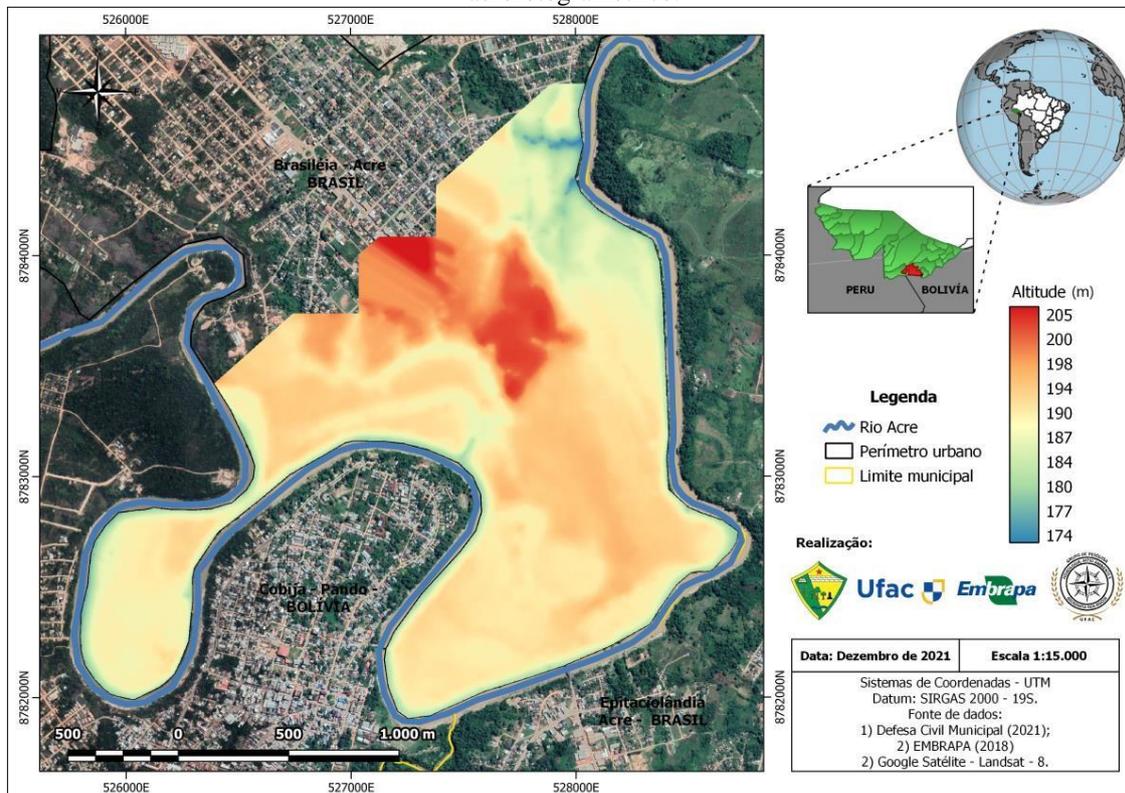


Fonte: Elaborado pelo autor.

Um Modelo Digital de Terreno - MDT (Figura 11), conforme Burrough (1986), é uma representação matemática da distribuição espacial das feições naturais de uma superfície real. Para gerar o MDT, é criado um Modelo Digital de Superfície - MDS que também é um modelo matemático, porém considera todos os elementos acima do solo, tais como árvores, edificações, construções, cursos d'água, estradas, dentre outros. Após gerar o MDS, é realizado um processo de filtragem de todos os elementos acima

do solo, gerando uma nova superfície a partir da interpolação dos pontos do terreno (Neto, 2016). Assim, a partir do Modelo de Terreno, foram extraídas as curvas de nível com intervalo de 1m (Figura 11).

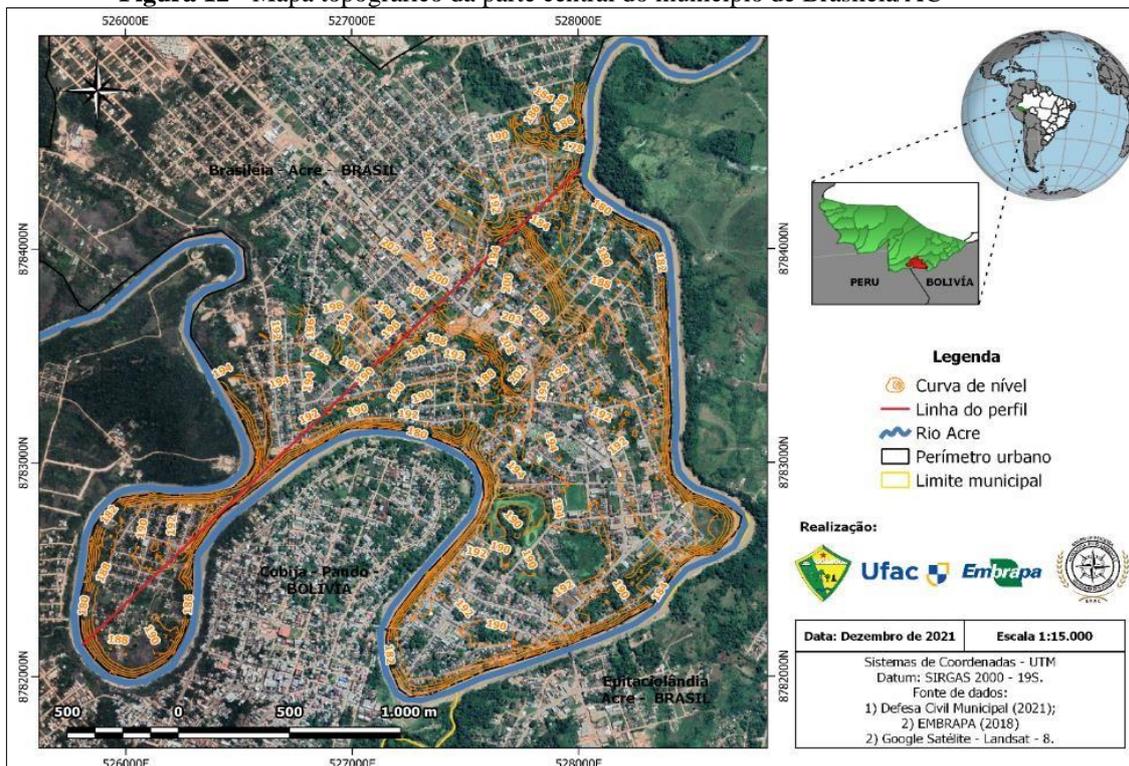
Figura 11 - Mapa do Modelo de Terreno elaborado a partir do levantamento aerofotogramétrico.



Fonte: Original dos autores (2022)

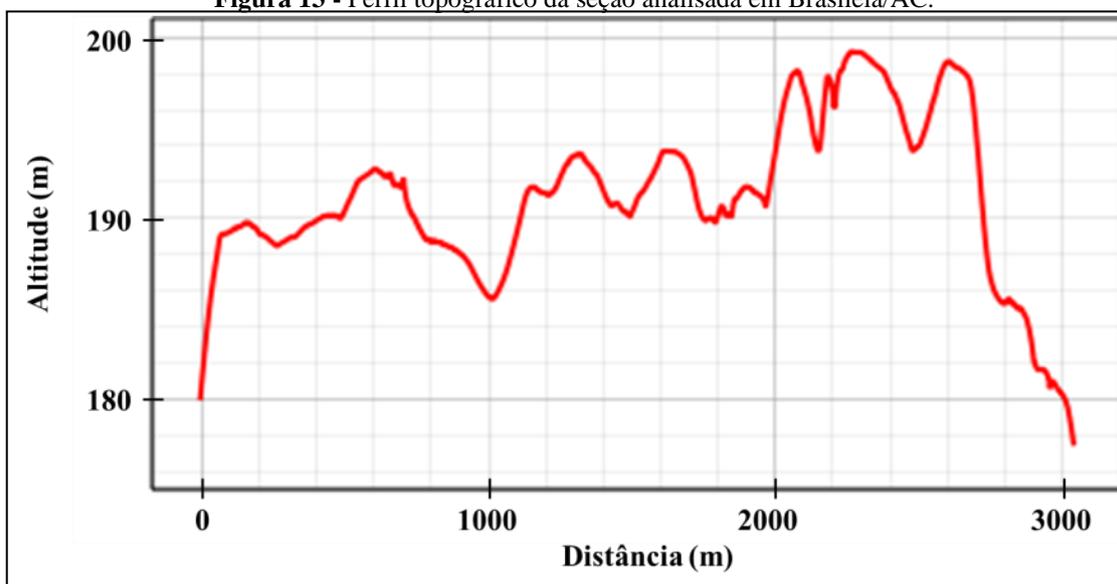
O perfil topográfico (Figura 12 e Figura 13) de orientação Sudoeste-Nordeste (SW/NE), traçado na borda esquerda do mapa, se estendendo até a borda direita, possui número significativo de desníveis em seu perfil. Observa-se que os valores variam de 174m para o valor mínimo a 205m no ponto mais alto, ou seja, tem-se uma variação total de 31m. O valor médio das cotas altimétricas ficou com 191m.

Figura 12 - Mapa topográfico da parte central do município de Brasília/AC



Fonte: Original dos autores (2022)

Figura 13 - Perfil topográfico da seção analisada em Brasília/AC.

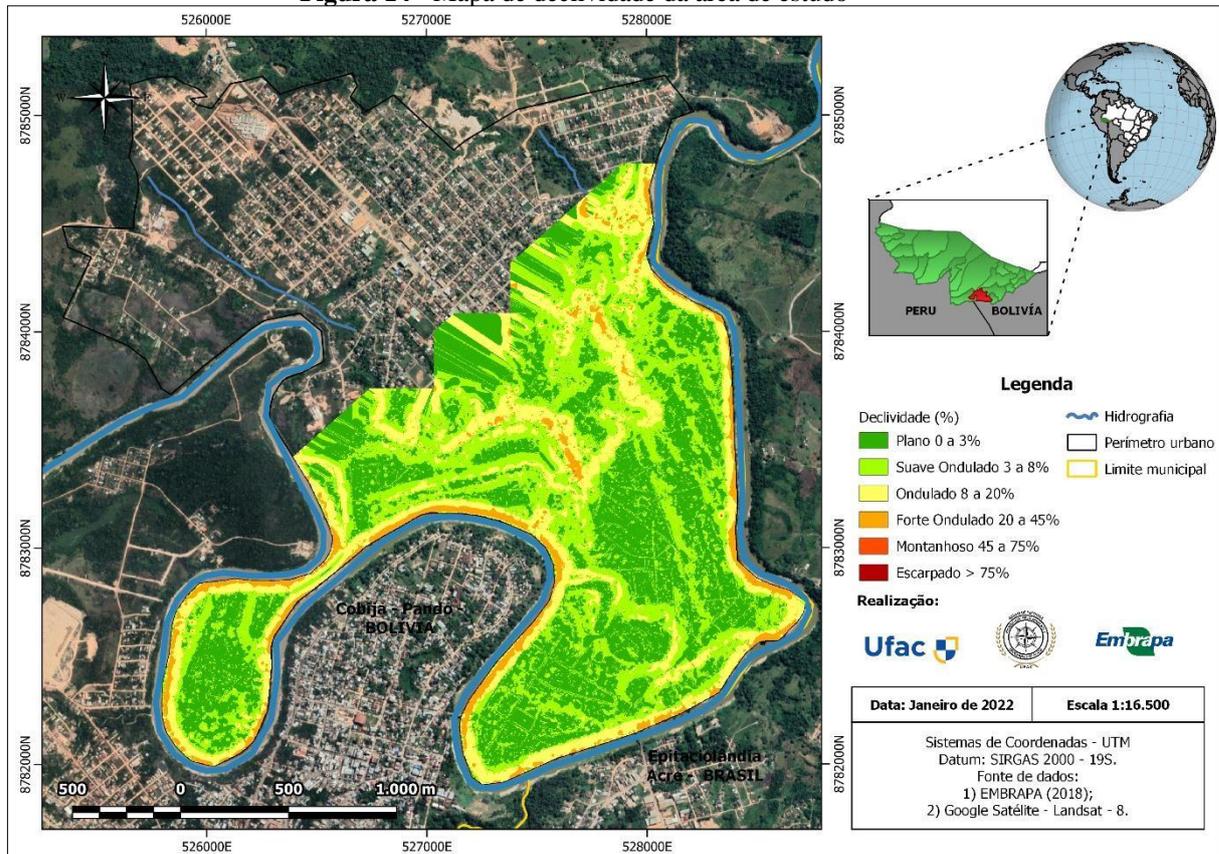


Fonte: Original dos autores (2022)

O mapa de declividade foi construído com base no MDT, de modo que a declividade foi expressa em porcentagem (Figura 14). Esse tipo de produto é muito importante principalmente em estudos hidrológicos e no planejamento de uso do solo. Na área de estudo, as principais classes observadas são as planas, com desníveis muito

pequenos, a forte ondulada nas proximidades do rio Acre e em algumas partes mais ao centro, o que indica uma topografia mais acidentada.

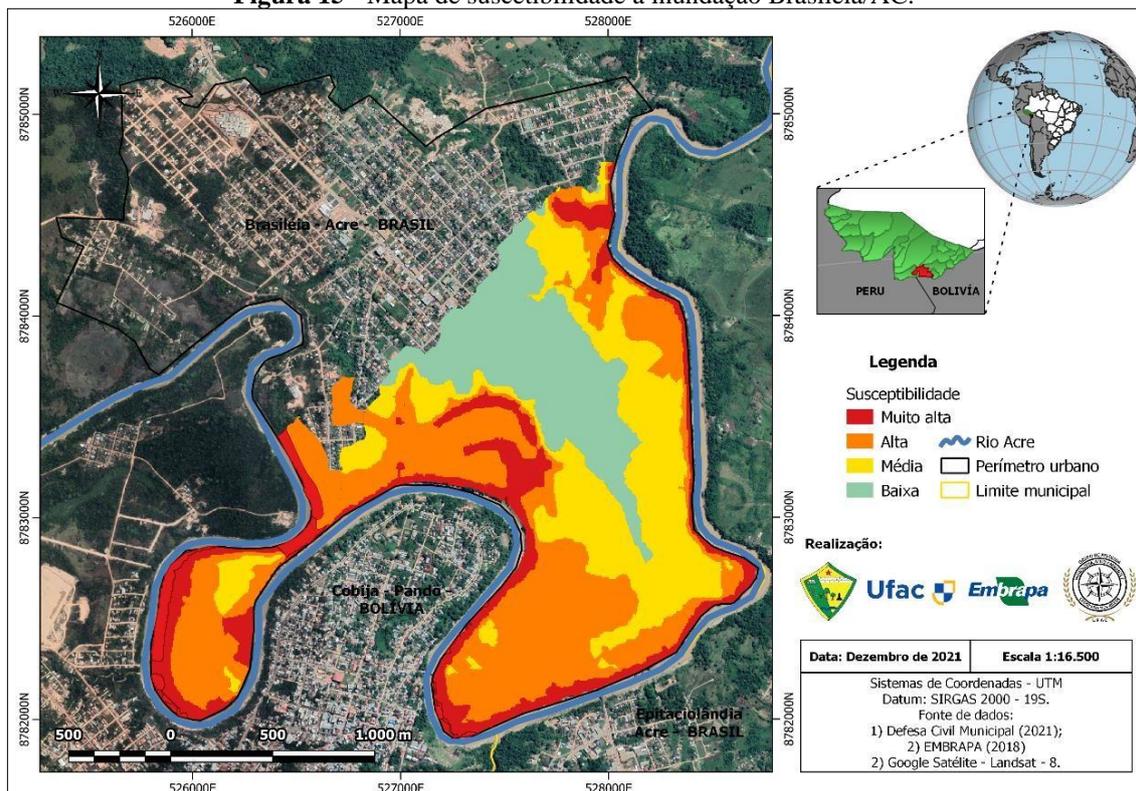
Figura 14 - Mapa de declividade da área de estudo



Fonte: Original dos autores (2022)

O modelo identificou que dos 609ha dispostos no perímetro urbano, 323,3ha se encontram suscetíveis a ocorrência de um fenômeno de inundação, o que representa 53% da área total do município (Figura 15).

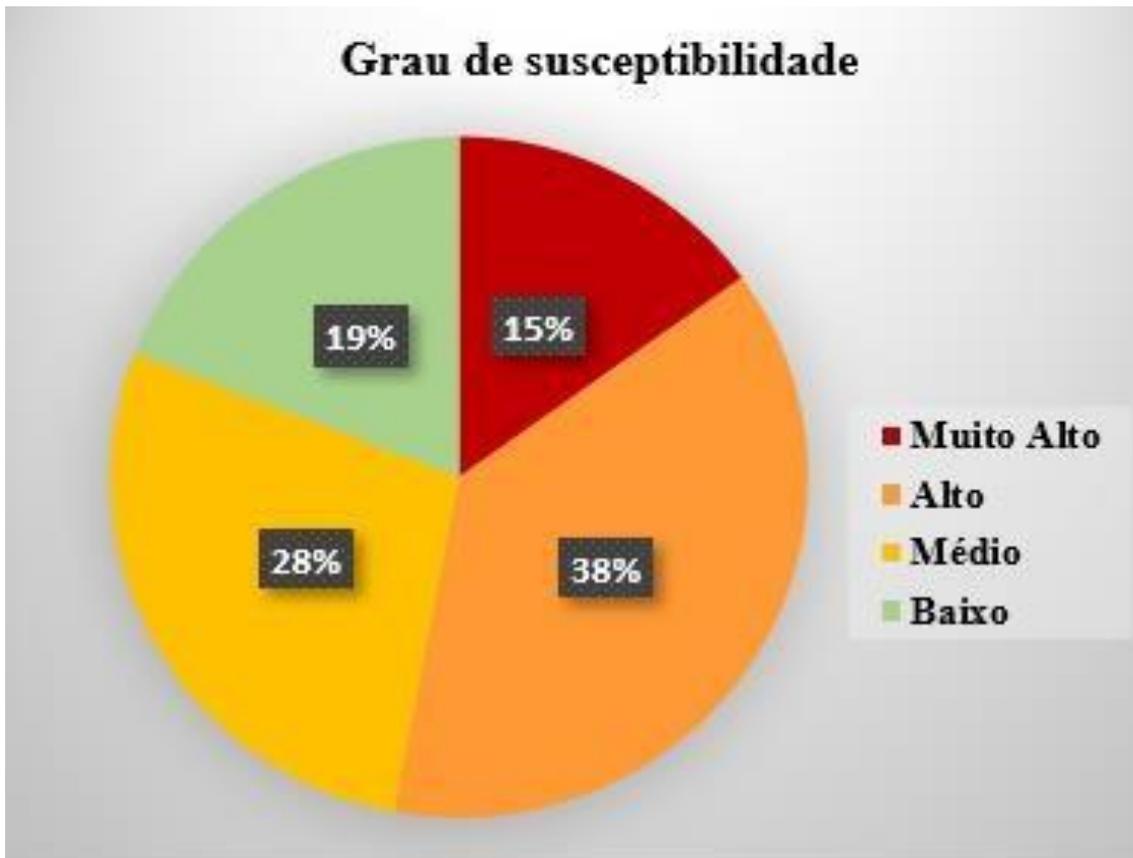
Figura 15 - Mapa de suscetibilidade a inundaç o Brasil ia/AC.



Fonte: Original dos autores (2022)

De acordo com o mapa, observa-se que desse total de 323,3ha de suscetibilidade gerado pela matriz HAND, 15% da  rea se encontra localizada em regi es de suscetibilidade muito alta, seguido de 38% para alta propens o a ocorr ncia de um fen meno de inundaç o e de 28% com m dia suscetibilidade, al m de 19% para  reas de baixa (Gr fico 5). Essas  reas mais suscet veis, por se situarem mais pr ximas do canal fluvial, necessitam de uma atenç o especial por parte do poder p blico, pois em um evento de inundaç o ser o as  reas mais afetadas, mesmo em baixa intensidade.

Gráfico 5 - Porcentagem por nível de suscetibilidade.



Fonte: Original dos autores (2022)

No tocante ao zoneamento por bairro, observa-se que os locais mais afetados são o Centro, Eldorado e 3 Botequins, estes situados mais a porção sul do município, estando às margens do rio Acre (Tabela 1). O Centro era bem conhecido por ser palco de diversas atividades econômicas do município, principalmente com o comércio de bens duráveis e não duráveis e a presença de um grande hoteleiro, mas após o evento ocorrido em 2015, começou a ser desocupado.

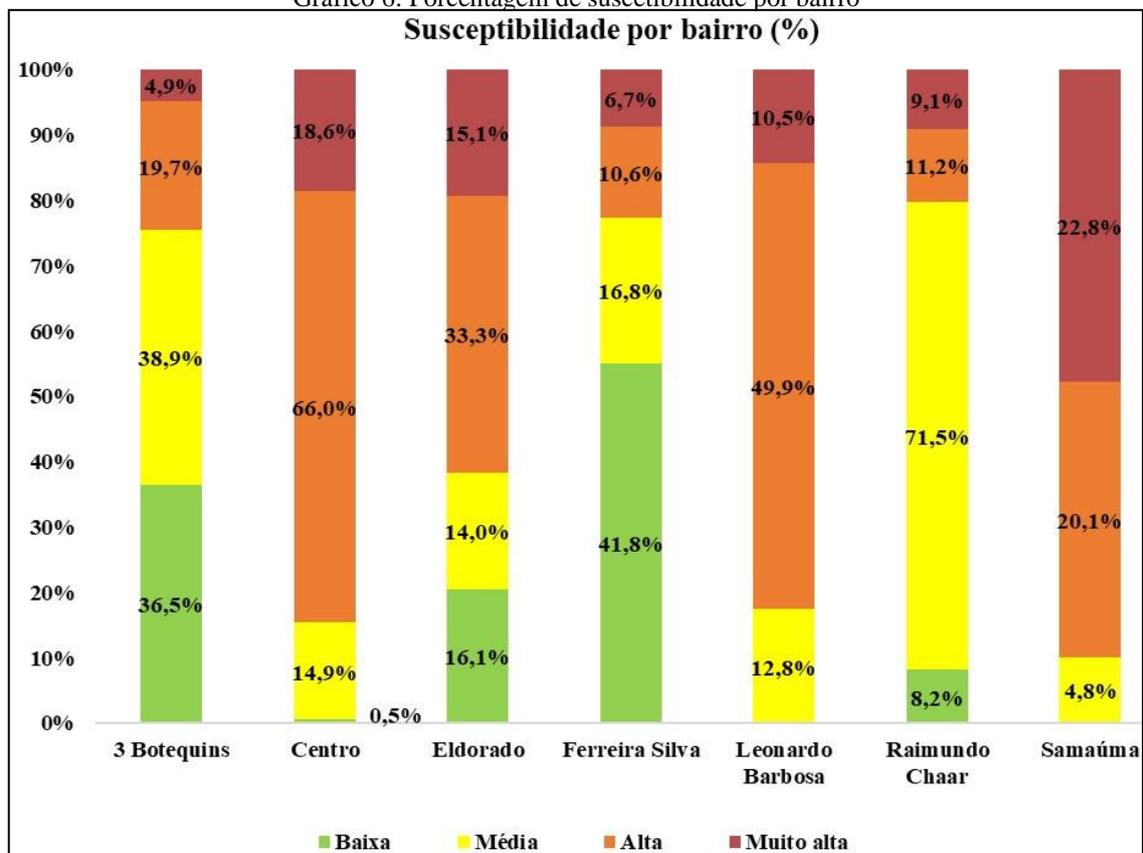
Tabela 1 - Distribuição de área de suscetibilidade por bairro.

Bairro	Área (ha)	Baixa	Média	Alta	Muito Alta	Total
3 Botequins	46,3	16,9	18,0	9,1	2,3	46,3
Centro	73,0	0,4	10,9	48,2	13,6	73,0
Eldorado	79,4	12,8	11,1	26,4	12,0	62,3
Ferreira Silva	67,0	28,0	11,3	7,1	4,5	50,8
José Moreira	88,7	0,0	0,1	0,1	0,0	0,2
Leonardo Barbosa	38,6	0,0	4,9	19,3	4,1	28,3
Raimundo Char	45,2	3,7	32,3	5,1	4,1	45,2
Sumaúma	36,2	0,0	1,7	7,3	8,2	17,3
Total	474,2	61,7	90,4	122,5	48,7	323,3

Fonte: Original dos autores (2022)

Em relação ao percentual por bairro, os maiores valores registrados foram do bairro Sumaúma com 22,8% para suscetibilidade muito alta, 18,6% para o bairro Centro e 15,1% no bairro Eldorado. Já na alta suscetibilidade, o maior valor registrado ficou para o bairro Centro com 66%, seguido pelo Leonardo Barbosa com 49,9%, Eldorado 33,3% e Sumaúma com 20,1%. Na média suscetibilidade, o bairro Raimundo Char lidera com 71,5%, logo adiante temos o bairro 3 Botequins apresentando 38,9%. Por fim, na baixa suscetibilidade, o bairro Ferreira Silva apresentou o maior valor 41,8%, em seguida temos o 3 Botequins com 36,5% e Eldorado com 16,1% (Gráfico 6).

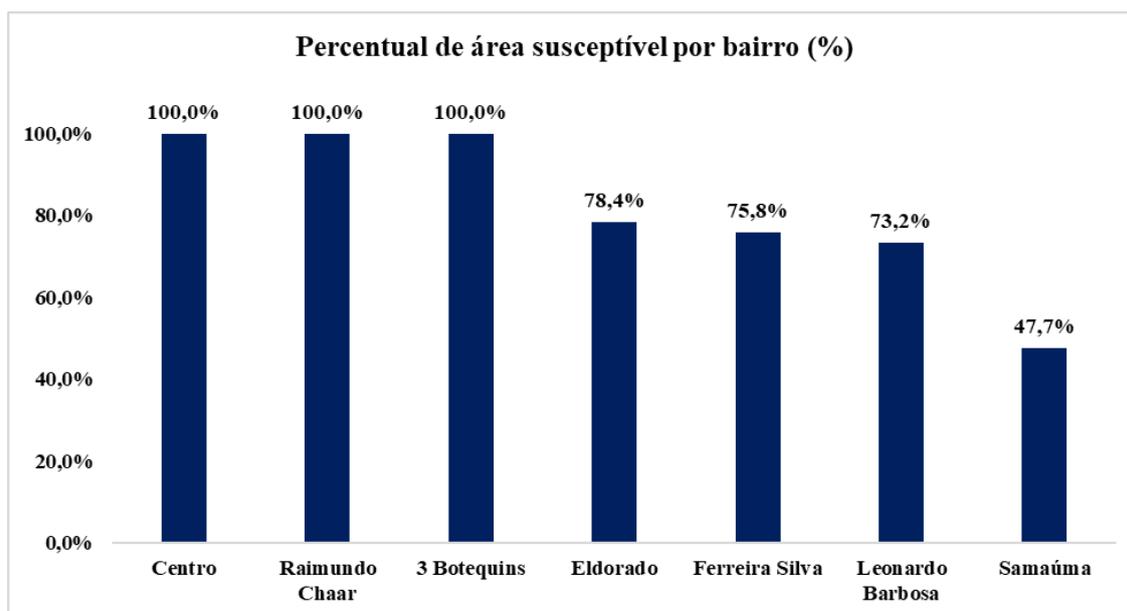
Gráfico 6: Porcentagem de suscetibilidade por bairro



Fonte: Original dos autores (2022)

Ao comparar a área de cada bairro e os valores de suscetibilidade apresentados, pode-se observar que três bairros (Centro, Raimundo Charar e 3 Botequins) apresentam valor de 100%, ou seja, todo o perímetro do bairro se encontra suscetível, de acordo com classes adotadas neste estudo. Adiante, tem-se os bairros Eldorado, Ferreira Silva e Leonardo Barbosa com valores na casa dos 70% de suscetibilidade, considerando a muito alta, alta, média e baixa. Por último, temos o bairro Sumaúma, com um percentual de 47,7% de área suscetível a ser inundada (Gráfico 7).

Gráfico 7 - Percentual de área passível de ser inundada por bairro.



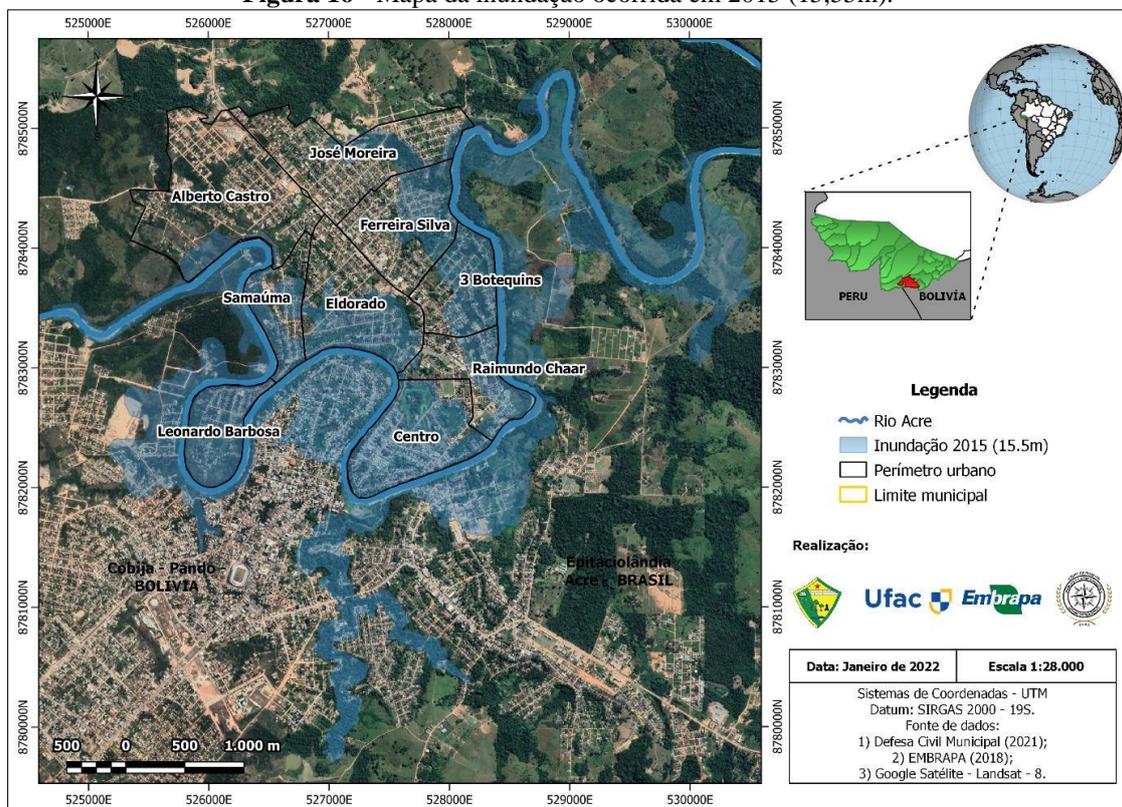
Fonte: Original dos autores (2022)

Vulnerabilidade Social e a Inundação de 2015

O evento ocorrido em fevereiro do ano de 2015, foi o maior já registrado, de modo que o rio Acre atingiu o valor máximo de 15,55m no município, inundando aproximadamente 47,2% do perímetro urbano (Figura 16), ocasionando severas perdas econômicas e sociais. Apesar de alguns moradores antigos relatarem que, na década de 1970 e 1980, ocorreu um evento de magnitude ainda maior, não foi possível obter os registros fotográficos, nem mesmo os dados históricos.

Com a mancha de inundação, observa-se que além de Brasiléia, as cidades vizinhas de Eptaciolândia/Acre e Cobija/Bolívia, também foram atingidas pelo evento, deixando Brasiléia e Cobija em isolamento por via terrestre. Pela mancha, um total de 858,07ha foi inundado nos três municípios. Somente em Brasiléia são 287,45ha, o que corresponde a 33,5% do total de área inundada nos três municípios. Ainda, de acordo com Ballivián e Oliveira (2020), o número de afetados chegou a valores de 4.250 pessoas na cidade de Cobija, 2.502 em Brasiléia e 1.220 em Eptaciolândia.

Figura 16 - Mapa da inundaç o ocorrida em 2015 (15,55m).

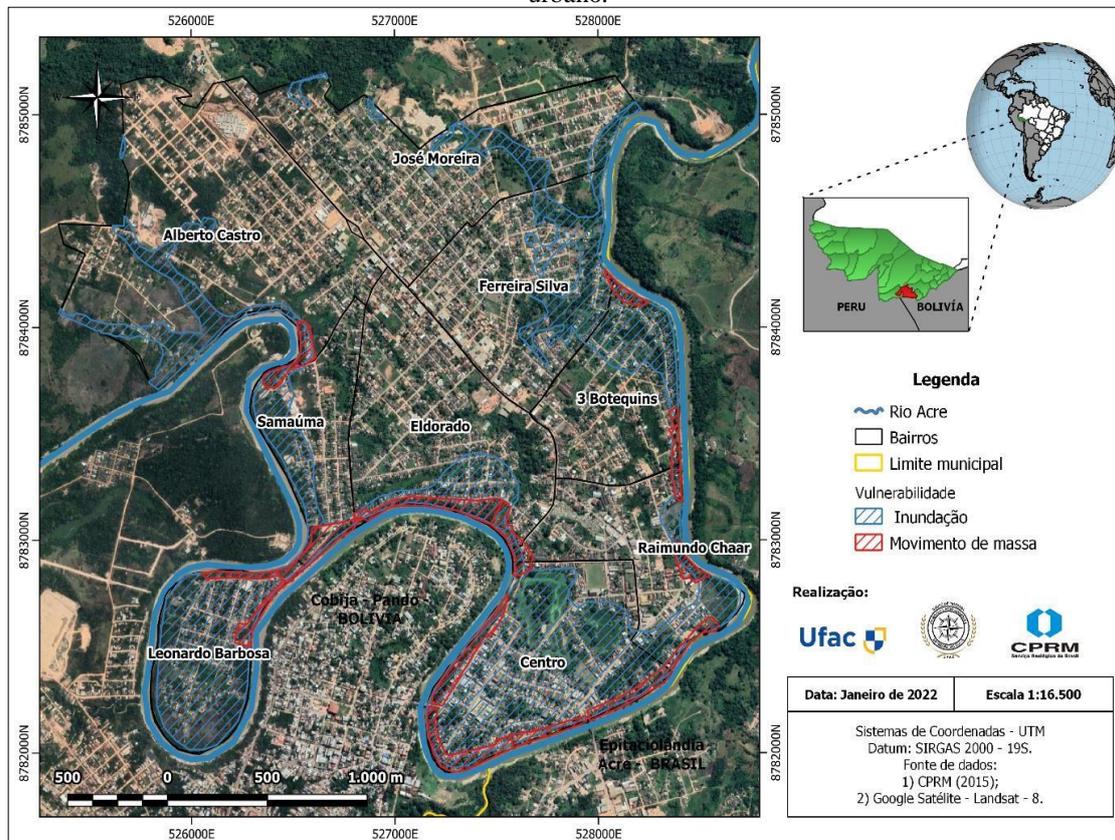


Fonte: Defesa Civil Municipal (2021). Elaborado pelo autor.

Em vista disso, alguns estudos e relat rios t cnicos foram produzidos com o intuito de avaliar os efeitos da inundaç o, como tamb m identificar  reas de risco a enchentes, inundaç es e movimentos de massa no munic pio, como podemos destacar os trabalhos de Adamy (2015), Dantas *et al.*, (2015), Brasil (2015) e Lana e Marcussi (2021).

Em 2015, uma a o emergencial foi realizada por parte do governo federal, mais precisamente com servi o geol gico do Brasil – CPRM (Figura 17), para mapear  reas em alto e muito alto risco a enchentes, inundaç es e movimentos de massa no munic pio. No geral, o estudo identificou 1.601 moradias e um total de 6.348 pessoas em situa o de vulnerabilidade em rela o a fen menos de movimento de massa e inundaç es.

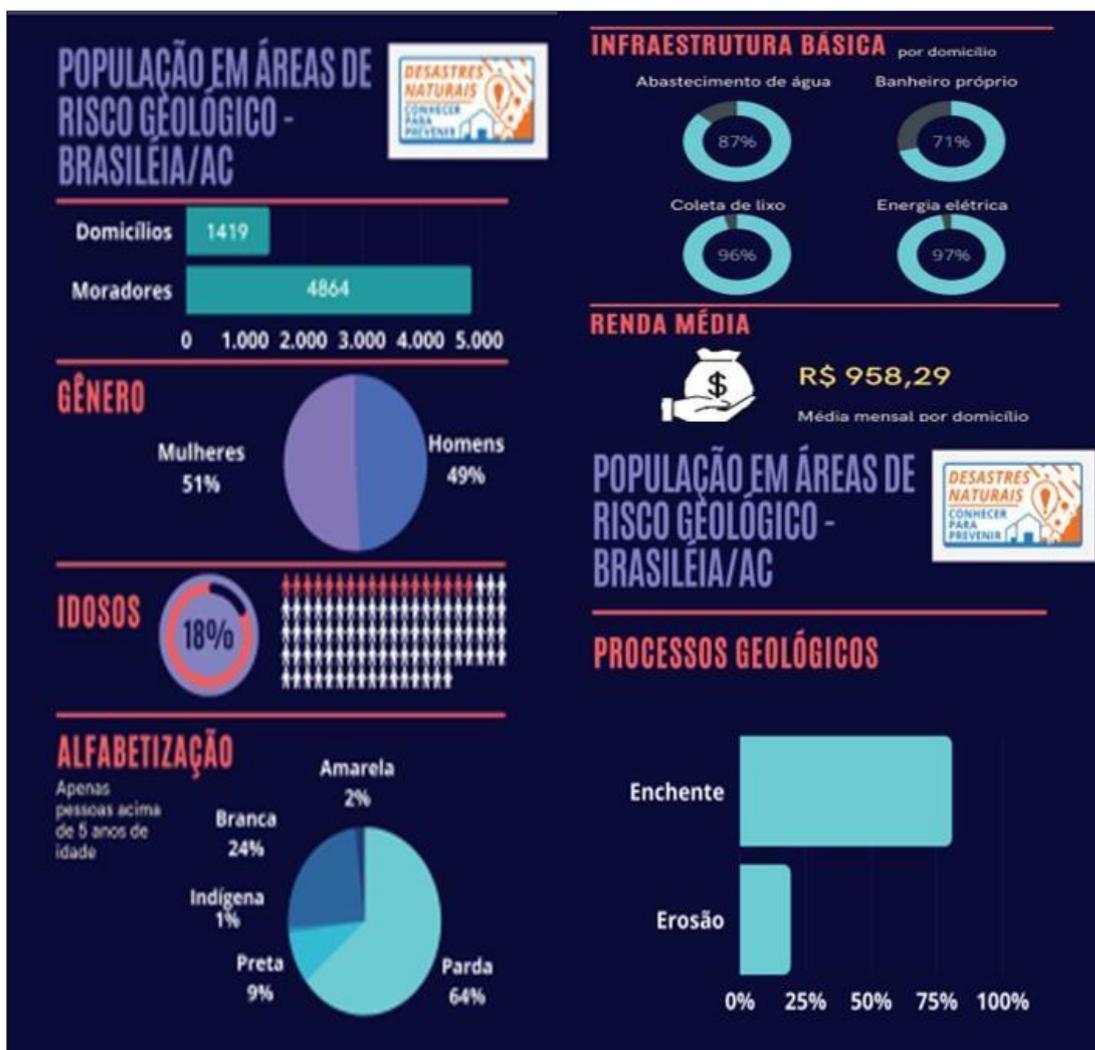
Figura 17 – Mapa de vulnerabilidade a fenômenos de inundação e movimentos de massa no perímetro urbano.



Fonte: Defesa Civil Municipal (2021). Elaborado pelo autor.

No trabalho mais recente de Lana e Marcussi (2021), com base em 17 variáveis do Censo Demográfico (2010), foi realizado um levantamento, o qual identificou que 4.864 pessoas residem em áreas de risco geológico, das quais 49% são homens e 51% são mulheres, idosos aparecem com 18% do total das pessoas identificadas e a renda média mensal por domicílio nas áreas de risco é de R\$958,29 (Figura 31).

Figura 31 - Síntese dos dados levantados pelo estudo de Lana e Marcussi (2021).



Fonte: LANA e MARCUSSI (2021). Adaptado pelos autores (2024).

Considerações Finais

O software *HANDModel 0.8.2* por ser gratuito e produzido a partir de tecnologia nacional, tem seu uso facilitado por gestores, pesquisadores, estudantes e demais integrantes que necessitem aplicar o método para estudar áreas suscetíveis a inundação em outras áreas de estudos, em outros estados e com os mais variados tipos de dados.

É importante mencionar, que os resultados obtidos pelo HAND no município, evidenciaram algumas incoerências quanto à classificação e zoneamento próximo às regiões de borda do MDT. Essa incoerência pode estar relacionada com as distorções que ocorrem nessas áreas, pois são regiões em que ocorrem a menor sobreposição das imagens e, conseqüentemente, no processamento e geração dos produtos, podem haver

distorções. Sugere-se a realização de novos voos que recubram toda área do perímetro urbano com extrapolação de 30 a 50 metros nos limiares próximos ao limite do perímetro urbano, melhorando, assim, a sobreposição das imagens obtidas pelo VANT e consequente redução das distorções.

Recomenda-se, ainda, que a partir dos resultados obtidos no presente trabalho, a metodologia possa ser replicada em outros estudos, abrindo caminho para desenvolvimento de atualizações que possam expandir a análise para todo o perímetro urbano da cidade ou mesmo englobando os municípios adjacentes de Epitaciolândia e Cobja/Bolívia, enfatizando, também, a análise da vulnerabilidade social das áreas próximas a rede de drenagem, análise do risco, que é outro conceito fundamental a ser explorado, validando e melhorando ainda mais o método aqui apresentado, proporcionando melhorias na resiliência urbana para fenômenos de inundações e contribuindo efetivamente com a gestão de riscos de desastres hidrológicos.

Referências

ACRE. Governo do Estado do Acre. **Zoneamento Ecológico-Econômico (ZEE):** aspectos socioeconômicos e ocupação territorial. Fase I. Escala 1:1.000.000. Rio Branco: vol. II, SECTMA, 2006.

_____. Governo do Estado do Acre. **Zoneamento Ecológico-Econômico (ZEE):** Fase II. Escala 1:250.000. Rio Branco: Secretaria de Estado de Meio Ambiente (SEMA), 2010. 356p.

ADAMY, A. **Avaliação preliminar dos efeitos da inundação em Brasiléia**, Acre. Porto Velho: CPRM, 2015. 39p. Disponível em: <https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/15376/3/Aval_inundacao_Brasileia.pdf>. Acesso em: 12 fev. 2022.

AMARAL. *et al.* Clima do Acre e Cultivo da Seringueira. In: AMARAL, E. F.; GONÇALVES, R. C. **Zoneamento pedoclimático para a seringueira no Estado do Acre**. Rio Branco, AC: Embrapa Acre, 2021.

AMORIM, R. R. Um novo olhar na geografia para os conceitos e aplicações de geossistemas, sistemas antrópicos e sistemas ambientais. **Revista Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 13, n. 41, p. 80-101. 2012.

ANDRADE, J. H. F.; LIMOEIRO, D. Rui Barbosa e a política externa brasileira: considerações sobre a Questão Acreana e o Tratado de Petrópolis (1903). **Revista brasileira de política internacional**. Brasília, v. 46, n. 1, jun. 2003. Disponível em: <[v46n1a05.pmd \(scielo.br\)](https://doi.org/10.1590/0034-7167v46n1a05)>. Acesso em 08 nov. 2021.

ARAÚJO, A. C. M; GOUVEIA, L. B. Uma revisão sobre os princípios da teoria geral dos sistemas. **Revista Estação Científica**. Juiz de Fora, n. 16, jul-dez, p. 1-14. 2016.

ASPRS. **Manual of Photogrammetry**. Fourth Edition, American Society of Photogrammetry and Remote Sensing. 1980.

BALLIVIÁN, G. R.; OLIVEIRA, I. **Inundación de 2015**: vulnerabilidad de los asentamientos humanos de la cuenca alta trinacional del río Acre. 2020. Disponível em: < (PDF) Inundación de 2015 Vulnerabilidad de los asentamientos humanos de la cuenca alta trinacional del Río Acre. (researchgate.net)>. Acesso em: 12 fev. 2022. DOI:10.13140/RG.2.2.13716.65926

BARROS, L. F de P. Noções de risco de desastres hidrológicos. In: JÚNIOR, A. P. M.; BARROS, L. F de P. **Hidrogeomorfologia**: formas, processos e registros sedimentares fluviais. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2020. 417p.

BRASIL. 2012. **Código Florestal. Lei nº12651**, de 25 de maio. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/ato2011-2014/2012/lei/112651.htm>. Acesso em: 20 dez. 2021.

_____. **Mapeamento de riscos em encostas e margens de rios**. Organizadores:

CARVALHO, C. S.; MACEDO, E. S.; OGURA, A. T. Brasília: Ministério das Cidades; Instituto de Pesquisas Tecnológicas - IPT. 2007.

_____. **Ação Emergencial para Delimitação de Áreas em Alto e Muito Alto Risco a Enchentes, Inundações e Movimentos de Massa**. Brasília/AC: CPRM, 2015. 12p.

BERTALANFFY, L. V. **Teoria geral dos sistemas**. 2. ed. Petrópolis: Vozes, 1968. 351p.

BITAR, O. Y. (Coord.) **Cartas de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações 1:25.000**: nota técnica explicativa. São Paulo: IPT, 2014. 50p.

BURROUGH, P. A. Principles of Geographical Information Systems for Land Resources Assessment, Oxford: Clarendon Press, 1986, p.39-56. DOI: 10.1080/10106048609354060.

BUFFON, E. A. M.; PAZ, O. L. S. Geoprocessamento para mapeamento das áreas de risco de inundações: uma aplicação na sub-bacia hidrográfica do Rio Palmital, Colombo e Pinhais – Paraná. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v.11, n. 6, p.2186 - 2200. 2018.

CAMPITELI, M. **Ortofotomosaico verdadeiro e convencional**: entenda a diferença.

Disponível em: <[Ortofotomosaico verdadeiro e convencional: entenda a diferença \(droneng.com.br\)](http://droneng.com.br)>. Acesso em: 23 dez. de 2021.

CAMPOS, S. J. A. M.; *et al.* Mapeamento de áreas sujeitas à inundação para planejamento e gestão territorial: cartas de suscetibilidade, perigo e risco. **Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental**. São Paulo. v. 5, n. 1, p. 67 - 81. 2015.

CASTRO, A. L. C. **Glossário de defesa civil estudos de riscos e medicina de desastres**. 2. ed. Brasília: Ministério do Planejamento e Orçamento. Departamento de Defesa Civil, 1998. 173p.

_____. *et. al.* **Manual de Desastres Naturais**. Ministério da Integração Nacional. Brasília. 174p. 2003.

CASTRO, A. L. C.; CALHEIROS, L. B. **Manual de medicina de desastres**. Brasília: Secretaria Nacional de Defesa Civil. 1996, 104p.

CAVALCANTE, L. M. **Aspectos geológicos do estado do Acre e implicações na evolução da paisagem**. Rio Branco, AC: Embrapa Acre, 2006. 25p.

CHRISTOFOLETTI, A. A aplicação da abordagem em sistemas na Geografia física. **Revista brasileira de geografia**. Rio de Janeiro, v. 52, n. 2, p. 21-35. 1990.

COELHO, L.; BRITO, J. N. **Fotogrametria digital**. Rio de Janeiro: EdUERJ, 2007. 196p.

DANTAS, M. E. *et al.* **Processo de avulsão do rio Acre em Brasileia/Acre**. CPRM - Serviço Geológico do Brasil, 2015. 16p. Disponível em:

<https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/16049/1/rli_brasileia_acre_avulsao.pdf>. Acesso em: 12 fev. 2022.

D'AGOSTINI, S. *et al.* Ciclo econômico da borracha – seringueira *hevea brasiliensis* (hbk) m. Arg. **Páginas do Inst. Biol.** São Paulo, v.9, n.1, p.6-14, jan-jun., 2013.

ENOMOTO, C. F. **Método para elaboração de mapas de inundação estudo de caso na bacia do rio Palmital, Paraná**. Curitiba. 122f. Dissertação (Mestrado em Eng de Recursos Hídricos). Universidade Federal do Paraná. 2004.

FILHO, P. V. Proposta de sinalização em áreas de risco sujeitas a alagamento em vias urbanas para o município de São Carlos - SP. in: OTTONI, A. B.; ROSIN, J. A. R. G.; FOLONI, F. M. (Org.). **Drenagem Urbana: Soluções Alternativas Sustentáveis**. Tupã: ANAP, 2018. 121p.

GUERRA, A. J. T. **Dicionário geológico-geomorfológico**. 8. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 1993. 446p.

GUERRA, A. J. T.; CUNHA, S. B. (Org.). **Geomorfologia e meio ambiente**. 5. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2004. 394p.

GOERL, R. F.; KOBIYAMA, M. Redução dos desastres naturais: desafio dos geógrafos. **Revista Ambientia**. Guarapava (PR), v. 9, n. 1, p. 145-172, 2013.

GOERL, R. F. *et al.* **O modelo HAND como ferramenta de mapeamento de áreas propensas a inundar**. Em: XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Florianópolis, 2017.

_____. *et al.* Proposta metodológica para mapeamento de áreas de risco a inundação: estudo de caso do município de Rio Negrinho - SC. **Revista Brasileira de Cartografia**. Rio de Janeiro, v. 1, n. 69, jan-fev, p. 81-100. 2012.

_____. *et al.* Mapeamento de áreas suscetíveis a inundação com o modelo hand e análise do seu desempenho em diferentes resoluções espaciais. **Boletim de Geografia**. Maringá, v. 30, n. 1, p. 81-100, 2012.

GUIMARÃES, N. A.; PENHA, J. W. Mapeamento das áreas de risco de inundação com a utilização do modelo digital de elevação hidrológicamente consistente: estudo de caso em Muriaé. **Revista Agrogeoambiental**, v. 1, n. 2, 2009.

HIJMANS, R. J. *et al.* Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology**, v. 25, p. 1965-1978, 2005.

HORA, S. B.; GOMES, R. L. Mapeamento e avaliação do risco a inundação do Rio Cachoeira em trecho da área urbana do Município de Itabuna/BA. **Sociedade & Natureza**, v. 21, n. 2, p. 57-75, 2009.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **População estimada e densidade demográfica**. 2021. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ac/brasileia/panorama>> Acesso em: 08 nov. 2021.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Trabalho e Rendimento**. 2019. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ac/brasileia/panorama>> Acesso em: 09 fev. 2022.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Educação**. 2019. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ac/brasileia/panorama>> Acesso em: 09 fev. 2022.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Economia**. 2019. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ac/brasileia/panorama>> Acesso em: 09 fev. 2022.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Saúde**. 2019. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ac/brasileia/panorama>> Acesso em: 09 fev. 2022.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo de 2010**. Disponível em: <[IBGE | censo 2010 | resultados](#)>. Acesso em: 09 fev. 2022.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Brasiléia: história & fotos**. 2017. Disponível em: <[IBGE | Cidades@ | Acre | Brasiléia | História & Fotos](#)>. Acesso em: 05 jul. 2021.

_____. **Manual técnico de geomorfologia: coordenação de recursos naturais e estudos ambientais**. 2. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2009. 182 p. Disponível em:

<<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv66620.pdf>> Acesso em: 09 fev. 2022.

_____. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Conceitos gerais: aerofotogrametria**. 2021. Disponível em: <[aerofotogrametria \(ibge.gov.br\)](#)>. Acesso em: 16 ago. 2021.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Hand model: a new look over the landscape**. 2021. Disponível em: <<http://handmodel.ccst.inpe.br/>>. Acesso em: 16 ago. 2021.

_____. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Hand model: manual do usuario versão 0.8.0**. 2022. Disponível em: <http://handmodel.ccst.inpe.br/?page_id=289>. Acesso em: 12 fev. 2022.

JUSTINO, L. E. L. **Análise da eficiência do dique de Cruz do Espírito Santo (PB) por meio do modelo HAND**. 2019. 59f. Monografia em Engenharia Civil. Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2019.

KOBIYAMA, M. *et al.* **Prevenção de desastres naturais: conceitos básicos**. Curitiba: Organic Trading, 2006. 109p;

LANA, J. C.; MARCUSSI, M. C. R. **Diagnóstico da população em áreas de risco geológico, Brasiléia, AC**. Belo Horizonte: CPRM, 2021. 10p.

LIU, Y. Y. *et al.* A CyberGIS Approach to Generating High-resolution Height Above Nearest Drainage (HAND) Raster for National Flood Mapping. In: **Conference on CyberGIS and Geospatial Data Science**, p. 26-28. 2016.

LOPES, L. G. N. *et al.* Teoria Geral dos Sistema nas ciências naturais. **Revista Natureza online**, v.13, n.1, jan-fev, p. 1-5. 2015.

MESQUITA, A. A. “**Alagações**”: análise sobre a gestão de riscos em eventos de inundação no município de Rio Branco-AC. 214f. Trabalho de conclusão de mestrado em Desenvolvimento Regional. Universidade Federal do Acre, Rio Branco, 2015.

MILANESI, J. *et al.* Utilização do modelo Hand no reconhecimento dos terrenos sujeitos a inundação. Porto Alegre/RS. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 4, 675-686, abr. 2017.

MONTEIRO, L. R.; KOBİYAMA, M. Proposta de metodologia de mapeamento de perigo de inundação. **Revista de Gestão de Água da América Latina**. Porto Alegre (RS), v. 10, n. 2, p. 13-25, jul-dez. 2013.

MONTE, B. E. O. *et al.* Capacidade do modelo hand na representação de uma mancha de inundação comparado ao modelo hidrodinâmico HEC-RAS 2D. In: **XXIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**. Porto Alegre: ABRH, 2019. ISSN 2318-0358.

MOMO, M. R. *et al.* Desempenho do modelo HAND no mapeamento de áreas suscetíveis a inundação usando dados de alta resolução espacial. Porto Alegre (RS), **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 21, n.1, p. 200-208, jan./mar. 2016. DOI: [10.21168/rbrh.v21n1.p200208](https://doi.org/10.21168/rbrh.v21n1.p200208).

NETO, D. J. A. de. **A Dinâmica das águas e das gentes**: história, políticas públicas e percepção de riscos no Acre. Trabalho de conclusão do Doutorado; Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, 2015.

NETO, A. R.; BATISTA, L. F. D. R.; COUTINHO, R. Q. Methodologies for generation of hazard indicator maps and flood prone areas: municipality of Ipojuca/PE. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. Porto Alegre, v. 21, n. 2, abr-jun. p. 377-390. 2016.

NETO, M. S. **Pontos de controle**: quando utilizar no mapeamento aéreo com drone?. Disponível em: <<https://blog.droneng.com.br/pontos-de-controle-quando-utilizar/>> Acesso em: 16 ago. de 2021.

_____. **Como gerar MDT com Drones?**. Disponível em: <[Como gerar MDT com Drones? - DronEng](#)> Acesso em: 23 dez. de 2021.

NOBRE, A. D. *et al.* Height Above the Nearest Drainage—a hydrologically relevant new terrain model. **Journal of Hydrology**, v. 404, n. 1-2, p. 13-29, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.03.051>.

NOBRE, C. A. *et al.* **Vulnerabilidades das megacidades brasileiras às mudanças climáticas**: Região Metropolitana de São Paulo. Embaixada do Reino Unido, Rede Clima e Programa FAPESP em Mudanças Climáticas, 2010. 31p.

O'CALLAGHAN, J. F; MARK, D. M. The extraction of drainage networks from digital elevation data. **Computer Vision, Graphics and Image Processing**, v.28, p. 323-344, 1984. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0734-189X\(84\)80011-0](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(84)80011-0).

PEDROSA, A. S. O geógrafo como técnico fundamental no processo de gestão dos riscos naturais. **Boletim Goiano de Geografia**, Goiânia (GO), v. 32, n. 1, p. 11-30, jan - jun. 2012. ISSN 1984-8501.

PERINI, Á. B.; MARCUZZO, F. F. N. Espacialização das diferentes áreas de inundação no território do município de colinas/rs. In: **XXII Simposio de Recusos Hídricos do Nordeste**. n. 51, p. 1 - 10, 2016.

PERIÇATO, A. J. *et al.* Identificação e mapeamento das áreas de risco no município de Itajaí- SC a partir das inundações ocorridas em 2011. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v. 9, n. 6, p. 1895 - 1909, 2016.

RENNÓ, C. D. *et al.* HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM: Mapping terra-firme rainforest environments in Amazonia. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 9, p. 34693481, 2008. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.03.018>.

SANTOS, G. L. P. **As enchentes no município de Rio Branco**: a atuação da coordenadoria municipal de defesa civil sob a ótica da gestão de risco e da administração de desastres. 2006. 85 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização em planejamento e gestão em Defesa Civil) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2006.

SANTOS, S. A. **Estudo de áreas urbanas suscetíveis a fenômenos de inundações, enchentes e alagamentos na cidade de Alegrete-RS**. 2015. 116f. Trabalho de conclusão de curso em Engenharia Civil. Universidade Federal do Pampa, Alegrete, 2015.

SANTIAGO, J. **Hand model**: project description. (2012). Disponível em: <[Jeison Santiago](#)>. Acesso em: 11 out. 2021.

SILVA, D. Q. **Viabilidade e acurácia de vant para o monitoramento costeiro tridimensional**. 2018. 95f. Tese em Cartografia e Sistemas de Geoinformação. Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018.

SHARMA, A.; TIWARI, K.N. Sink removal from digital elevation model – a necessary evil for hydrological analysis. **Current Science**, v. 117, n. 9, p. 1512-1515, 2019. DOI:

[10.18520/cs/v117/i9/1512-1515](https://doi.org/10.18520/cs/v117/i9/1512-1515).

SHIDAWARA. M. Flood hazard map distribution. **Urban Water**, v. 1, p. 125-129, 1999.

TOMINAGA, L. K., SANTORO, J., AMARAL, R., 2009. **Desastres Naturais**: conhecer para prevenir. Instituto Geológico, São Paulo.

TUCCI, C. E. M; BERTONI, J. C. (Org.). **Inundações Urbanas na América do Sul**: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre, 2003.

TUCCI, C. E. M. Gerenciamento integrado das inundações urbanas no Brasil. **Revista de Gestão de Água da América Latina**, v. 1, n. 1, p. 59-73, 2004.

_____. **Gestão de inundações urbanas**. Ministério das Cidades, Global Water Partnership, World Bank, Unesco, 2005.

_____. **Inundações urbanas**. Porto Alegre: ABRH, 2007. v. 1. 352p.

_____. Águas urbanas. **Estudos Avançados**, v. 22, n. 63, p. 97-112, 2008.

UNDP. United Nations Development Program. **Reducing disaster risk**: a challenge for development. New York: UNDP, 2004. 130p.

VALE, Cláudia Câmara do. Teoria Geral do Sistema: histórico e correlações com a Geografia e com o estudo da paisagem. **ENTRE-LUGAR**, [S.l.], v. 3, n. 6, p.85-108, dez. 2012. ISSN 2177-7829.

VEYRET, Y. **Os Riscos**: o homem como agressor e vítima do meio ambiente. 2. ed. São Paulo: Contexto, 2007. 320p.

WORLD RESOURCES INSTITUTE. **WRI lança ferramenta que quantifica os riscos de inundações urbanas.** 2015. Disponível em: <<https://wricidades.org/conteudo/wrilan%C3%A7a-ferramenta-que-quantifica-os-riscos-de-inunda%C3%A7%C3%B5esurbanas>>. Acesso em: 21 dez. 2021.

SOBRE OS AUTORES(AS) E ORGANIZADORES



FRANCISCO HELTER FERNANDES DO AMARAL

Mestre em Geografia pela Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" - UNESP. cursando MBA em Data Science e Analytics pela USP/ESALQ. Especialista em Geoprocessamento e Análise Ambiental pela UFPA. Licenciado em Geografia pela Universidade Estadual do Pará pela UEPA. Atua como Professor de geografia e consultor em Ciência de Análise de dados geoespaciais no desenvolvendo modelos de inteligência artificial para análise de fenômenos espaciais, com foco na mensuração de riscos hidrológicos, geomorfológicos e manejo de bacias hidrográficas.



VIVIANE CORRÊA SANTOS

Licenciada e Bacharel em Geografia pela Unidade Federal do Pará - UFPA (2009); Mestra em Geografia pela UFPA (2012) e Doutora em Dinâmicas Socioambientais e Recursos Naturais na Amazônia pela UFPA (2024). Professora Assistente da Universidade do Estado do Pará – UEPA, com atuação acadêmica nas subáreas de Geografia Física e Ensino de Geografia.



EDSON LUÍS PIROLÍ

Mestre em Engenharia Agrícola, na Área de Concentração em Sensoriamento Remoto, pela UFSM, Doutor em Agronomia na Área de Concentração em Energia na Agricultura, na Linha de Pesquisa Planejamento do Uso do Solo, Estudo do Meio Ambiente e Desenvolvimento Sustentável, pela UNESP. Livre Docente em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento pela UNESP. Professor Associado da Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho.



FÁBIO DA SILVA LUCIO

Bacharel em Geografia pela Universidade Federal do Acre (UFAC); assistente de pesquisa no projeto internacional "Waterproofing Data: engajando stakeholders na governança sustentável dos riscos de inundação para resiliência urbana" na Fundação Getúlio Vargas - EAESP (2020). Bolsista-pesquisador do grupo de pesquisa Hidrologia, Meio Ambiente e Geografia dos Riscos (HMAGR) da UFAAC desde 2019. Atualmente, é técnico de geoprocessamento na Prefeitura Municipal de Rio Branco/AC, consultor técnico na Fequis Consultoria e Serviços Ambientais e freelancer nas áreas de Cartografia, Drones, Topografia, Aerofotogrametria, Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto.



ANDRESSA GARCIA FONTANA

Doutoranda em Sensoriamento Remoto pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Mestre em Sensoriamento Remoto (2022) pela UFRGS, com formação no curso de Tecnologia em Geoprocessamento pela Universidade Federal de Santa Maria (2019). Possui o Técnico em Geoprocessamento pelo Colégio Politécnico da UFSM (2019). Experiência em pesquisa e desenvolvimento na área de Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica, com foco em modelagem de expansão urbana. Atuou em estágio no INPE/CRS, aprofundando conhecimentos em geotecnologias.



LETÍCIA FIGUEIREDO SARTORIO

Técnica em Geoprocessamento pelo Instituto Federal do Rio Grande do Sul - IFRS; Bacharel em Geografia pela Universidade Federal do Rio Grande - FURG; Mestra em Geografia pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS. Atualmente é doutoranda no Programa de Pós-Graduação em Geografia da UFRGS.

