Universidade Federal De Pernambuco

Centro De Tecnologia E Geociências

Artur Loiola Alves Da Silva

Avaliação geoespacial da suscetibilidade a inundações em áreas urbanas: um estudo de caso em Rio Formoso, Pernambuco

Recife

2024

Universidade Federal De Pernambuco

Centro De Tecnologia E Geociências

Engenharia Cartográfica E Agrimensura

Artur Loiola Alves Da Silva

Avaliação geoespacial da suscetibilidade a inundações em áreas urbanas: um estudo de caso em Rio Formoso, Pernambuco

TCC apresentado ao Curso de Engenharia Cartográfica e Agrimensura da Universidade Federal de Pernambuco, Campus Recife, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Cartográfica e Agrimensura.

Orientador(a): Admilson da Penha Pacheco

Recife

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Silva, Artur Loiola Alves da.
Avaliação geoespacial da suscetibilidade a inundações em áreas urbanas: um estudo de caso em Rio Formoso, Pernambuco / Artur Loiola Alves da Silva. - Recife, 2024.
74 : il., tab.

Orientador(a): : Admilson da Penha Pacheco
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia Cartográfica e de Agrimensura - Bacharelado, 2024.
Inclui referências.

1. Inundação. 2. Sensoriamento Remoto. 3. índices espectrais. 4. KNN. 5. AHP. I. Pacheco, : Admilson da Penha. (Orientação). II. Título.

620 CDD (22.ed.)

Artur Loiola Alves Da Silva

Avaliação geoespacial da suscetibilidade a inundações em áreas urbanas: um estudo de caso em Rio Formoso, Pernambuco

TCC apresentado ao Curso de Engenharia Cartográfica e Agrimensura da Universidade Federal de Pernambuco, Campus Recife, como requisito para a obtenção do título de bacharel em Engenharia Cartográfica e Agrimensura.

Aprovado em: 26/09/2024.

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
gov.br
ADMILSON DA PENHA PACHECO
Data: 03/12/2024 12:51:19-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

_____

Profº. Dr. Admilsin da Penha Pacheco (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Documento assinado digitalmente
gov.br
DEBORA NATALIA OLIVEIRA DE ALMEIDA
Data: 02/12/2024 21:42:52-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

_____

Profº. MCs. Débora Natália Oliveira de Almeida (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Documento assinado digitalmente
gov.br
UBIRATAN JOAQUIM DA SILVA JUNIOR
Data: 03/12/2024 11:43:25-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

_____

Profº. Dr. Ubitaram Joaquim da Silva Júnior (Examinador Externo)
Universidade Estadual de Campinas

RESUMO

As ações antrópicas têm provocado variações substanciais no clima e na vegetação, contribuindo para mudanças climáticas extremas que afetam milhões de pessoas a cada ano. Um dos principais impactos dessas transformações é o aumento da frequência de cheias e inundações, que causam grandes perturbações sociais e modificam profundamente as áreas atingidas, resultando em perdas significativas tanto na vegetação quanto nas áreas urbanas. Este estudo teve como objetivo identificar áreas vulneráveis a inundações e o comportamento do uso e cobertura do solo no município de Rio Formoso/PE a partir de dados e técnicas de sensoriamento remoto derivados de imagens do Satélite PlanetScope. A metodologia envolveu o algoritmo de aprendizado de máquinas k-Vizinho Mais Próximo (KNN), os índices espectrais (NDVI e NDWI) e o processo de análise espacial Hierarquia Analítica (AHP). As imagens de satélite da área urbana do município de Rio Formoso/PE foram adquiridas pela plataforma Planet para os anos de 2018 e 2019 (correspondentes aos períodos pré e pós-enchente), além dos anos de 2020 e 2023. Posteriormente, as imagens foram submetidas a processos de classificações por meio de índices espectrais e do algoritmo k-vizinho mais próximo (KNN). Adicionalmente, foi gerado um mapa de suscetibilidade para todo o município, utilizando-se o procedimento espacial Hierarquia AHP. Os resultados indicaram que 7% da área estudada apresentaram risco alto ou muito alto de inundações, concentrando-se em regiões de baixa altitude, particularmente na zona urbana do município. A análise da dinâmica do uso do solo, com base no método KNN e nos índices espectrais, revelou uma redução da área urbana entre 3,65% e 5,3%, um aumento de solo exposto entre 0,54% e 4,54%, e uma diminuição da vegetação rasteira entre 6,95% e 14,61%, acompanhada por um aumento da vegetação densa entre 11,72% e 13,72%. Esses resultados indicaram que, apesar da presença de uma cobertura vegetal relativamente densa, existem diferenças expressivas no crescimento da vegetação e na capacidade de sequestro de carbono entre os diversos tipos de cobertura do solo. Portanto, é essencial que futuras análises de mapeamento de suscetibilidade a inundações considerem de forma prioritária a interação entre a cobertura vegetal e o uso do solo. A vegetação desempenha um papel crucial na infiltração de água, controle da erosão e regulação do ciclo hidrológico, influenciando diretamente a capacidade do solo de absorver e drenar as águas pluviais. A promoção desse equilíbrio ecossistêmico pode

mitigar os impactos de eventos climáticos extremos, como chuvas intensas, e minimizar os riscos de inundações, sobretudo em áreas que já apresentam maior vulnerabilidade. Dessa forma, a integração de informações geoespaciais e análises multitemporais apresenta-se como uma ferramenta estratégica para o planejamento territorial e para a formulação de políticas públicas voltadas à prevenção e à gestão de desastres naturais.

Palavras-chave: Inundação; Sensoriamento Remoto; índices espectrais; KNN; AHP.

ABSTRACT

Human actions have caused substantial variations in climate and vegetation, contributing to extreme climate changes that affect millions of people each year. One of the main impacts of these transformations is the increased frequency of floods, which cause major social disruptions and profoundly modify the affected areas, resulting in significant losses in both vegetation and urban areas. This study aimed to identify areas vulnerable to flooding and the behavior of land use and cover in the municipality of Rio Formoso/PE based on data and remote sensing techniques derived from images from the PlanetScope Satellite. The methodology involved the k-Nearest Neighbor (KNN) machine learning algorithm, spectral indices (NDVI and NDWI), and the Analytical Hierarchy (AHP) spatial analysis process. Satellite images of the urban area of the municipality of Rio Formoso/PE were acquired by the Planet platform for the years 2018 and 2019 (corresponding to the pre- and post-flood periods), in addition to the years 2020 and 2023. Subsequently, the images were subjected to classification processes using spectral indices and the k-nearest neighbor (KNN) algorithm. Additionally, a susceptibility map was generated for the entire municipality, using the AHP spatial hierarchy procedure. The results indicated that 7% of the studied area presented a high or very high risk of flooding, concentrated in low-altitude regions, particularly in the urban area of the municipality. The analysis of land use dynamics, based on the KNN method and spectral indices, revealed a reduction in urban area between 3.65% and 5.3%, an increase in exposed soil between 0.54% and 4.54%, and a decrease in undergrowth between 6.95% and 14.61%, accompanied by an increase

in dense vegetation between 11.72% and 13.72%. These results indicated that, despite the presence of relatively dense vegetation cover, there are significant differences in vegetation growth and carbon sequestration capacity among the different types of land cover. Therefore, it is essential that future flood susceptibility mapping analyses prioritize the interaction between vegetation cover and land use. Vegetation plays a crucial role in water infiltration, erosion control, and regulation of the hydrological cycle, directly influencing the soil's ability to absorb and drain rainwater. Promoting this ecosystem balance can mitigate the impacts of extreme weather events, such as heavy rainfall, and minimize the risk of flooding, especially in areas that are already more vulnerable. Thus, the integration of geospatial information and multitemporal analyses is a strategic tool for territorial planning and for the formulation of public policies aimed at preventing and managing natural disasters.

Keywords: Flood; Remote Sensing; Spectral Indices; KNN; AHP.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 13
2 REVISÃO DE LITERATURA 15
2.1 Inundação, enchentes e alagamentos 15
2.2 Sistemas de Informações Geográficas (SIG) na análise de multicritérios ... 17
2.2.1. Analytic Hierarchy Process (AHP) 17
2.3.2 Classificação supervisionada e o método KNN 18
2.3.3 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) 20
2.3.4 Normalized Difference Watter Index (NDWI) 21
3 OBJETIVOS 22
3.1 Objetivo Geral 22
3.2 Objetivos Específicos 22
4 METODOLOGIA 23
4.1 Área de Estudo 23
4.2 Identificação dos Elementos Determinantes para a Propensão a Inundações e Alagamentos 24
4.4 Aplicação Do Método Hierarquico (AHP) e Álgebra De Mapas 26
4.5 Classificação Supervisionada Pelo Método K-Vizinho Mais Próximo (KNN) 30
4.5.1 Aquisição das Amostras Para a Classificação 32
4.5.2 Obtenção da Acurácia da Classificação 33
4.6 Imagens de satélite planet labs 36
5 RESULTADOS 36
5.1 Implementação Do SIG E Do Método Hierárquico (AHP) 36
5.2 Imagens Classificadas Área Urbana 41
5.2.1 Validação da Classificação 41
5.2.2 Classificação Supervisionada 42
Urbano (Ur) 48
Solo (So) 49

Vegetação Rasteira (VR) 50
Vegetação Densa (VD) 50
5.2.3 NDVI E NDWI DA Área Urbana 50
6. DISCUSSÕES 58
6.1 Validação Das Áreas Susceptíveis A Inundação 58
6.2 Uso e Cobertura do Solo 60
7. CONCLUSÃO 63
8. REFERÊNCIAS 64

1 INTRODUÇÃO

Inundação é uma massa de água que sobe, incha e transborda, terra que normalmente não é coberta (DID, 2023; Khairilmizal et al., 2016). De acordo com Our World in Data (2023), as inundações têm sido historicamente a principal causa de mortes por desastres naturais em todo o mundo, sendo as secas a segunda principal causa (Ritchie & Rosado, 2022; Rosmadi et al., 2023). Para o Ministério da Saúde do Brasil, esses desastres hidrológicos ocasionam danos humanos, patrimoniais e ambientais, fazendo com que, recorrentemente, milhares de famílias evacuem as suas residências (temporária ou definitivamente) e tenham a saúde física e mental exposta a diversos tipos de agravos e doenças (BRASIL, 2017).

Levando em conta tais problemáticas, o desenvolvimento de análises para prevenção de desastres ambientais está se tornando cada vez mais comum e necessário, com o intuito de diminuir os prejuízos causados por esse tipo de evento. Para isso, é necessário ter conhecimento sobre o histórico de inundações anteriores do município em questão, a modelagem digital do terreno, as técnicas de sensoriamento remoto e de geoprocessamento (Goulart & Matsuoka, 2021).

Diante da evolução contínua dos recursos tecnológicos a utilização do Sensoriamento Remoto (SR) torna - se factível na identificação de áreas suscetíveis a riscos. Nos últimos anos, o campo de sensoriamento remoto teve um rápido desenvolvimento (Ma et al., 2019), resultando no surgimento de imagens de alta resolução de diferentes plataformas de sensoriamento remoto (Feng et al., 2016; Li et al., 2017). Ao contrário de uma fotografia de cena única, as séries temporais de imagens de satélite preservam a evolução dos tipos de cobertura do solo, o que por vezes é crítico para tornar os tipos de cobertura do solo mais identificáveis (Sagawa et al., 2019; Ienco et al.,2019)

Atualmente, a incorporação e uso de nanossatélites em estudos hídricos ganha espaço no debate das inovações tecnológicas e seu aporte para o desenvolvimento científico (Cooley et al., 2019). A maior constelação de nanossatélites da atualidade é da empresa Planet Labs, com mais de 200 sistemas sensores PlanetScope em órbita (Strick et al., 2019; Pereira et al., 2019). Essa constelação consegue capturar imagens diárias de todo o globo com resolução espacial média de três metros (Planet Labs, 2016).

Por meio das bandas espectrais das imagens de satélite é possível obter a variação da vegetação e da água de qualquer região a céu aberto do planeta, segundo Kondo et al (2020), o Índice de Vegetação (NDVI) e o índice de diferença normalizada da água (NDWI) são técnicas de classificação de imagens para identificar a vegetação e a cobertura da água. Vários estudos foram realizados usando os índices espectrais. Jodar et al. (2018) avaliaram os recursos hídricos por meio da combinação de modelos hidrológicos concentrados e de sensoriamento remoto. Das et al. (2021) utilizaram índices baseados em sensoriamento remoto, incluindo NDVI, NDWI (Índice de Diferença Normalizada de Água), Índice de Diferença Normalizada de Umidade (NDMI) e SAVI, para monitorar a variação hidrometeorologica no noroeste de Bangladesh.

Junto a tais metodologias, o método hierárquico é a que mais se destaca para o mapeamento e análise de áreas susceptíveis à inundação. Segundo Chai et al. (2013), o método AHP permite atribuir um valor que representa a grau de preferência para uma dada alternativa para cada alternativa adicional. Tais valores podem ser usados para classificar e selecionar alternativas com base em uma estrutura hierárquica

Dentre as ferramentas de processamento de imagens os classificadores supervisionados baseados em aprendizado de máquina são os mais utilizados (Mitchell, 1997). À medida que as técnicas de aprendizagem automática evoluíram, elas têm sido cada vez mais utilizadas para abordar questões de sustentabilidade (Satinet, & Fouss, 2022). Classificação significa a tentativa de prever que determinado caso se enquadra em uma categoria ou classe específica (N. Krisandi, et. al 2013; Sb Imandoust & M. Bolandraftar, 2013).

De acordo com Varun & R. Nisha (2011), às técnicas de classificação são usadas para encontrar um modelo ou função que possa explicar e caracterizar os conceitos ou classes de dados de forma precisa e específica para determinados propósitos. O classificador mais direto nas técnicas de aprendizado de máquina é o k - vizinho mais próximo (KNN) (Cunningham & Delany, 2021).

O KNN classifica objetos com base em dados de aprendizagem de qual é a distância mais próxima do objeto (Lubis; Lubis & Al-Khowarizmi, 2020). Além disso, no método KNN, o processo de aprendizado envolve a localização de um ponto no espaço, determinado pela classe mais frequentemente encontrada entre os dados

vizinhos mais próximos desse ponto. A distância entre os vizinhos no KNN geralmente é calculada utilizando a métrica euclidiana (X. Pan, 2015).

Neste contexto, este estudo teve como objetivo identificar áreas vulneráveis a inundações e o comportamento do uso e cobertura do solo no município de Rio Formoso/PE a partir de dados e técnicas de sensoriamento remoto derivados de imagens do Satélite PlanetScope. A metodologia envolveu o algoritmo de aprendizado de máquinas k-Vizinho Mais Próximo (KNN), os índices espectrais (NDVI e NDWI) e o processo de análise espacial Hierarquia Analítica (AHP).

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Inundação, enchentes e alagamentos

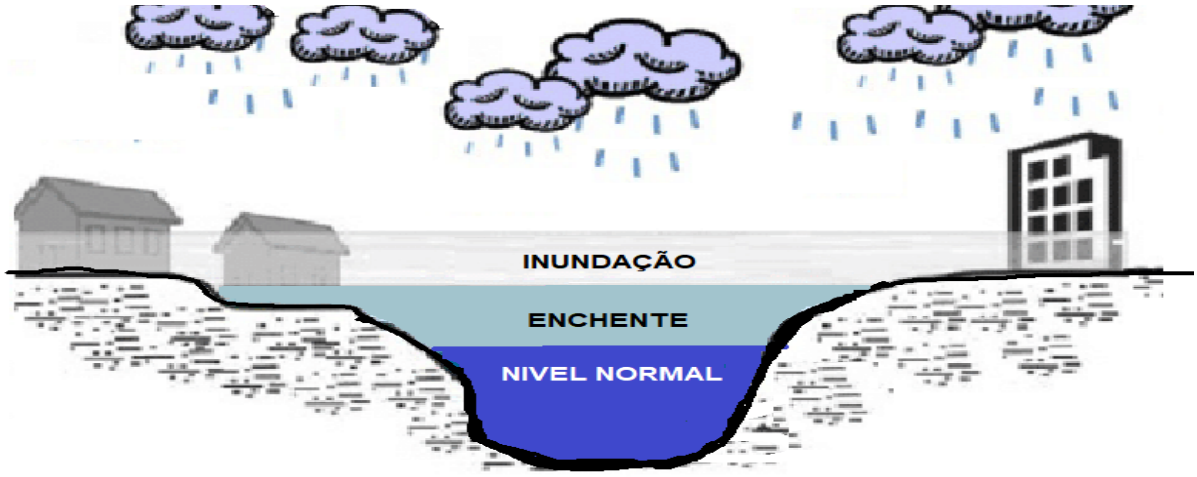
Com o crescimento da área urbana tornou se um problema recorrente os casos de enchentes, inundação e alagamentos. De acordo com Samu & Kentel (2018) a taxa a que ocorrem inundações nos últimos tempos não tem precedentes, com a implicação de que apenas alguns ambientes costeiros, rurais e urbanos ainda têm os seus estados naturais inalterados. O mundo enfrentou muitos desastres nos últimos anos, mas os impactos das inundações ganharam imensa importância e atenção devido aos seus efeitos adversos (Chan et al.,2022).

De acordo com o relatório do Programa das Nações Unidas para o Ambiente, “Tendências Globais em Desastres Relacionados com as Alterações Climáticas 2020 (UNESCO, 2020), as alterações climáticas estão a conduzir um aumento das inundações e os efeitos são devastadores. O relatório sugere ainda um aumento no nível do mar como resultado das mudanças climáticas. Este é um dos principais problemas enfrentados pelos Países Baixos, já que mais de 50% do país está abaixo do nível do mar, encorajando os holandeses a procurar soluções inovadoras de gestão da água (UNDRR, 2021). Além disso, práticas de desenvolvimento prejudiciais podem, por exemplo, alterar ou impedir os fluxos naturais de água, estreitando ou bloqueando rios e riachos, invadindo zonas húmidas e obstruindo canais por sedimentos e resíduos (Amoateng et al., 2018; Shatkin, 2019).

Tendo em vista tais problemas é imperativo discernir o significado de cada nomenclatura referidas aos eventos climáticos extremos. As inundações em épocas de chuvas fortes (acima de 100 mm) vem ocorrendo em razão da ocupação humana as margens dos rios transformando drasticamente a paisagem da planície fluvial (Barbosa & Queiroz, 2022). Entre 2010 e 2020, quase 3,6 mil milhões de habitantes foram inundados, compreendendo 56 por cento da população total mundial. Entre 2010 e 2020, cerca de 820.000 pessoas só na América do Sul e do Norte sofreram com riscos de inundação (Rehman et al., 2019). Os danos causados pelas inundações e os seus efeitos potentes sobre as pessoas também devem ser considerados na localização do caso. As cidades altamente populosas têm maior probabilidade de sofrer inundações e o impacto é diferente do ativo (Bajracharya et al., 2021).

Devido às alterações climáticas, as chuvas extremas podem agravar a incapacidade da infraestrutura de drenagem e aumentar o risco de alagamentos (Fang et al., 2020; Xiong et al., 2019; Zhou et al., 2017). Segundo Yang et al. (2020), as enchentes não afetam áreas de maior altitude. As áreas impactadas estão distribuídas por toda a cidade, incluindo tanto o centro quanto os subúrbios. A proximidade com os rios e a baixa altitude contribuem para que essas áreas sejam atingidas, uma vez que o aumento da vazão fluvial faz com que o nível dos canais de drenagem atinja sua capacidade máxima. Na Figura 1 podemos observar a diferença de cada nomenclatura.

Figura 1: Inundação, enchentes e alagamento.



Fonte: infoenem (2020)

2.2 Sistemas de Informações Geográficas (SIG) na análise de multicritérios

Segundo Lü et al. (2019), o SIG é um sistema de informação projetado para lidar com dados geográficos, espaciais ou geoespaciais para uso espaço-temporal e pesquisa geográfica. o SIG concentrou-se assim em três objetivos principais: adquirir informação geográfica, estudar geobjectos e suas relações e explorar regras geográficas avançadas que determinam o nosso comportamento espaço-temporal (Lin et al. 2013). os ambientes geográficos e os elementos associados existem além de estruturas e camadas geométricas abstratas; tais ambientes são sistemas "holográficos" com informações geográficas ricas e fenômenos geográficos complexos que enfatizam processos e interações geográficas. Tais ambientes exigem que o foco da modelagem mude de um foco principalmente em estruturas e relacionamentos espaciais para um foco que inclua processos e fenômenos geográficos (Lu et al. 2018).

2.2.1. Processo de Analise Hierárquica (AHP)

A otimização pode ser vista como um processo de tomada de decisão com algumas restrições em que a tarefa é obter o máximo benefício dos recursos disponíveis para obter os melhores resultados alcançáveis (Kumar; Pant & Ram, 2019). Na literatura, a tomada de decisão multicritério (MCDM) também tem sido usada para explorar o espaço de busca com técnicas de otimização inspiradas na natureza (Kesireddy et. al, 2020). O processo de hierarquia analítica (AHP), uma das ferramentas MCDM mais respeitadas, é atribuído a Thomas Saaty (Saaty, 1977). Ele tem sido amplamente usado em muitos campos diferentes nos últimos quarenta anos. No AHP, os fatores que podem influenciar as decisões são identificados e, em seguida, esses fatores são organizados em uma estrutura hierárquica de diferentes níveis para reduzir a complexidade do problema de decisão. Em seguida, cada fator no nível correspondente é comparado em pares. Essas comparações $\frac{n(n-1)}{2}$ são organizadas acima da diagonal principal de uma matriz quadrada cujas entradas diagonais são uma. As entradas abaixo da diagonal principal são o recíproco das entradas da metade superior da matriz. Assim, essas comparações contribuem para

a construção de uma matriz de decisão recíproca positiva que é chamada de 'matriz de comparação de pares' ou 'matriz de julgamento' (Pant et. al, 2022).

O método AHP pode gerar informações relevantes em estudos geoambientais em áreas de suscetibilidade à inundação. Segundo Souissi et al. (2020), a avaliação das zonas de risco de inundação (ZRI) tem se tornado uma tarefa inovadora e de grande interesse mundial para geógrafos, hidrólogos, hidrogeólogos e decisores políticos, visando sustentar o crescimento socioeconômico a longo prazo.

O ZRI depende do mapeamento de suscetibilidade e vulnerabilidade dos países em questão e das respectivas áreas de estudo (Mitra; Saha; Das, 2022). A modelagem da zona de susceptibilidade a inundações (ZSI) e da zona de vulnerabilidade a inundações (ZVI) é crucial para o desenvolvimento da avaliação ZRI. Uma das abordagens mais adequadas é a análise de decisão multicritério (ADMC), que foi popularmente acostumado a modelar esses tipos de ZSI, ZVI e ZRI (Radwan et al. 2019; Hammami et al. 2019; Cabrera e Lee 2020; Abdelkarim et al. 2020; Roy et al. 2021; Pham et al., 2021). Segundo Mitra, Saha & Das (2022) vários estudiosos avaliaram recentemente o ZRI usando as abordagens de analises de decisão multicritérios com boa precisão, integrando-se com técnicas de sensoriamento remoto (SR) e GIS globalmente.

Vários estudos foram realizados para prever o risco de inundação empregando as abordagens de análise de multicritério, a exemplo disso temos Processo de hierarquia analítica (AHP) (Das 2020; Roy et al. 2021; Das e Gupta 2021), Várias investigações (Radwan et al. 2019; Lyu et al. 2020; Bhattacharjee et al. 2021; Abdelkarim et al. 2020) já haviam adotado esse método, que inclui atribuir pesos às camadas temáticas e categorizá-las com base no conhecimento prévio e nas circunstâncias específicas do local. Além disso, calamidades naturais, como inundações, incêndios florestais, terremotos e agressões, são agora previstas usando técnicas de aprendizado de máquina (Hong et al. 2018; Ahmadlou et al. 2019).

2.3.2 Classificação Supervisionada e o Método KNN

As imagens multiespectrais de sensoriamento remoto contêm uma grande quantidade de informações de objetos terrestres, que são codificadas em várias bandas da imagem. Como método fundamental de processamento de imagens, a

classificação de imagens de sensoriamento remoto é o base para aplicações ambientais e socioeconómicas (Xi et al., 2021).

O aprendizado de máquina é uma área evolutiva de algoritmos, hardware e sistemas de armazenamento que funcionam de maneira mais inteligente para diversas aplicações, como (a) detecção proativa de comportamento anormal para soluções razoáveis com antecedência; (b) criar modelos de eventos baseados no treinamento do sistema para prever os valores de uma investigação futura; (c) testar a investigação futura com base na compreensão do modelo de eventos criado e (d) calcular a reserva de perdas individual (Kherwa et al., 2022). Segundo Zhang et al (2023), o K-Vizinho Mais Próximo (KNN) é um algoritmo de classificação de aprendizagem supervisionada preguiçosa que determina a classe de uma nova amostra encontrando as K amostras mais semelhantes. O valor de k no algoritmo KNN afeta a complexidade do limite de decisão, com k menor levando a limites de decisão complexos e k maior melhorando a capacidade de generalização do modelo.

No KNN as observações em um conjunto de dados são, em geral, próximas de outras observações com propriedades semelhantes (Alfatni et al, 2022). Além disso, a distância métrica e o valor k desempenham um papel importante na classificação KNN algoritmo (Sudha & Bhavani, 2012). Muitos estudos anteriores concentraram-se especificamente em métodos de classificação avançados e na melhoria da precisão da classificação de imagens de sensoriamento remoto (Yang et al, 2020; Shivam & Biplab, 2023; Geiß et al, 2019) As amostras na classificação de imagens de sensoriamento remoto são usadas principalmente como dados de treinamento para modelos de classificação e como dados de teste para avaliar a precisão dos produtos cartográficos (Zhang et al, 2023).

Várias pesquisas foram realizadas anteriormente no âmbito na classificação supervisionada e da comparação de métodos, Heydari & Mountrakis (2017) estudaram os efeitos da seleção do classificador, tamanho da amostra de referência, distribuição de classes de referência e heterogeneidade da cena na precisão da classificação de pixels. Eles descobriram que SVM e KNN têm uma vantagem significativa na precisão dos pixels de borda e que a distribuição de classes no conjunto de dados de treinamento tem um impacto no cálculo da precisão. Ming et al investigou o impacto do treinamento de amostras e classificadores na classificação de imagens Landsat 8 e descobriu que o SVM tinha a maior precisão de classificação. A precisão do classificador aumentou com o aumento do tamanho da amostra de

treinamento, fornecendo orientação para a seleção de amostras de treinamento e classificadores (Shang et al, 2018). Li et al (2014) pesquisou o efeito do tamanho da amostra na classificação do sensoriamento remoto. Essas investigações oferecem diretrizes essenciais para a classificação de imagens de sensoriamento remoto, capacitando os pesquisadores a escolherem amostras e classificadores com maior precisão. Consequentemente, isso aprimora a exatidão e a confiabilidade dos processos de classificação de imagens de sensoriamento remoto.

2.3.3 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um índice chave derivado de dados de satélite para análise de séries temporais de mudanças na cobertura vegetal e eventos hidrológicos. A deteção remota e o Sistema de Informação Geográfica (SIG) desempenham papéis importantes na análise de séries temporais da influência das alterações climáticas na vegetação e nas alterações da cobertura do solo causadas por catástrofes naturais, como as inundações. O advento do SIG, juntamente com a visão sinóptica e a natureza repetitiva dos dados de detecção remota por satélite, resultou num melhor mapeamento e monitorização em tempo real da vegetação, urbanização e inundações (Smith 1997; Sanyal & Lu 2004).

A estratégia mais frequente para o estudo de séries temporais da cobertura vegetal e das alterações na cobertura do solo devido às alterações climáticas e às atividades antrópicas é a utilização de dados de detecção remota em conjunto com o processamento de SIG e R. Para analisar mudanças em grande escala na cobertura vegetal, são utilizados vários índices de vegetação. Devido às suas características distintas de absorção e reflexão de banda, a detecção remota por satélite de várias faixas de luz visível e invisível permite um mapeamento muito exato da vegetação, corpos d'água, áreas construídas e assim por diante (Shah, Muhammad & Khan, 2022). O NDVI É estimado usando a Equação **(1)**:

(1)

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}$$

Onde ρ_{NIR} e ρ_{Red} são refletâncias dos canais NIR e Vermelho, respectivamente. O NDVI é um indicador altamente responsivo da dinâmica da vegetação, com forte capacidade de expressar a vegetação.

O NDVI é um indicador muito preciso para estudar a mudança espaço-temporal na cobertura vegetal de uma região (Gao et al. 2019), esse índice, pode representar corretamente a cobertura vegetal de uma região e, portanto, é amplamente utilizado em pesquisas em larga escala sobre mudanças na cobertura vegetal (Guo & Zhang 2013). A deteção remota deu um contributo significativo para a monitorização da vegetação e das alterações na cobertura do solo (Sarker 2020).

2.3.4 Normalized Difference Watter Index (NDWI)

A água é o recurso mais importante para sustentar a vida, pois mantém todo o ecossistema vivo e molda a civilização humana (Feng et al, 2016). O sensoriamento remoto por satélite é uma tecnologia funcional para monitorar recursos naturais, como corpos d'água, e permite um monitoramento econômico e de tempo dos recursos hídricos com dados confiáveis (Kales & Acarli, 2019). Vários métodos de sensoriamento remoto por satélite, como classificação de imagens, separação linear, limiar de banda única e índice de água, estão disponíveis para determinar corpos d'água (Gürsoy & Atun, 2019; Gürsoy et al, 2015)

O índice de diferença normalizada de água (NDWI) introduzido por McFeeters (Mcfeeters, 1996) é um dos índices de água mais comumente usados para detectar corpos d'água superficiais abertos e foi criado pela primeira vez pelas bandas espectrais verde e infravermelho próximo (NIR) do Landsat TM (Özelkan, 2020).

A **Equação 2** do NDWI foi formulada por McFeeters (Mcfeeters, 1996) e Xu (Xu, 2006):

(2)

$$NWDI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}}$$

Onde ρ_{Green} e ρ_{NIR} são refletâncias dos canais Verde e Infravermelho Próximo (NIR), respectivamente. NDWI é utilizado para avaliar a influência de chuvas intensas e inundações na mudança da cobertura do solo (Shah, Muhammada & Khanb, 2022).

A condição hidrológica é comumente indicada com dados hidrológicos baseados no local, como o nível da água. Os dados baseados em locais têm alta resolução temporal, mas são menos eficazes para representar as características espaciais (Teng et al., 2021), o Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI) derivado de dados de detecção remota é muito sensível às variações nas condições hidrológicas (Talukdar e Pal, 2019). Permitindo assim, uma análise aprofundada da dinâmica da água em locais de alagamento e inundação.

3 OBJETIVOS

3.1 Objetivo Geral

Identificar áreas vulneráveis a inundações e o comportamento do uso e cobertura do solo no município de Rio Formoso/PE a partir de dados e técnicas de sensoriamento remoto derivados de imagens do Satélite PlanetScope. A metodologia envolveu o algoritmo de aprendizado de máquinas k-Vizinho Mais Próximo (KNN), os índices espectrais (NDVI e NDWI) e o processo de análise espacial Hierarquia Analítica (AHP).

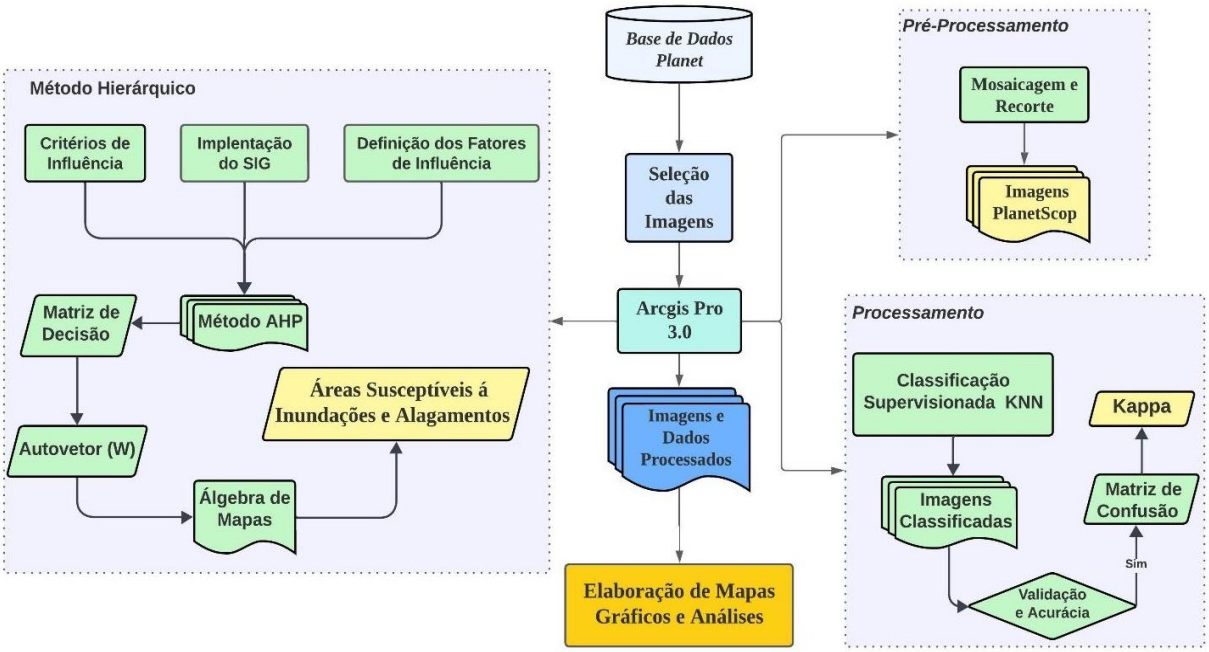
3.2 Objetivos Específicos

- Identificar áreas suscetíveis a inundação por meio de um modelo de uso e cobertura do solo baseado no método AHP e do algoritmo de aprendizagem de máquina KNN e índices espectrais (NDVI e NDWI);
- Avaliar a eficácia dos métodos de análise, como AHP e KNN, na previsão de inundações;
- Analisar a dinâmica do uso e cobertura do solo em áreas suscetíveis a inundação no semiárido entre 2018 e 2023;
- Investigar a relação entre a dinâmica do uso e cobertura do solo e os impactos na paisagem semiárida, por meio de mapas de risco de alagamentos no município de Rio Formoso.

4 METODOLOGIA

A Figura 3 ilustra os procedimentos metodológicos estabelecidos neste estudo para a identificação das áreas suscetíveis a inundação em Rio Formoso – PE

Figura 3: Fluxograma da metodologia.

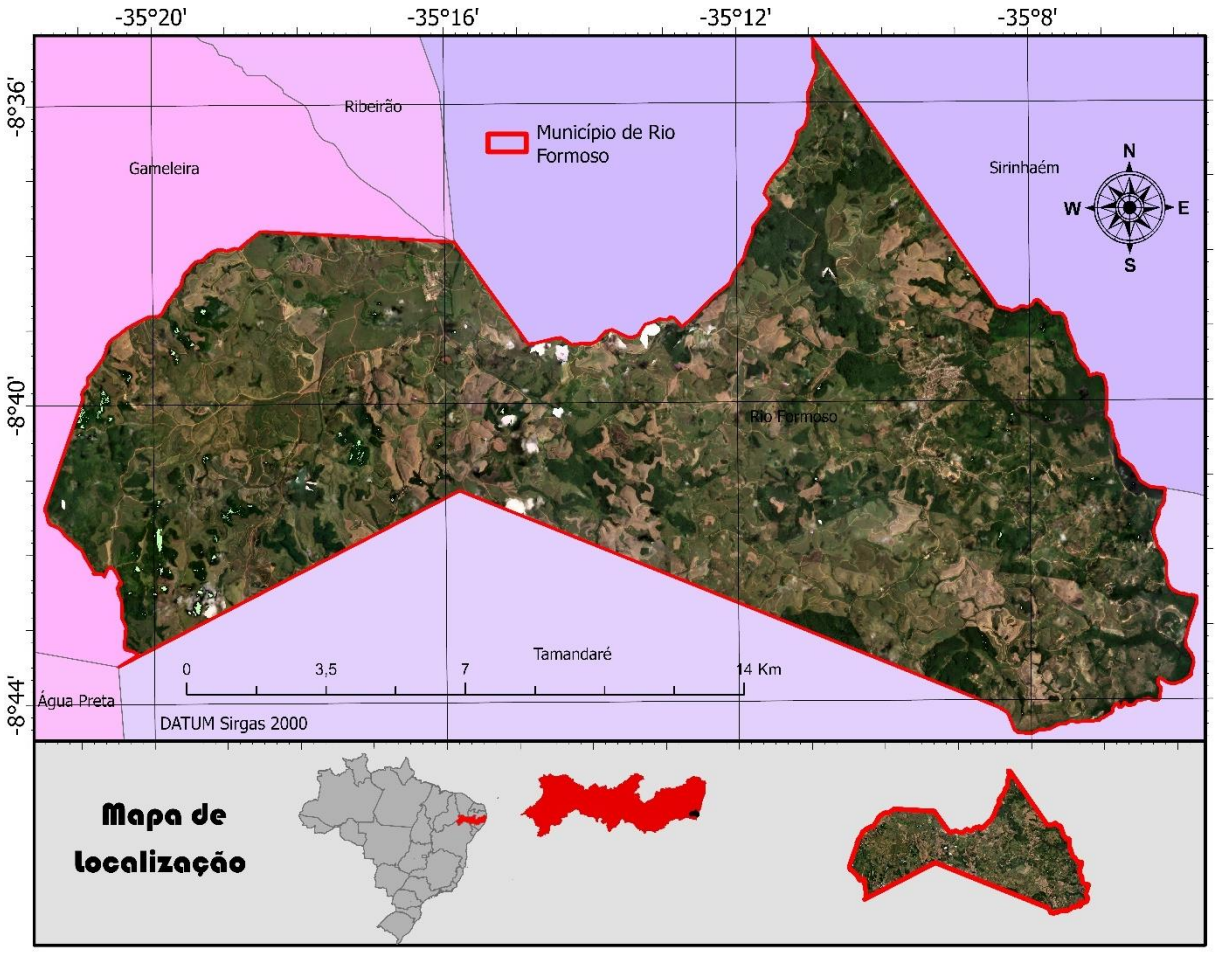


Fonte: Autor (2024)

4.1 Área de Estudo

O município de Rio Formoso (Figura 2) está localizado a 90 Km da capital Recife, na zona da mata sul de Pernambuco. Posicionado entre as coordenadas 244000 e 268000 E e 9048000 e 9036000 N. A área de estudo limita – se ao norte com o município Sirinhaém e ao Sul com o município de Tamandaré (IBGE, 2022).

Figura 2: Mapa de localização do município de Rio Formoso.



Fonte: Autor (2024)

A topografia de Rio Formoso caracteriza-se pela predominância de morros e colinas, com altitudes médias variando de 30 a mais de 400 metros e de 12 a mais de 50 metros, respectivamente. O clima na região é classificado como tropical úmido, exibindo chuvas de inverno antecipadas no outono, configurando um Clima As' (pseudo tropical) conforme a classificação de Köppen.

4.2 Identificação dos Elementos Determinantes para a Propensão a Inundações e Alagamentos

Inicialmente foi realizada uma seleção de fatores condicionantes às inundações e aos alagamentos (Pessoa Neto; Silva & Barbosa, 2022). A partir dessa análise, verificou-se que os fatores de hipsometria, tais como, uso e cobertura do solo, NDVI, densidade urbana e pedologia foram os mais adequados para o estudo da área. Os referidos critérios e suas justificativas estão sintetizadas no Quadro 1.

Quadro 1: Justificativa Dos Elementos Determinantes Para A Propensão A Inundações E Alagamentos

Critério	Justificativa
Hipsometria	A hipsometria de uma região também se configura como um fator importante, determinando as áreas de acumulação da água (Olii; Olii; Pakaya, 2021). Devido à força da gravidade, a água se desloca dos locais mais altos para os mais baixos, causando inundações (Amaya et al., 2021)
Cobertura	Vários processos hidrológicos, como escoamento superficial, taxa de infiltração e evapotranspiração, bem como a interrelação entre águas superficiais e subterrâneas, são significativamente determinadas pelo padrão de uso e ocupação do solo de uma região (Karymbalis et al., 2021). As regiões vegetadas apresentam baixo potencial de inundação, devido à capacidade de reter a água por mais tempo e aumentar a infiltração, enquanto as áreas urbanas, que são, na sua maioria, constituídas por superfícies impermeáveis e solos expostos, tendem a aumentar o escoamento superficial e a reduzir a taxa de infiltração (Rahmati; Zeinivand; Besharat, 2016)
Densidade Urbana	Conforme Rudniak, Oliveira Filho e Andrade (2019) regiões com maior grau de urbanização, e, por conseguinte, maior impermeabilização, apresentam uma propensão maior para o acúmulo de água na superfície, o que eleva a susceptibilidade a eventos de inundação e alagamento.
Pedologia	O tipo de solo é um fator significativo na determinação das características de infiltração e escoamento superficial da água de uma área, consequentemente, intervindo na suscetibilidade de inundações e alagamentos (Cabrera; Lee, 2019; Campioli; Vieira, 2019). Isso significa que áreas compostas por solos argilosos, bem como os solos compactados superficialmente, produzem maior escoamento superficial, enquanto áreas de solos arenosos são propícias à infiltração e percolação (Campioli; Vieira,2019).
NDVI	Sabe-se que, as características gerais das variáveis que comandam o sistema fluvial são o clima, representado pela quantidade e distribuição da precipitação, e a geologia, que controla o gradiente e a composição do material em que o canal se insere (Corradini et al.,2006). Desse modo, o Índice de Vegetação com Diferença Normalizada - NDVI que, baseia-se na assinatura espectral das plantas, cujo objetivo é a estimativa de biomassa vegetal presente na cena, muito têm a contribuir para a compreensão da dinâmica das águas

	em sistemas fluviais visto que, mudanças no regime hídrico podem acarretar alterações nas taxas de crescimento arbóreo uma vez que a precipitação é a maior fonte de umidade do solo e, consequentemente, a principal fonte de água para a vegetação, e no caso do regime de rios

Fonte: Autor (2024).

4.4 Aplicação Do Método Hierarquico (AHP) e Álgebra De Mapas

O método AHP desenvolvido por Saaty (1977) foi utilizado por sua capacidade de analisar problemas através da construção de níveis hierárquicos e atribuição de pesos aos múltiplos critérios, enquanto executa uma comparação por pares intuitiva e consistente através de escala pré-definida (Pinese Júnior & Rodrigues, 2012).Segundo Lira et al. (2022) na etapa de julgamento é realizada uma comparação pareada que resultou no peso de cada critério, representando sua importância no mapa de fragilidade/suscetibilidade ambiental.

Através da comparação pareada construiu-se a matriz de comparação quadrada (Equação 3), de valores recíprocos e diagonal unitária onde seus pesos foram atribuídos conforme os critérios de importância da Escala Fundamental de Saaty (Tabela 1), cujos valores variam de um a nove.

A comparação par a par, gera matrizes quadradas, onde o número na linha *i* e na coluna *j* dá a importância do critério C_i em relação à C_j, como se observa na forma matricial indicada na Equação 3 abaixo:

(3)

$$A = \begin{pmatrix} 1 & a_1 & a_1 & \dots & a_1 \\ \frac{1}{a_{12}} & 1 & a_{23} & \dots & a_2 \\ \frac{1}{a_{13}} & \frac{1}{a_{23}} & 1 & \dots & a_2 \\ \dots & \dots & \dots & 1 & \dots \\ \frac{1}{a_{1j}} & \frac{1}{a_{2j}} & \frac{1}{a_{3j}} & \dots & 1 \end{pmatrix}.$$

Os elementos a_{ij} indicam o julgamento do par de critérios (C_i, C_j) e α o valor da intensidade de importância. Saaty (1991) define as seguintes regras para cada elemento a_{ij} da matriz:

- Se a_{ij} = α, então a_{ij} = 1/ α, α ≠ 0.
- Se C_i é julgado como de igual importância relativa a C_i, então a_{ij} = 1, a_{ji} = 1 e a_{ii} = 1, para todo i.

Tabela 1: Escala Fundamental de Saaty para julgamentos comparativos.

Intensidade de importância	Definição	Explicação
1	Mesma importância	As duas atividades contribuem igualmente para o objetivo.
3	Importância pequena de uma sobre a outra	A experiência e o julgamento favorecem levemente uma atividade em relação a outra.
5	Importância grande ou essencial	A experiência e o julgamento favorecem fortemente uma atividade em relação a outra.
7	Importância muito grande ou demonstrada	Uma atividade é muito fortemente favorecida em relação a outra; sua dominação de importância é demonstrada na prática.
9	Importância absoluta	Quando se procura uma condição de compromisso entre duas definições.
2,4,6,8	Valores intermediários entre os valores adjacentes	Quando se procura uma condição entre duas definições.

Fonte: Saaty (1991)

Conforme a Figura 3, com a definição do SIG e ponderação dos fatores de influência, foi montada a estrutura da matriz de decisão que de acordo com Goulart & Matsuoka (2021). Em cada critério e alternativa são associadas a um valor de prioridade sobre as outras que estão sob análise, a partir de uma escala fundamental de preferências. Seu preenchimento segundo Gomes et al. (2003), é realizado por comparações par a par das alternativas em relação aos critérios tendo como base a escala de julgamento de importância.

Em seguida, foi preciso verificar a consistência dos resultados obtidos, segundo critérios determinados por Saaty (1977). Essa verificação foi realizada pela obtenção do Índice de Consistência (*IC*) (Equação 4) e da Razão de Consistência (*RC*) (Equação 6).

(4)

$$IC = \frac{\lambda_{máx} - m}{m-1}$$

Em que m representa o número de fatores utilizados na Matriz de Comparação Pareada, e $\lambda_{máx}$ é o autovalor máximo, obtido conforme a Equação 5.

(5)

$$\lambda_{máx} = \left(\frac{1}{m}\right)\sum_{\rho=1}^{m}\frac{Vs}{C_P}$$

Onde $\sum_{\rho=1}^{m}\frac{Vs}{C_P}$ são o Vetor de Coerência (C), Vs é o Vetor Soma e C_P é o coeficiente de ponderação o respectivo peso, todos obtidos por meio da matriz de comparação quadrada (Equação 3).

Finalmente, para calcular a Razão de Consistência (*RC*) (Equação 6), foi necessário utilizar os valores do Índice de Consistência (Equação 4) e do Índice Randômico (*IR*) (Tabela 2), que varia conforme a quantidade "m" de parâmetros definidos na Matriz de Comparação Pareada. Saaty (1987) propôs uma tabela com os valores de IR para matrizes de ordem 1 a 10, determinados experimentalmente, conforme apresentado na Tabela 1. Neste estudo, foram considerados 7 fatores, adotando-se o valor de 1,12 para o *IR* uma vez que a quantidade de critérios foram 5.

(6)

$$RC = \frac{IC}{IR}$$

Em que *IC* é o Índice de Consistência e *IR* é o Índice Randômico.

Tabela 2: Índices Randômicos (IR).

m	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
IR	0	0	0,58	0,90	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49	1,51	1,48	1,56	1,57	1,59

Fonte: Adaptado de Saaty (1987).

De acordo com Saaty (1987), se a Razão de Consistência (RC) (Equação 6) for igual ou inferior a 10%, os julgamentos realizados podem ser considerados consistentes. Em seguida com os respectivos pesos de cada critério foi usada a álgebra de mapas a partir da calculadora raster do Arcgis Pro com a seguinte Equação 7:

(7)

$$Ms = (\omega H * H) + (\omega Us * Us) + (\omega DU * DU) + (\omega P * P) + (\omega ND * ND)$$

Na Equação 7, onde Ms denota o mapa de suscetibilidade a inundações e alagamentos, H refere-se à hipsometria, Us representa o uso do solo, DU indica a densidade urbana, P está associado à pedologia, ND corresponde ao NDVI, e ω representa o peso atribuído ao fator respectivo, obtido por meio da Análise Hierárquica de Processos (AHP).

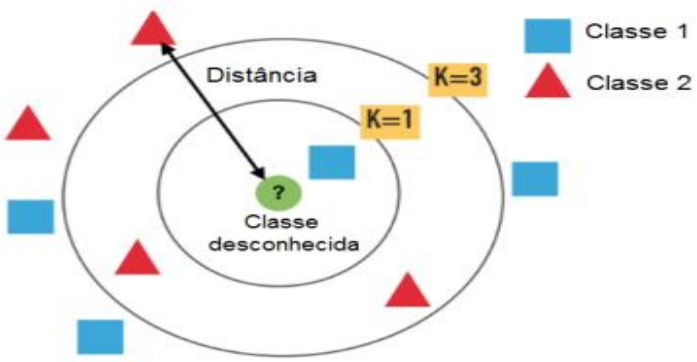
4.5 Classificação Supervisionada Pelo Método K-Vizinho Mais Próximo (KNN)

Para a classificação das imagens orbitais, utilizou se o software ArcGIS Pro 3.0, empregando o método K-Vizinho mais próximo. Conforme Schikowski (2016), esse algoritmo, reconhecido como o mais simplificado dentre as técnicas de aprendizado de máquina, fundamenta-se na premissa de estimar um novo objeto com base nos exemplos do conjunto de treinamento, os quais demonstram proximidade ao objeto em questão, conforme uma métrica previamente definida.

Gou et al. (2019) propuseram um algoritmo KNN baseado na representação de restrições locais. Especificamente, ele primeiro encontra o K vizinhos mais próximos dos dados de teste em cada classe do treinamento dados de acordo com a métrica euclidiana. Então ele constrói K vetores médios locais em cada classe de acordo com o K mais próximo vizinhos na etapa anterior. Finalmente, ele usa a média local vetor para ajustar os dados de teste e combina restrições locais para obter a métrica de distância baseada na representação final (Zhang, 2022).

O KNN (**Figura 3**) usa um banco de dados onde os pontos são separados em várias classes para prever a classificação de um novo ponto de amostragem.

Figura 4: Ilustração do Classificador KNN.



Fonte: medium.(2019)

Para medir a distância entre os pontos A e B em um espaço, várias funções de distância têm sido usadas na literatura, sendo que, a função de distância euclidiana é a mais utilizada (Hu et al., 2016). De acordo com Simioni (2021), considerando A e B como vetores representados por A = (x1, x2, ..., xm) e B = (y1, y2, ..., ym), onde m é a dimensionalidade do espaço de feição, a distância euclidiana entre A e B é determinada pela Equação 8:

(8)

$$Distância\ Euclidiana\ (A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{m}(x_i - y_i)^2}$$

Para a classificação por meio do método KNN foram utilizadas 5 imagens de composição RGB + NIR, as imagens foram mescladas por meio do Arcgis Pro através da ferramenta *mosaico raster.* A Tabela 3 mostra as imagens utilizadas no estudo.

Tabela 3: Especificação das imagens utilizadas.

Satélite/ Constelação	Data	Bandas Spectrais (µm)				Resolução (m)	Resolução (bits)	Sensor
		R	G	B	NIR			
PLANET LABS	29/05/2018 07/05/2019 04/06/2019 27/06/2020 04/08/2023	***0.59 - 0.67***	***0.50 - 0.59***	***0.455 - 0.515***	***0.78 - 0.86***	**3**	**16**	**PS2**

Fonte: Adaptado de Plant Labs (2017)

4.5.1 Aquisição das Amostras Para a Classificação

Para a realização da classificação das imagens, se fez necessário adquirir as respectivas amostras de cada classe sendo essas Urbano, Solo, Vegetação Rasteira e Vegetação Densa (Quadro 3). Todo o processo de classificação foi realizado através do software arcgis Pro 3.0 através da ferramenta *imagery* os seguintes passos foram realizados *Classification Wizard* > *Method: Supervised* > *Type: pixel based*.

Quadro 3: Caracterização das classes de uso e ocupação utilizadas

Classes	Tipologia e descrição	Imagens Planet
Ur	Urbano: Classe de regiões que permitem um alto escoamento durante um episódio de precipitação. Nesta categoria, estão incluídas superfícies asfálticas, telhados, calçadas, terraços, lajes e outras áreas impermeáveis.	
So	Solo: Classe que engloba espaços desprovidos de vegetação, suscetíveis à erosão. Adicionalmente, durante a ocorrência de chuvas, podem facilitar um maior escoamento.	
VR	Vegetação Rasteira: Classe que possui vegetação boas condições, fornecendo proteção ao solo e reduzindo o escoamento.	
VD	Vegetação Densa: Classe que abrange regiões com árvores de maior estatura e copas mais amplas em comparação com outras. São espaços de relevância significativa, pois a vegetação intercepta os impactos das gotas de chuva, protegendo	

	o solo e facilitando a infiltração, o que reduz o escoamento superficial.	

Fonte: Autor (2024).

4.5.2 Obtenção da Acurácia da Classificação

Foi distribuído de forma aleatória 100 pontos de controle por meio da ferramenta *Creat Acuraccy Assessment Point*, em seguia a imagem classificada foi comparada com a imagem RGB e caso houvesse alguma divergência em determinada classe, a classe correta seria computada na tabela de atributos dos pontos de controle. Após o referido processo foi necessário observar o resultado do controle de qualidade da classificação, esse se fez através da ferramenta *Compute Confusion Matrix* onde o software entrega os dados estatísticos da matriz de confusão e *kappa* por meio das Equações 9 e 10.

Segundo Ferraz et al (2022) a matriz de erro, também chamada de matriz de confusão, é uma matriz M × M A de modo que seus elementos são áreas classificadas de acordo com a imagem de sensoriamento remoto e a verdade fundamental:

(9)

$$MC = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1C} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2C} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ m_{C1} & m_{C2} & \cdots & m_{CC} \end{pmatrix}$$

Considerando a classificação das imagens de todo o território de interesse levando a identificação de M classes de cobertura do solo de modo que R = (m_{+1}, m_{+2}, . . . , m_{+C}) é C × 1 Vetor coluna com a área total de pixels classificados em cada tipo de classe. As áreas atuais são representadas por T = (m_{1+}, m_{2+}, . . . , m_{C+}) , C × 1 é um vetor

coluna com a área total dos pixels classificados em cada tipo de classe (Ferraz et al., 2022).

Foi utilizado os valores do KAPPA que avalia a qualidade das classificações (Landis; Koch, 1977). Segundo Brites (1996) o índice KAPPA considera que tanto o mapa obtido por meio da classificação, como a camada de referência criada possuem o mesmo grau de veracidade. A Equação 10 mostra como obter esse índice:

(10)

$$k = \frac{n\sum_{i=1}^{k} n_{ii} - \Sigma_{i=1}^{k} n_{i+}n_{+i}}{n^2 - \Sigma_{i=1}^{k} n_{i+}n_{+i}}$$

Em que: k = ao número de linhas da matriz de erros; n = número de total de observações (amostras) ; n_{ii}= número de observações da linha i e coluna i; n_{+i}= total da linha i; n_{i+}= total da coluna i.

Os coeficientes do Índice de Kappa (K) manifestam-se em uma escala que oscila entre -1 e 1, onde a pontuação de 1 denota uma concordância integral entre a representação classificada e a representação real, enquanto o valor de -1 é indicativo de uma discordância absoluta. Esses resultados são então submetidos à comparação e confronto com os critérios estabelecidos por Landis e Koch (1977), os quais são empregados para a avaliação da precisão do mapa temático obtido por meio da classificação da imagem (conforme ilustrado no Quadro 4).

Quadro 4: Qualidade da classificação segundo intervalos do coeficiente Kappa.

Valor do Kappa	Qualidade da Classificação
<0.00	Péssima
0.00 – 0.20	Ruim
0.20 – 0.40	Razoável
0.40 – 0.60	Boa
0.60 – 0.80	Muito Boa
0.80 – 1.00	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977).

A acurácia global estatisticamente (Equação 11), é responsável por determinar o quão correto e isento de erros é o valor apresentado (Pontius Junior; Gilmore; Millones, 2011)

Acurácia Global dos Dados:

(11)

$$\hat{G} = \sum_{i=1}^{H} \hat{P}_{i,j}$$

Em que:

Ĝ = acurácia global, igual ao somatório da diagonal principal da matriz de proporções (Pontius Júnior; Gilmore; Millones, 2011).

Um erro de omissão (PA) representa *pixels* que pertencem a uma classe, mas não são classificados nessa classe. Enquanto o erro de comissão (UA) representa pixels que pertencem a uma classe, mas são classificados em outra classe (Wang et al., 2020; Abbasi et al., 2022; Richards & Richards, 1999).

Os erros de omissão (PA) e de comissão (UA) foram determinados para cada classe da área analisada. As Equações 12 e 13 ilustram o método utilizado para calcular esses valores.

(12)

$$PA = \frac{x_{ii}}{x_{+i}}$$

(13)

$$UA = \frac{x_{ii}}{x_{i+}}$$

Onde: x_{ii} = número de observações na linha i e coluna i; x_{i+} = total da linha i; x_{+i} = total da coluna i.

4.6 Imagens de satélite planet labs

A constelação PlanetScope da Planet Labs (Planet Team, 2021) tem mais de 200 satélites ópticos com resoluções de 3 a 5 m e revisitas diárias. As camadas de entrada incluíam bandas de refletância de superfície vermelha (R), verde (G), azul (B) e infravermelho próximo (NIR) do PlanetScope (Taylor, Carr & Rounce, 2022). Segundo Ghuffar (2018) as imagens do PlanetScope possuem uma área de cena relativamente pequena, ou seja, 24,4 km × 8,1 km (aproximadamente). Cada satélite captura uma imagem com intervalo de aproximadamente 1 s, resultando em uma pequena sobreposição entre imagens consecutivas. Carvalho Júnior (2018) compara o tamanho de um Landsat 8 com um nanossatélite da empresa Planet Labs: o Landsat com suas dimensões e peso de duas toneladas é 50 vezes maior do que um nanossatélite convencional.

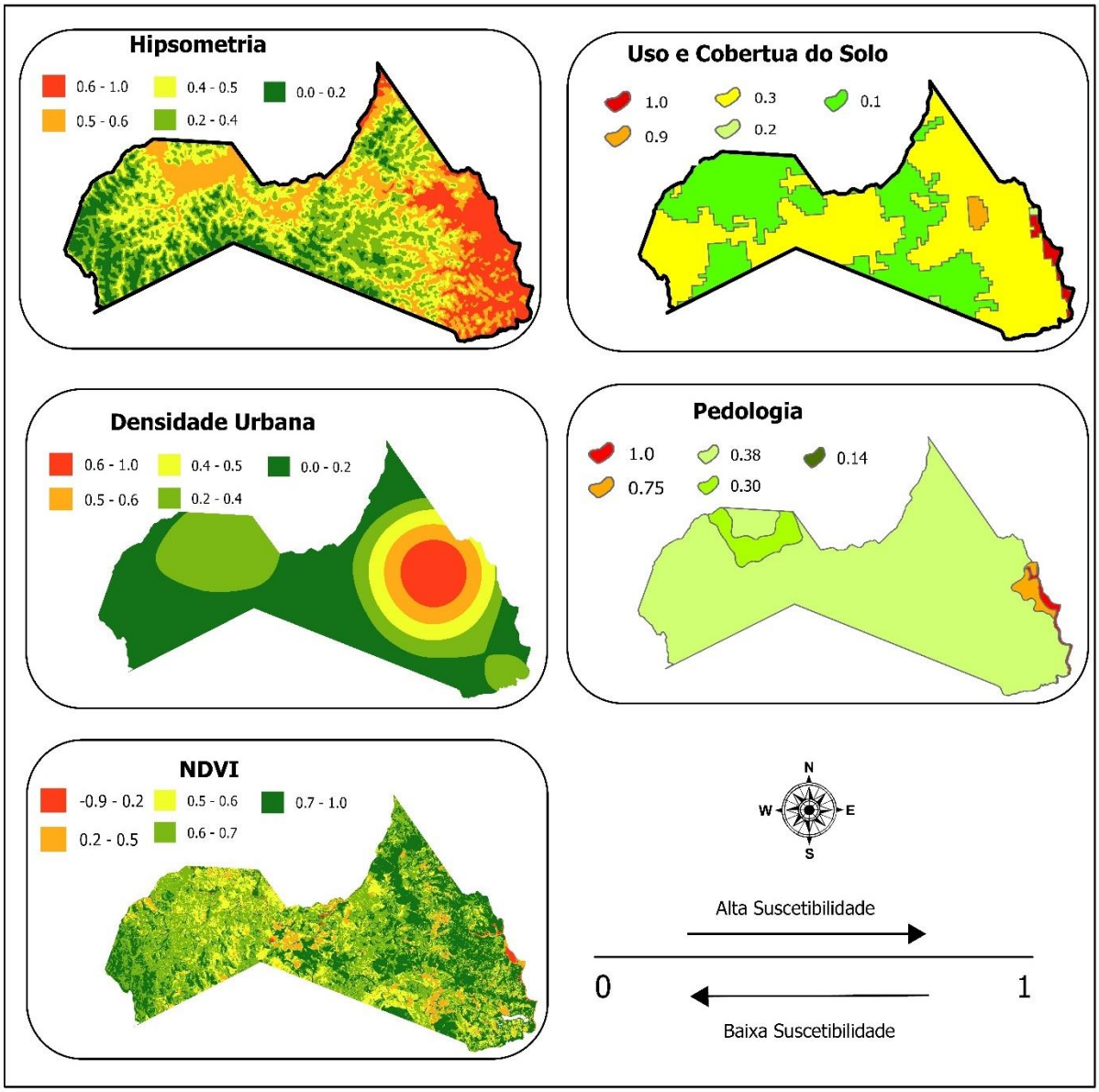
A empresa Planet Labs foi a pioneira a colocar em órbita e explorar os nanossatélites, motivada por fins comerciais de monitoramento de propriedades agrícolas. Desde 2016, foi iniciado o lançamento de uma constelação que atualmente é composta por mais de 200 sistemas sensores chamados de PlanetScope ou Cubesat 3U, os quais capturam imagens de todo o globo com resolução espacial de três metros e tempo de revisita médio de 30 horas (Planet Labs, 2016; Roy et. al, 2021).

5 RESULTADOS

5.1 Implementação Do SIG E Do Método Hierárquico (AHP)

Para a implantação do SIG (Figura 5) conforme Goulart & Matsuoka (2021) os dados a serem incorporados neste projeto devem estar no mesmo sistema de coordenadas, garantindo assim que possam ser geograficamente associados, ou seja, posicionados corretamente em suas respectivas localizações na superfície terrestre. Qualquer dado que não estivesse originalmente nesse sistema passou por uma transformação de coordenadas para ser integrado.

Figura 5: Mapa dos fatores de susceptibilidade



Fonte: Autor (2024)

O mapa de suscetibilidade foi elaborado em duas etapas distintas no decurso desta pesquisa. A primeira fase foi de natureza teórica e fundamentou-se na reclassificação dos atributos temáticos presentes em cada mapa proposto no modelo. Tal reclassificação empregou uma escala ascendente de valores adimensionais, variando de 0 (indicando menor suscetibilidade) a 1 (indicando maior suscetibilidade) para cada uma das variáveis consideradas.

A segunda fase, a operacional, consistiu na aplicação do método AHP, tendo como base a escala de Saaty e Vargas (1991). Conforme Mantovani & Bacani (2018) os mapas temáticos são estruturados em uma hierarquia com base em sua relevância no contexto da suscetibilidade do processo analisado, sendo posteriormente

comparados entre si por meio de uma matriz. Nessa abordagem, é atribuído um valor de importância relativa (peso) para representar a inter-relação entre as variáveis temáticas consideradas. A partir desses valores relativos, são então calculados os pesos ponderados dos fatores por meio do autovetor da matriz e é avaliada a consistência do julgamento por meio do máximo autovalor da matriz. Assim, construiu-se uma matriz de comparação pareada (Quadro 5), onde se compararam as variáveis dois a dois.

Quadro 5: Matriz de Comparação aos Pares

Matriz de Comparação aos Pares					
Variáveis	Cobertura	Hipsometria	NDVI	Densidade urbana	Solos
Cobertura	1	1	4	1	4
Hipsometria	1	1	3	2	2
NDVI	0.25	0.33	1	0.50	1
Densidade urbana	1	0.50	2	1	3
Solos	0.25	0.50	1	0.33	1

Fonte: Autor (2024)

Na avaliação dos fatores, destacou-se que os mapas de cobertura, hipsometria e densidade urbana apresentaram um grau de importância superior em relação às demais variáveis. Por outro lado, os mapas de NDVI e solos foram considerados igualmente relevantes, ambos atribuídos com o menor grau de importância. Esta hierarquia foi estabelecida por meio de observações empíricas e de uma análise integrada dos aspectos físico-geográficos da área em estudo, respaldada por uma série de tratamentos e simulações aplicadas aos dados utilizados na pesquisa.

Após a obtenção dos valores ponderados na Matriz de Comparação aos Pares (Quadro 5) e do cálculo dos pesos para cada parâmetro Quadro 6, foi preciso verificar a consistência desses resultados. Nessa análise, foi obtido um IC igual 0,0354 e uma RC igual a 3,197%. Pelo valor da RC ser abaixo de 10%, as comparações realizadas foram coerentes e produziram resultados confiáveis, conforme ressalta Saaty (1987).

Quadro 6: Variáveis e seus respectivos autovetores (Pesos).

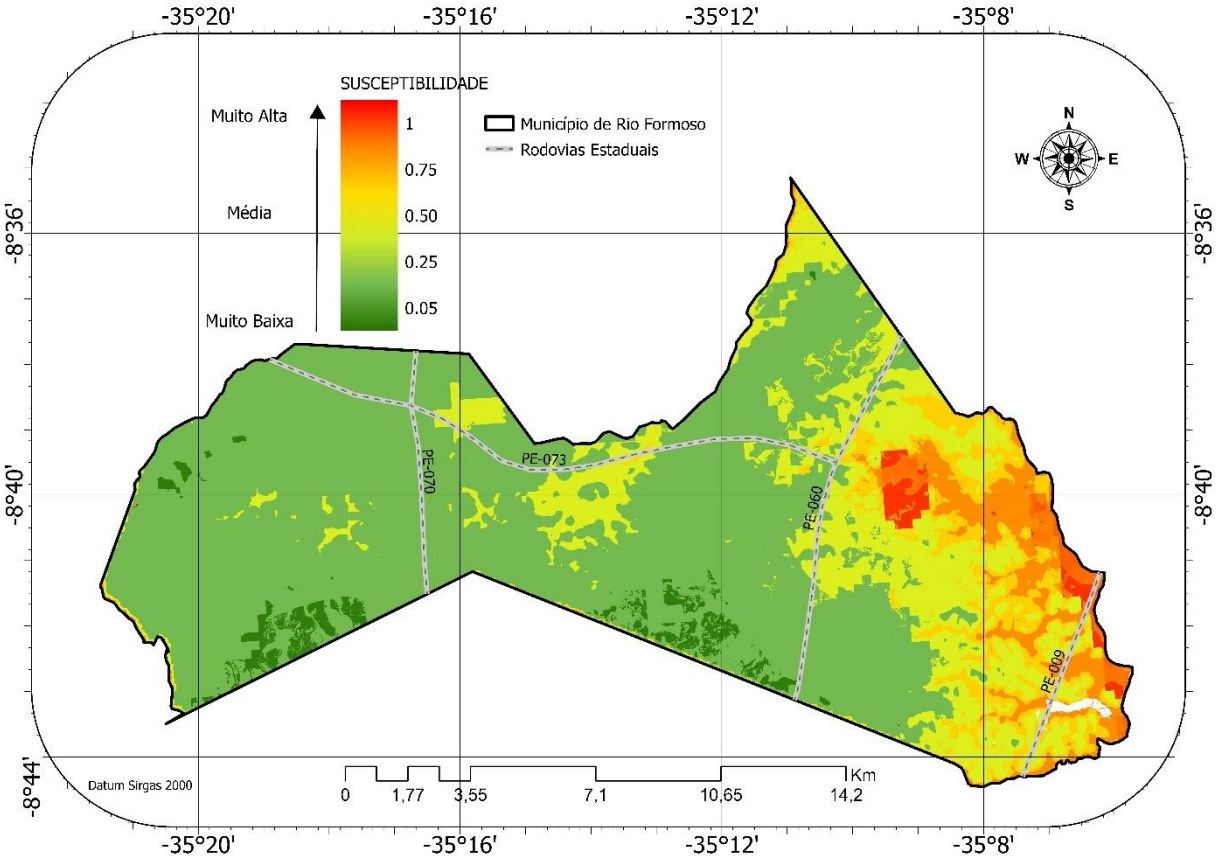
VARIÁVEIS	AUTOVETOR (W)
COBERTURA	0.326732673
HIPSOMETRIA	0.267326733
NDVI	0.091584158
DENSIDADE URBANA	0.222772277
SOLOS	0.091584158

Fonte: Autor (2024)

De posse dos Autovalores (W) calculados, bem como da razão de consistência, aplicou-se a fórmula da equação 1 para modelagem matemática das áreas de suscetibilidade a inundação e/ou alagamento.

Conforme indicado na Figura 6, as classes de risco mais elevadas estão concentradas na zona urbana de Rio Formoso, caracterizadas por uma suscetibilidade alta a muito alta.

Figura 6: Mapa de Susceptibilidade a alagamento e inundação do município de Rio Formoso.



Fonte: Autor (2024)

Observa-se uma extensa área nas direções leste e sudeste da região, apresentando uma elevada probabilidade de alagamento. Em outras partes da área de estudo, notamos uma suscetibilidade média ao norte e uma probabilidade muito baixa a baixa de enchentes e inundações na vasta região oeste.

Vale salientar que a população já vem sofrendo eventos recorrentes de alagamentos e inundações associados ao Rio Formoso. Podemos destacar o ano de 2019, marcado por uma precipitação pluviométrica que ocasionou a inundação urbana, resultando na submersão de várias localidades, deslocamento de residentes,

danos à infraestrutura urbana. Este episódio ilustra de forma inequívoca a vulnerabilidade da comunidade frente aos eventos hidrometeorológicos extremos.

A contextualização geográfica da área de estudo, situada em uma região costeira, adiciona um agravamento na situação. A iminência do aumento do nível do mar, impulsionado pelas mudanças climáticas, representa um fator de agravamento potencial para os já desafiadores processos hidrometeorológicos. Esse cenário, se concretizado, intensificaria os riscos associados a inundações e alagamentos, ampliando os impactos negativos sobre a infraestrutura, a sociedade e o meio ambiente local.

Na Tabela 4, são apresentados os resultados das relações de áreas para cada classe de risco.

Tabela 4: Proporção das áreas suscetíveis às inundações e aos alagamentos no município de Rio Formoso.

Suscetibilidade	Área (km²)	Taxa Percentual (%)
Muito Baixa	5.77	2.54
Baixa	188.74	82.98
Média	15.74	6.92
Alta	10.42	4.58
Muito Alta	5.49	2.41
Não Classificado	1.29	0.57
Total	227.45	100

Fonte: Autor (2024).

2.54% da área total do estudo, correspondente a 5.77 km², está categorizada como Muito Baixo risco. Para a classe de risco Baixo, foi calculado um total de 82.98%, equivalente a 188.74 km². Além disso, o mapeamento revelou que 6.92% da área se enquadra na classe de risco Médio, enquanto 4.58% está classificado como Alto risco. Adicionalmente, 2.41% da área foi identificada como pertencente à categoria de Muito Alto risco, o que corresponde a 5.49 km². Uma porção da área não foi classificada, representando 0.57% do total.

Apesar da presença de uma área de risco muito alta, esta é relativamente pequena em comparação com o total da área examinada. No entanto, a sua localização dentro da área urbana é um fator crucial a ser considerado. Esta área de alto risco dentro do contexto urbano pode intensificar os impactos das chuvas intensas na região em estudo, devido à densidade populacional e à infraestrutura vulnerável presente e a impermeabilidade do solo como visto na Figura 6.

Outro aspecto a ser destacado é a divisão da mancha urbana do município em questão, que é realizada ao norte por um rio cujo nome é idêntico ao da própria área de estudo. É importante ressaltar que, ao longo de toda a margem deste rio, é observável um elevado nível de suscetibilidade.

5.2 Imagens Classificadas Área Urbana

5.2.1 Validação da Classificação

No ano de 2018, a maioria das classes evidenciou níveis de precisão entre 77% e 100%, como indicado na Tabela 5. O percentual mais elevado de erros por omissão foi identificado na classe Ur (33%) durante o ano de 2023, apresentando uma taxa de acerto de 67%, a mais baixa dentre todas as classes e anos analisados. Analisando o caso mencionado anteriormente, foram identificados 4 pixels de outras classes, sendo 3 de solo e 1 de vegetação rasteira. Notavelmente, para todas as classes, nas 5 analises de classificação, os valores de acerto ultrapassaram 60% obtendo acurácia geral de 88,52%.

Tabela 5: Acurácia geral da classificação.

Classes	Acurácia do Produto (%)					Acurácia do Usuário (%)				
	2018	2019 (Pré)	2019 (Pós)	2020	2023	2018	2019 (Pré)	2019 (Pós)	2020	2023
Urbano (Ur)	100	95	100	100	100	87,5	95	73	100	67
Solo (So)	57	94	74	82	65	100	89	100	100	81
Vegetação Rasteira (VR)	100	75	97	94	83	77	84	97	77	69
Vegetação Densa (VD)	91	88	100	84	89	100	83	97	94	100
Acurácia Geral	88,52%									

Fonte: Autor (2024)

Por sua vez os valores da acurácia do produto obtiveram os menores resultados na classe Solo (So), com valores de acerto de 57% em 2018 e 65% em 2023. Nos demais anos, as taxas variam entre 74% e 94%. Isso ocorre devido à semelhança nos valores de brilho entre essa classe e as áreas urbanas e de vegetação rasteira, o que é evidenciado pelos pixels atribuídos erroneamente. No ano

de 2018, foram atribuídos 9 pixels à classe solo, sendo 7 de vegetação rasteira (VR) e 2 de área urbana (Ur). Já em 2023, foram identificados um total de 7 pixels, sendo 3 da área urbana (Ur) e 4 de vegetação rasteira (VR).

Esses erros decorrem de dois fatores principais. Primeiramente, a natureza básica do classificador KNN, que utiliza interpolação por mínima distância, podendo gerar equívocos ao definir classes com tons de cinza semelhantes, como observado anteriormente. Em segundo lugar, os brilhos (tons de cinza) similares das classes, especialmente da classe urbana, onde o intervalo de confiança é maior que a média seguindo a logica gaussiana, resultando assim em distorções. Quando o intervalo de confiança é maior que a média (IC > $\bar{x}$), indica que a classe em questão possui intervalos de cinza de outras classes. Isso é evidente na área urbana, onde contém solo exposto, água, vegetação rasteira, entre outros elementos.

5.2.2 Classificação Supervisionada

Uma investigação aprofundada das características da dinâmica geoespacial relacionada ao uso e cobertura do solo foi realizada por meio da identificação e avaliação das alterações significativas na paisagem, através da aplicação e interpretação dos índices espectrais. Além disso, foi realizada uma análise detalhada do valor agregado proporcionado pelos produtos de nanossatélites na investigação de ambientes complexos, com um enfoque específico no município de Rio Formoso.

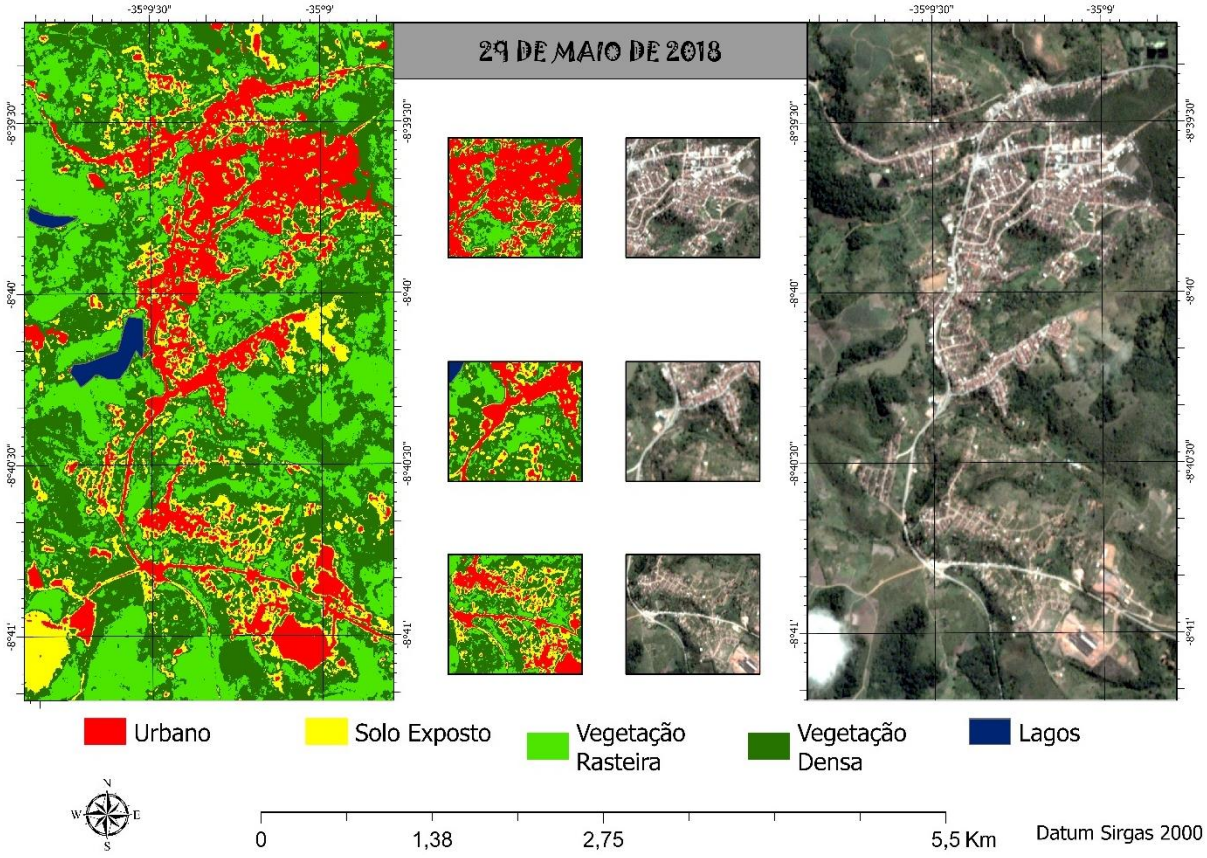
As imagens PlanetScope, possuem algumas limitações em termos de resolução espectral e operem com um conjunto reduzido de bandas, contudo foram utilizadas neste estudo quatro bandas, sendo elas: Vermelho, Verde, Azul e Infravermelho Próximo (RGB + NIR) (Planet Labs, 2016). Apesar da simplicidade da interpolação empregada, que se baseia no método de mínima distância, o desempenho do classificador foi satisfatório, atendendo às expectativas estabelecidas pela precisão da classificação em apenas quatro classes distintas (Urbano, Solo, Vegetação Rasteira e Vegetação Densa).

O algoritmo do classificador apresentou dificuldades em distinguir entre valores de brilho/limiares muito similares, como os associados ao solo exposto e áreas urbanas como dito anteriormente. No entanto, apesar dessa confusão inicial, em parte atribuída às variações nos valores médios e intervalos de confiança de cada pixel, o

classificador conseguiu alcançar altos níveis de acurácia geral. É notável que a classe de vegetação densa obteve o melhor desempenho em comparação com as demais classes. Este resultado pode ser atribuído à capacidade da banda 4 do infravermelho próximo em destacar características de vegetação arbórea/densa, proporcionando uma discriminação mais precisa nessas áreas.

Os produtos classificados das imagens PlanetScope podem ser conferidos nas Figuras 7 a 11 assim como as respectivas matrizes de confusão (Quadro 7 a 11),

Figura 7: Classificação e seus valores do ano de 2018 do município.



Fonte: Autor (2024)

Quatro 7: Matriz de confusão da classificação de 2018.

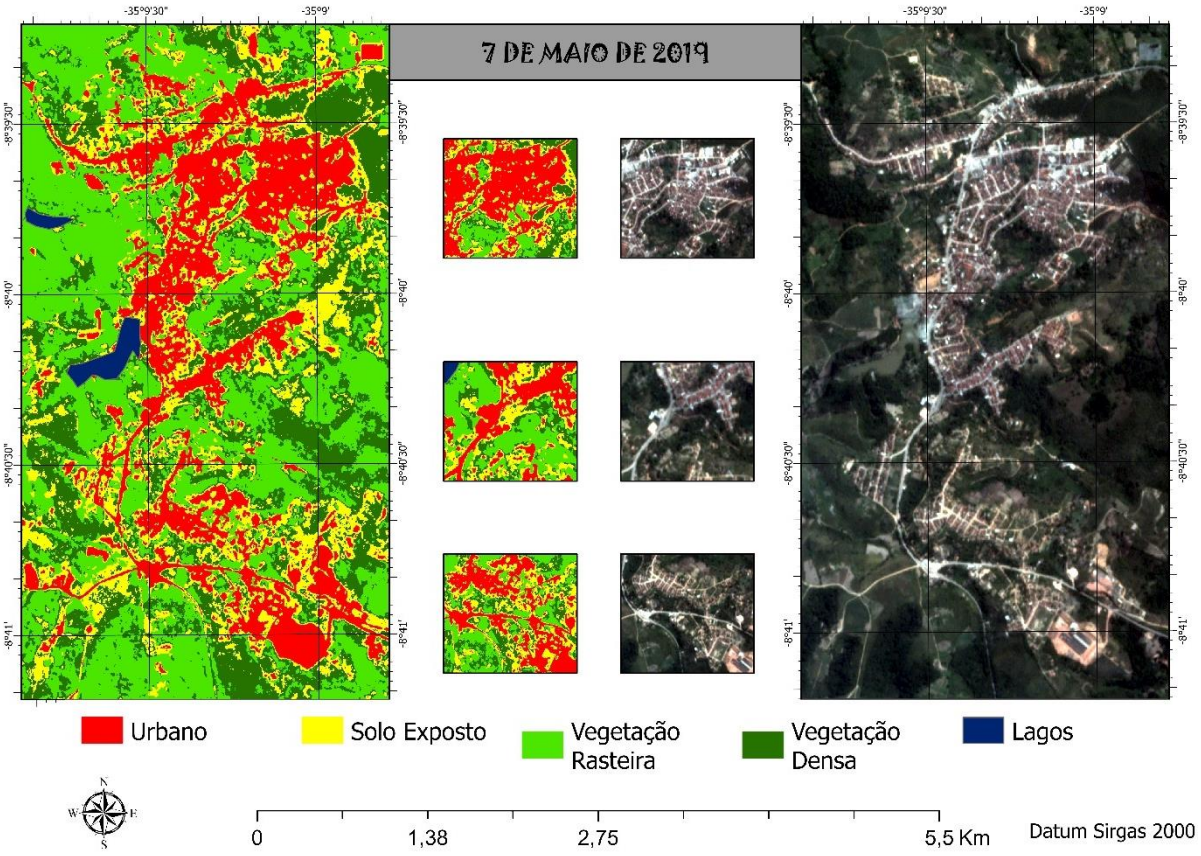
Classes	Ur	So	VD	VR	Total	U_A	K
Ur	14	2	0	0	16	0,875	0
So	0	12	0	0	12	1	0

VD	0	0	29	0	29	1	0
VR	0	7	3	33	43	0,77	0
Total	14	21	32	33	100	0	0
A_P	1	0,57	0,91	1	0	0,88	0
Kappa	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0,83**

Fonte: Autor (2024)

É possível observar a variação da quantidade de pixel em cada classe. Analisando todos os produtos classificados e suas respectivas matrizes de confusão podemos observar que o ano de 2018 possui o menor Kappa de todos os anos analisados possuindo valor de 76%, enquanto o ano de 2019 em especial 4 de junho obteve resultado de 93% possuindo assim o melhor desempenho na classificação de todos os intervalos temporais observados. De forma geral, os produtos seguindo o Quatro 4, obtiveram qualidade que varia de muito boa >60% a excelente >80%.

Figura 8: Classificação e seus valores do ano de 2019 pré cheia do município.



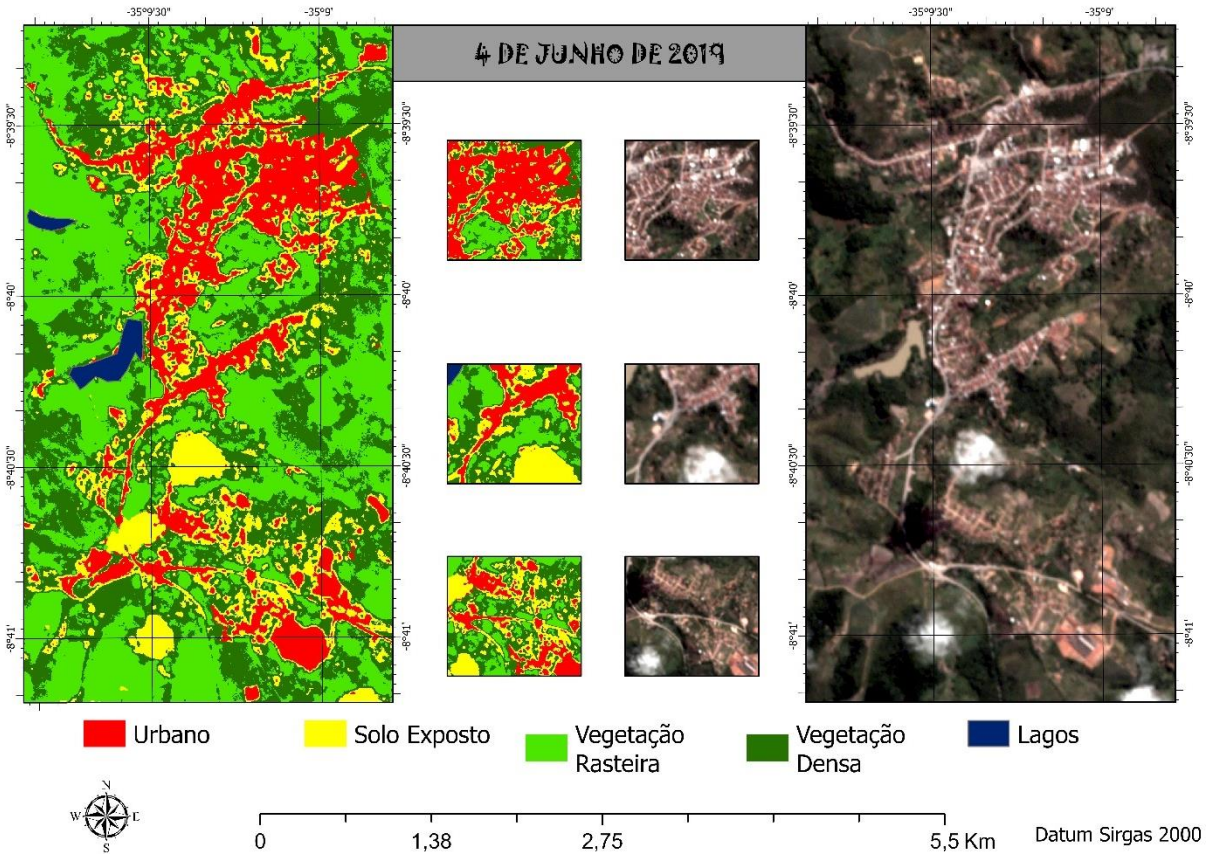
Fonte: Autor (2024)

Quatro 8: Matriz de confusão da classificação de 2019 (pré cheia).

Classes	Ur	So	VD	VR	Total	U_A	K
Ur	19	1	0	0	20	0,95	0
So	1	17	0	1	19	0,89	0
VD	0	0	30	6	36	0,83	0
VR	0	0	4	21	25	0,84	0
Total	20	18	34	28	100	0	0
P_A	0,95	0,94	0,88	0,75	0	0,87	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0,82

Fonte: Autor (2024)

Figura 9: Classificação e seus valores 4 de junho de 2019.



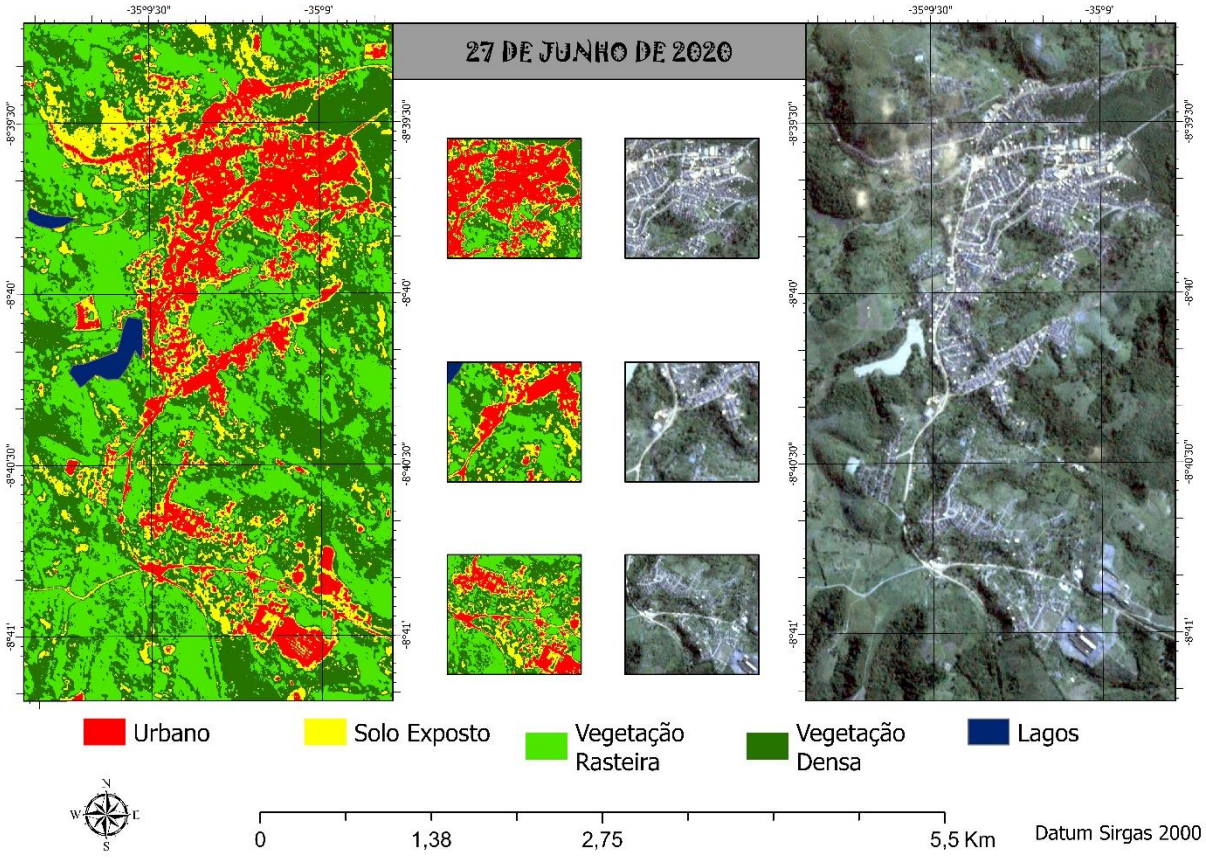
Fonte: Autor (2024)

Quatro 9: Matriz de confusão da classificação de 2019 (pós cheia).

Classes	Ur	So	VD	VR	Total	U_A	Kappa
Ur	11	4	0	0	15	0,73	0
So	0	14	0	0	14	1	0
VD	0	0	35	1	36	0,97	0
VR	0	1	0	34	35	0,97	0
Total	11	19	35	35	100	0	0
A_P	1	0,74	1	0,97	0	0,94	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0,92

Fonte: Autor (2024)

Figura 10: Classificação e seus valores do ano de 2020



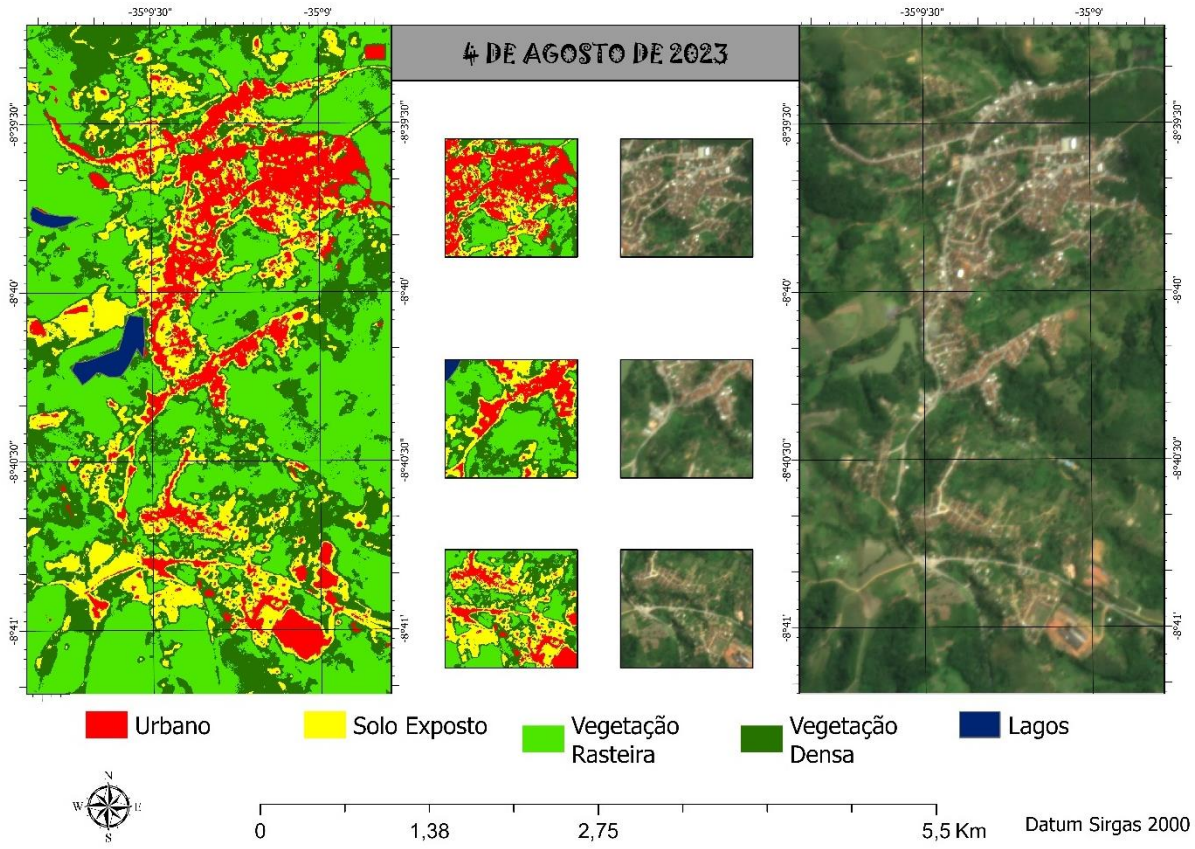
Fonte: Autor (2024)

Quatro 10: Matriz de confusão da classificação de 2020.

Classes	Ur	So	VD	VR	Total	U_A	K
Ur	13	0	0	0	13	1	0
So	0	14	0	0	14	1	0
VD	0	0	32	2	34	0,94	0
VR	0	3	6	30	39	0,77	0
Total	13	17	38	32	100	0	0
P_A	1	0,82	0,84	0,94	0	0,89	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0,84

Fonte: Autor (2024)

Figura 11: Classificação e seus valores do ano de 2023.



Fonte: Autor (2024).

Quatro 12: Matriz de confusão da classificação de 2023.

Classes	Ur	So	VD	VR	Total	U_A	K
Ur	8	3	0	1	12	0,67	0
So	0	13	0	3	16	0,81	0
VD	0	0	42	0	42	1	0
VR	0	4	5	20	29	0,69	0
Total	8	20	47	24	99	0	0
P_A	1	0,65	0,89	0,83	0	0,84	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0,76

Fonte: Autor (2024).

Urbano (Ur)

Ao analisar as imagens RGB e os resultados do classificador KNN, é possível quantificar espacialmente as alterações em cada classe, considerando que cada pixel das imagens PlanetScope representa 9 m² da área imageada. Em 2018, a quantidade de pixels classificados como área urbana foi de 1,09 km² ou 121.616,72 px, correspondendo a 15,22% da área de estudo (Figura 7, Tabela 6). No ano de 2019, especialmente no período pré-cheia, os valores para a respectiva classe foram de 1,39 km², representando 19,16% de toda a área classificada, sendo este o maior valor registrado para a classe urbana (Ur) (Figura 8, Tabela 6). No período pós-cheia do mesmo ano, a classe urbana experimentou uma redução de 4,37%, totalizando 1,05 km², ou 14,79% da área de estudo (Figura 9, Tabela 6).

Em relação aos anos de 2020 e 2023, os valores de pixels classificados como área urbana foram de 0,92 km² ou 102.691,39 px (12,63%) e 0,84 km² ou 93.564,13 px (11,57%) respectivamente (Figura 10 e 11, Tabela 6). O ano de 2023 registrou os menores valores de pixels classificados como área urbana, resultando em uma redução de 3,65%, a segunda maior variação negativa entre todas as classes analisadas.

Tabela 6: Valores e suas variações das respectivas classes.

Classe	2018		2019 (Pré cheia)		2019 (Pós cheia)		2020		2023		Variação (%)
	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	
Ur	1,09	15,22	1,39	19,16	1,04	14,79	0,91	12,63	0,84	11,57	-3,65
Solo	0,81	11,39	1,39	19,18	0,82	11,63	0,99	13,75	1,15	15,93	4,54
VR	3,14	43,75	1,85	25,59	2,56	36,40	2,86	39,51	2,12	29,14	-14,61
VD	2,13	29,64	2,62	36,18	2,64	37,28	2,46	34,06	3,15	43,37	13,73
Total	**7,17**	**100**	**7,25**	**100**	**7,08**	**100**	**7,22**	**100**	**7,26**	**100**	

Ur = Urbano *So = Solo* *VR = Vegetação Rasteira* *VD = Vegetação Densa*

Fonte: Autor.

Solo (So)

Em 2018, a classe solo apresentou um total de 0,82 km² ou 91.053,81 pixels classificados, representando 11,39% da área de estudo, o menor valor registrado para esta classe ao longo dos anos analisados (Figura 7, Tabela 6). Em 2019, durante o período pré-cheia, essa classe alcançou 1,39 km² (19,18%), o maior valor em todo o período estudado. No entanto, no período pós-cheia do mesmo ano, houve uma redução significativa de aproximadamente 7,55%, resultando em 0,82 km² (11,63%) (Figuras 8 e 9, Tabela 6).

Nos anos de 2020 e 2023, os valores de pixels classificados como solo foram de 1,00 km² ou 110.647,42 pixels (13,75%) e 1,02 km² ou 113.681,05 pixels (15,93%), respectivamente (Figuras 10 e 11, Tabela 6). Dessa forma, a classe solo apresentou uma variação positiva de 4,54%, a segunda maior entre todas as classes analisadas.

Vegetação Rasteira (VR)

Ao analisar a classe vegetação rasteira (VR), observamos que os anos de 2018 e 2020 registraram o maior número de pixels classificados, com valores de 3,15 km² ou 349.643,36 pixels (43,75%) e 2,86 km² ou 317.831,11 pixels (39,51%), respectivamente (Figuras 7 e 10, Tabela 6). Em 2019, nos períodos pré e pós-cheia, houve uma variação positiva de aproximadamente 10,91%, com valores de 1,85 km² (25,49%) e 2,57 km² (36,40%) (Figuras 8 e 9, Tabela 6).

Em 2023, a área total da classe VR foi de 2,12 km² (29,14%) (Figura 11, Tabela 6). Dessa forma, a classe vegetação rasteira apresentou a maior variação negativa entre todas as classes estudadas, com uma redução de 14,61% (Tabela 6).

Vegetação Densa (VD)

No ano de 2018, registrou-se a menor quantidade de pixels classificados na categoria de vegetação densa entre todos os anos analisados, totalizando aproximadamente 236.827,75 pixels, o que corresponde a uma área de aproximadamente 2,13 km² (29,64%) (Figura 7, Tabela 6). Em contrapartida, o ano de 2019 apresentou a menor variação entre os períodos pré e pós-cheia entre todas as classes analisadas, com uma variação de apenas 1,1%. Os valores correspondentes foram de 2,63 km² (292.136,65 pixels, 36,18%) no período pré-cheia e 2,64 km² (293.430,74 pixels, 37,28%) no período pós-cheia (Figuras 8 e 9, Tabela 6).

Nos anos de 2020 e 2023, os valores observados foram de 2,47 km² (274.255,21 pixels, 34,06%) e 3,16 km² (350.728,54 pixels, 43,37%), respectivamente (Figuras 10 e 11, Tabela 6). Conforme já mencionado, 2023 apresentou a maior quantidade de pixels classificados na categoria de vegetação densa entre todos os anos analisados (Figura 11, Tabela 6). No que diz respeito à variação dessa classe específica, foi registrada uma variação positiva de 13,73% (Tabela 6), a maior entre todas as classes analisadas.

5.2.3 NDVI E NDWI DA Área Urbana

Com base nos valores máximo e mínimo, foram estabelecidos intervalos para as classes de alvos a serem analisados: urbano, solo exposto, vegetação rasteira e vegetação densa. Esses resultados permitiram a obtenção das áreas correspondentes a cada classe, juntamente com o espelho d'água extraído por meio do índice NDWI.

Dessa forma, foi possível analisar a variação espaço-temporal de cada classe em conjunto com o índice pluviométrico dos 30 dias anteriores à passagem do satélite Planet (Quadro 13, Figuras 12 a 16).

Quadro 13: Valores das áreas do NDVI e NDWI.

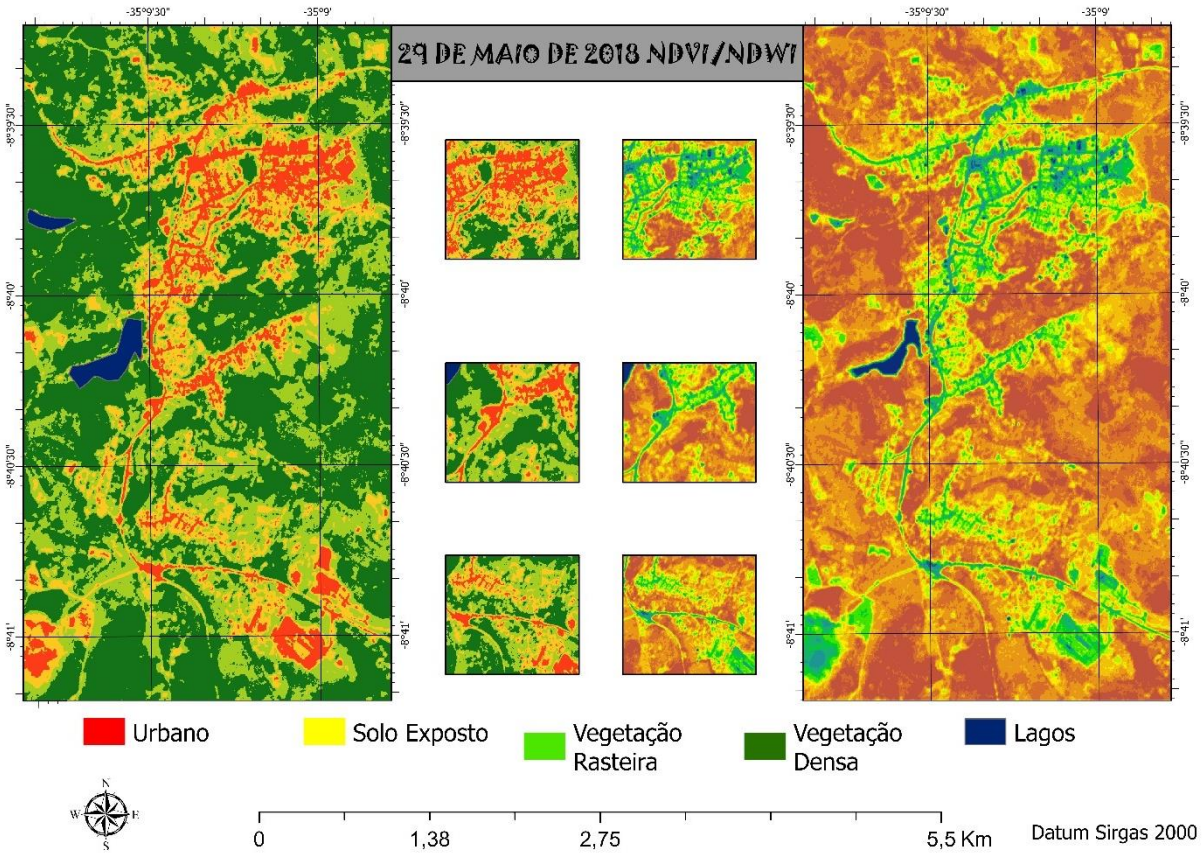
ID	mm (30 dias)	NDWI (Espelho d'água)		NDVI							
				Ur		So		VR		VD	
		Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%
2018	209	0,02	0,28	1,07	15,00	0,97	13,57	2,37	33,08	2,75	38,36
2019 (Pré)	206,8	0,01	0,14	1,40	19,84	0,96	13,63	2,47	34,97	2,23	31,57
2019 (Pós)	367,1	0,03	0,52	0,86	12,24	1,05	15,01	2,35	33,47	2,77	39,28
2020	402,5	0,05	0,71	0,95	13,25	1,03	14,36	2,52	34,85	2,71	37,54
2023	144,6	0.03	0,43	0,70	9,70	1,02	14,09	1,89	26,13	3,63	50,08
Variação (%)		0,15		-5,3		0,52		-6,95		11,72	
Ur = Urbano				*So = Solo*				*VR = Vegetação Rasteira*		*VD = Vegetação Densa*	

Fonte: Autor (2024)

Ao analisar as variações dos índices e suas respectivas classes (Quadro 13), observamos que a área do espelho d'água variou 0,15% em relação à área total do município. A maior variação ocorreu entre os dois períodos de 2019 (pré e pós cheia), com um aumento de 0,38% (Figuras 13 e 14, Quadro 13). Este aumento pode ser atribuído aos valores acumulados de 573,9 mm de precipitação em 60 dias, especialmente nos últimos 30 dias do intervalo analisado (7 de maio e 4 de junho).

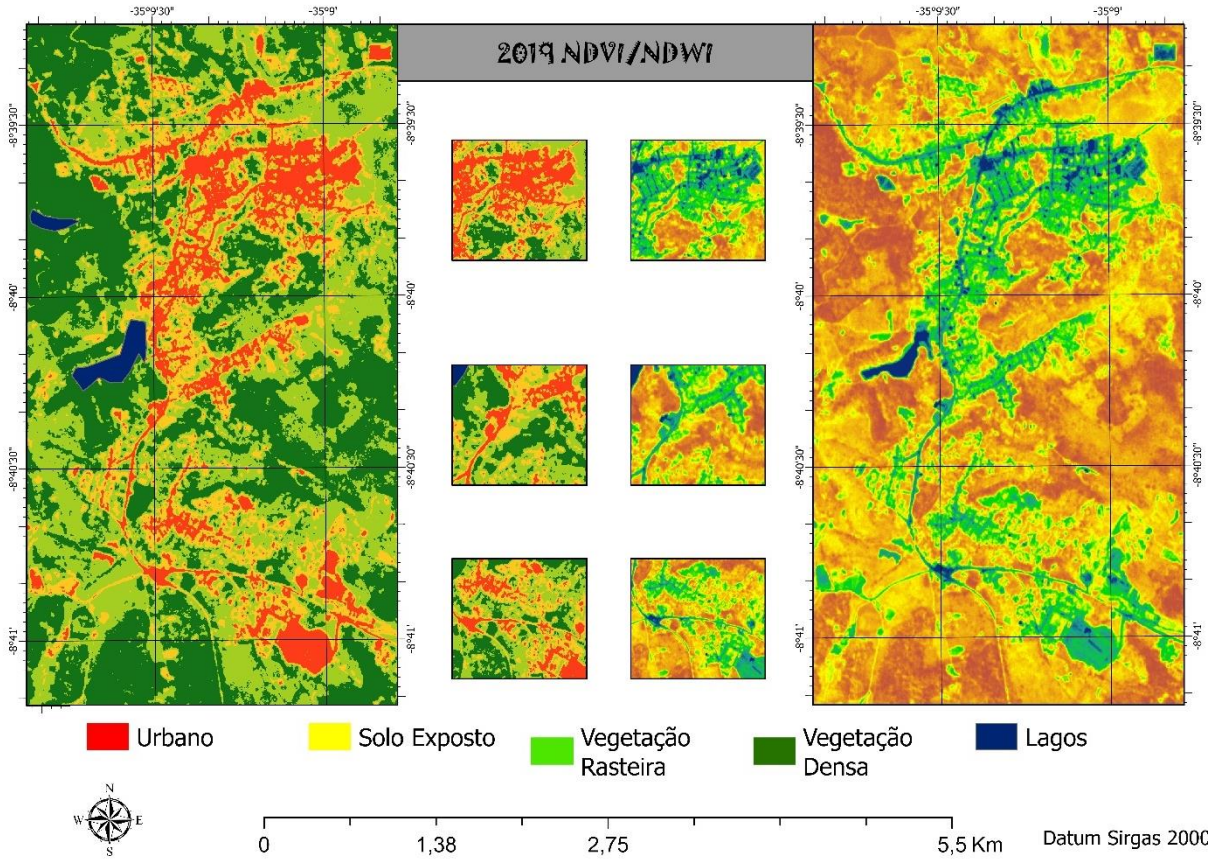
Ao examinar o NDVI e suas respectivas classes, observamos que a classe de vegetação densa apresentou a maior variação positiva, com um resultado de 11,72%. Em contraste, a classe urbana experimentou uma redução significativa em sua área, exibindo a segunda maior variação negativa entre todas as classes, com redução de 5,3%, superada apenas pela vegetação rasteira, que teve uma variação de 6,95% negativo. A classe de solo apresentou a menor variação no período estudado (2018 a 2023), com uma mudança de apenas 0,52% de sua área.

Figura 12: NDVI e NDWI da área urbana 2018



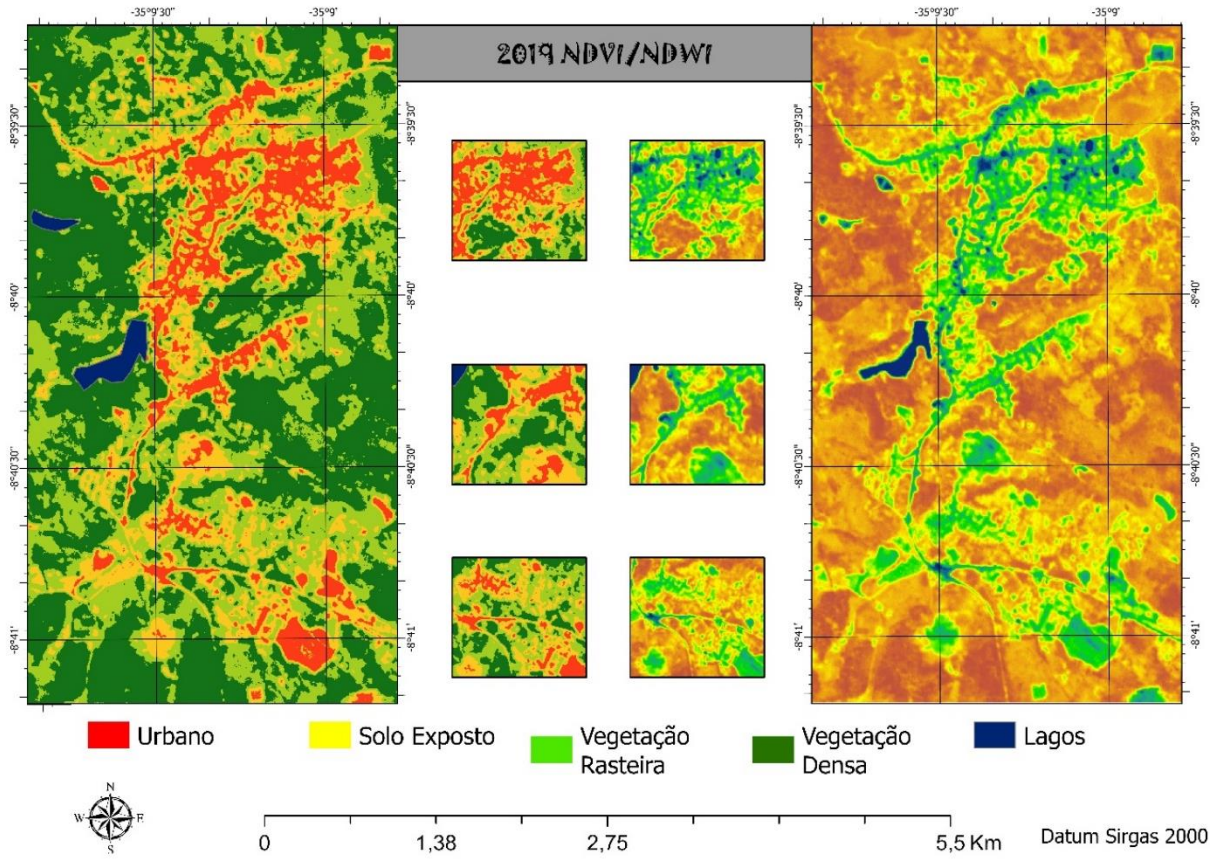
Fonte: Autor (2024)

Figura 13: NDVI e NDWI da área urbana 2019 (Pré Cheia).



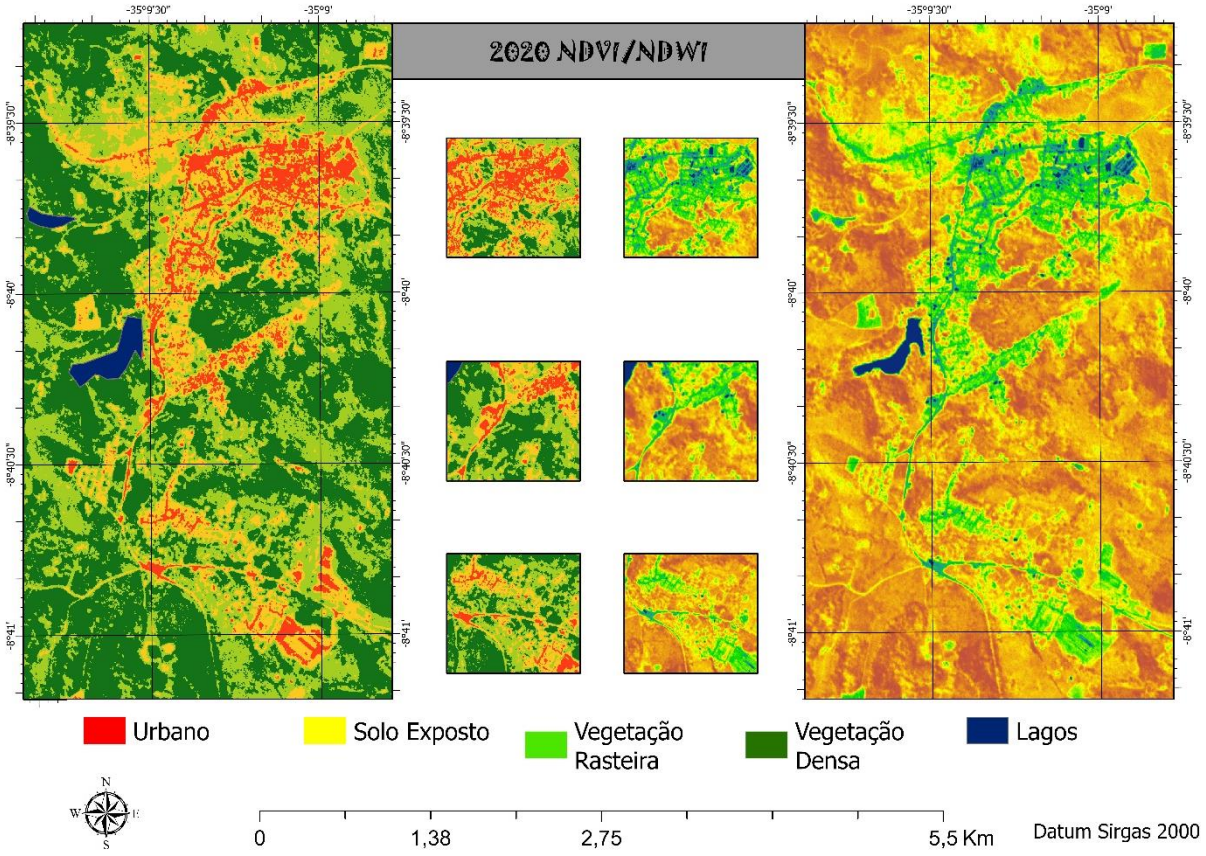
Fonte: Autor (2024)

Figura 14: NDVI e NDWI da área urbana 2019 (Pós Cheia).



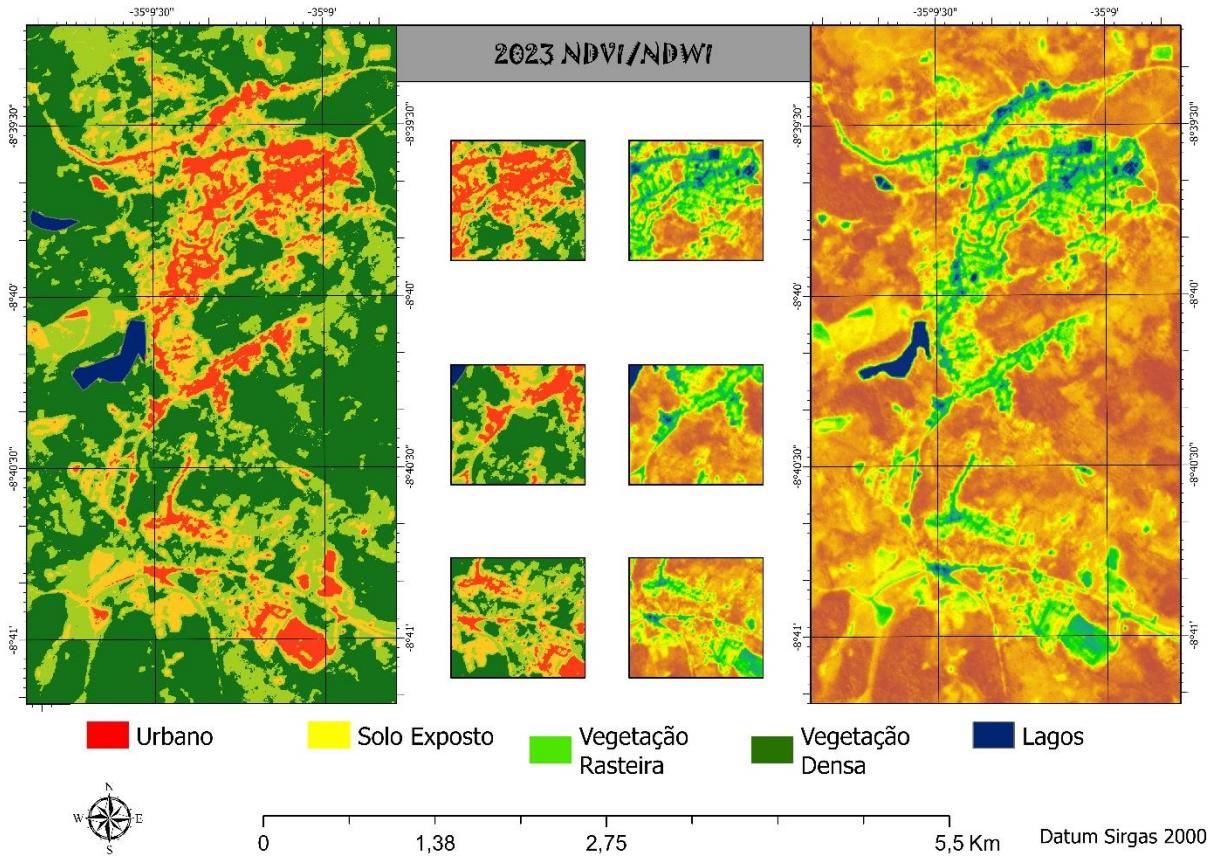
Fonte: Autor (2024)

Figura 15: NDVI e NDWI da área urbana 2020.



Fonte : Autor (2024)

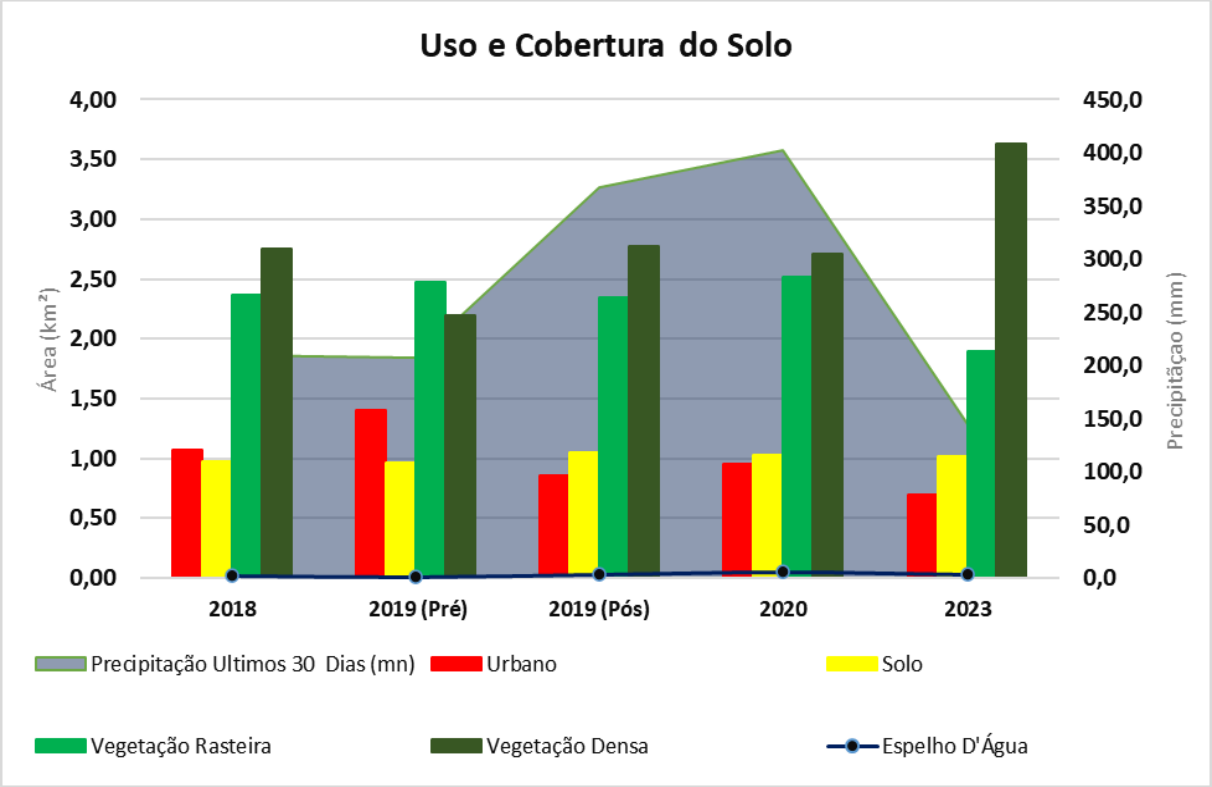
Figura 16: NDVI e NDWI 2023



Fonte: Autor (2024)

Com as classes de feições definidas (Urbano, Solo, Vegetação Rasteira e Densa), foram determinados os valores das medidas de cada classe. Esses dados foram obtidos para os anos de 2018, 2019 (pré e pós cheia), 2020 e 2023 representando a área em km² de cada feição (**Gráfico 1**, **Quadro 13**).

Gráfico 1: Dinâmica do uso do solo considerando variações pluviométricas



Fonte: Autor (2024)

Observa-se uma variação gradativa nas áreas das classes definidas para o estudo, justificada pelas condições de uso e manejo do solo, características regionais e fatores climáticos extremos. A área urbana mostrou uma dinâmica espacial e temporal significativa. Em 2018, essa classe abrangia 1,07 km², ou 15% da área total de estudo, sendo o segundo maior valor em comparação aos anos posteriores (Quadro 13, Figura 12, Gráfico 1). No período de 7 de maio (pré-cheia) a 4 de junho (pós-cheia) de 2019, a mancha urbana apresentou a maior variação entre todos os anos analisados. A área urbana, que era de 1,40 km² (19,84%) no período pré-cheia, reduziu-se para 0,86 km² (12,24%) no período pós-cheia, representando uma diminuição de 7,6% (Quadro 13, Figuras 13 e 14, Gráfico 1). Essa variação deve-se a fatores como a alta pluviometria, que resultou em uma dinâmica significativa nas classes em estudo. Por exemplo, a classe solo variou de 0,96 km² (13,63%) no período pré-cheia para 1,05 km² (15,01%) após o evento climático extremo, uma variação de 1,38% (Quadro 13; Gráfico 1). Além disso, houve um aumento significativo no intervalo estatístico do solo para o NDVI, de 0,38 a 0,48 em 7 de maio para 0,36 a 0,51 em 4 de junho (Tabela 7).

Analisando as classes de vegetação densa e rasteira no mesmo intervalo de tempo de 2019, observa-se uma inversão nos resultados. No período pré-cheia, a vegetação rasteira era mais abundante que a vegetação densa, com valores de 2,47 km² (34,97%) de vegetação rasteira e 2,23 km² (31,57%) de vegetação densa respectivamente (Quadro 13, Gráfico 1). Posteriormente, esses valores se inverteram no pós-cheia, com a vegetação densa abrangendo uma área maior que a rasteira, essas classes apresentam valores de 2,35 km² (33,47%) e 2,77 km² (39,28%) (Quadro 13; Gráfico 1).

Em todos os outros anos (2018, 2020 e 2023) a vegetação densa obteve área maior que a vegetação rasteira, possuindo sua máxima em 2023 onde os valores foram de 3,63 Km² (50,08%) enquanto a vegetação rasteira foi de 1,89 km² (26,13%) (Quadro 13, Figura 16, Gráfico 1) nos anos de 2018 e 2020 os valores dessas classes foram 2,37 Km² (33,08%) e 2,52 Km² (34,85%) de vegetação rasteira, por usa vez a vegetação densa ficou com valores de 2,75 Km² (38,36%) e 2,71 Km² (37,54%) (Quadro 13, Figuras 12 e 15, Gráfico 1).

Em relação a variação do solo no respectivo intervalo temporal (2018, 2020 e 2023) os valores foram de 1,03 Km² (14,36%) para o ano de 2020 sendo esse o maior valor de todos os anos, seguido pelo ano de 2023 possuindo 1,02 Km² (14,09%). Por último o ano 2018 obteve resultados de 0,97 Km² (13,57%) (Quadro 13, Figuras 12, 15 e 16, Gráfico 1), sendo o segundo menor valor de todos os anos analisados.

6. DISCUSSÕES

6.1 Validação Das Áreas Susceptíveis A Inundação

Como mostrado na Tabela 4, aproximadamente 8% do município está localizado em áreas consideradas de alta ou muito alta suscetibilidade. Esses dados são semelhantes aos encontrados por Hagos et al. (2022), que realizaram uma análise multicritério na bacia superior do rio Awash, na Etiópia, constatando que 13,09% da área de estudo está localizada em zonas de alto a muito alto risco de inundação. De acordo com os autores, a análise multicritério pode ajudar governos locais a identificar essas áreas suscetíveis e a planejar locais adequados para o cultivo de alimentos.

No que tange Rio Formoso onde 2,41% (Tabela 4) da área estão em um altíssimo risco de alagamento, porém grande parte desse valor concentrado em áreas

urbanas, resultados similares foram encontrados nos estudo feitos por Cabrera & Lee (2020) no Davao Oriental localizado nas Filipinas onde 0,05% da área de estudo estão em zonas de muito alto risco, conforme o autor essas áreas são Barangays com alta densidade populacional e estão principalmente em áreas baixas perto da costa e rios.

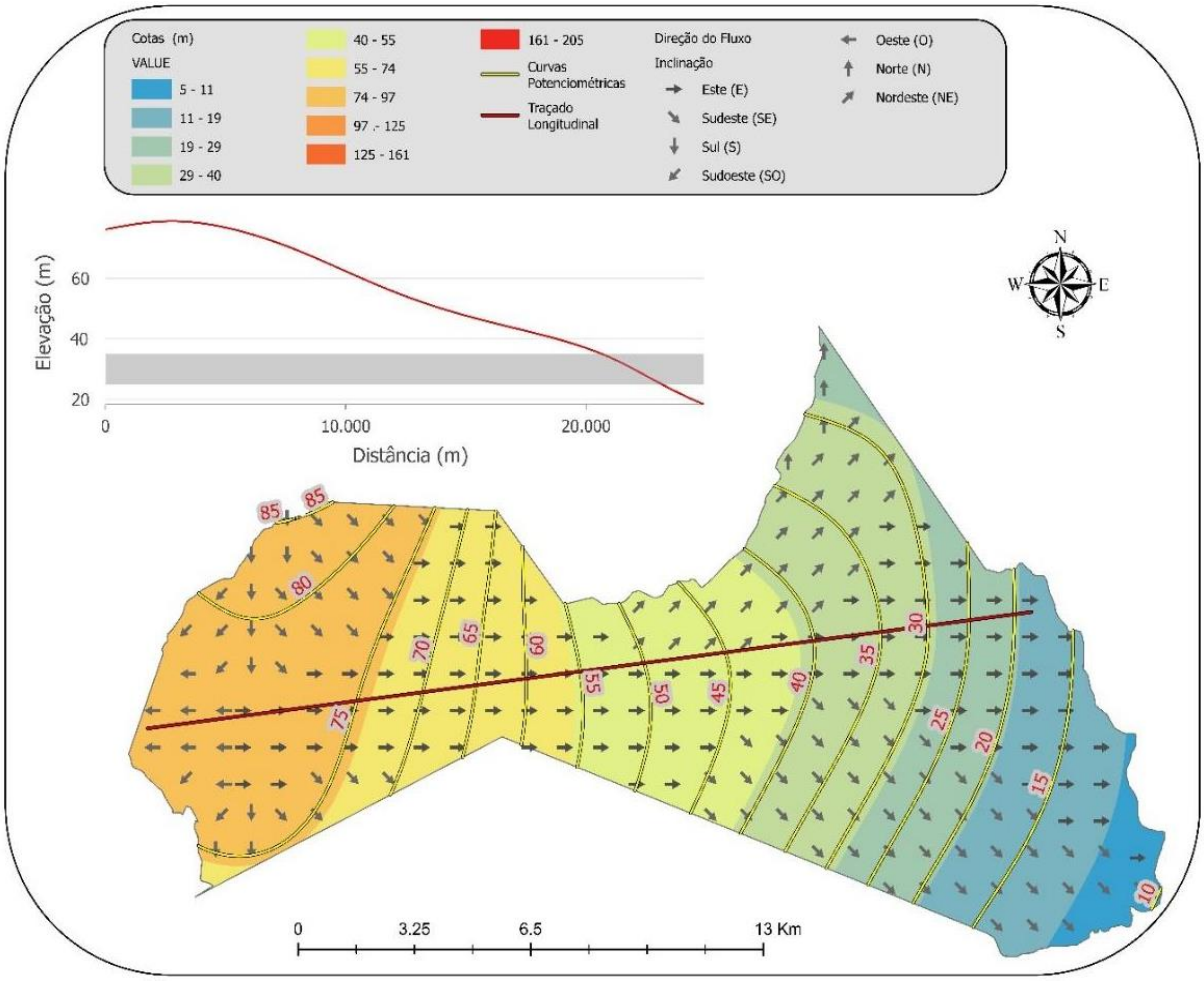
Outros autores demonstraram que locais com alta propensão a alagamento e inundação estão frequentemente associados a terrenos de baixa altitude e planos, os quais são impactados por ações antrópicas, ambientes associados a áreas urbanas. No estudo de Pessoa Neto et al. (2022), que mapeou áreas de inundação no município de Jaboatão dos Guararapes, identificou-se que as áreas menos suscetíveis a inundações e alagamentos representam 29,78% da área total mapeada e estão localizadas na porção sudoeste da região de estudo, coincidindo com a zona rural do município.

Tais áreas estão distantes de corpos hídricos, apresentam terrenos agrícolas, elevadas altitudes e declividades entre 3% e 45%. Estudos análogos têm demonstrado resultados comparáveis aos deste trabalho, Karymbalis et al. (2021) identificaram que as áreas de alta e muito alta suscetibilidade a inundações na bacia hidrográfica do rio Megalo Rema, na Grécia, são caracterizadas por baixas declividades (<3,5%) e estão localizadas predominantemente em áreas urbanas, especialmente nas várzeas do rio principal e de seus afluentes.

Sun et al. (2023) em uma análise realizada em Pequim, China observaram que as áreas de muito alto risco estão distribuídas principalmente no distrito de Dongcheng e no distrito de Xicheng possuindo 6,98% da área de estudo, o autor reafirma os resultados deste trabalho demostrando que a maioria dos pontos de alagamento estão concentrados no centro da cidade e distribuídos ao longo das estradas urbanas, o que é consistente com o mapa de risco de alagamento gerado pelo modelo.

Na Figura 17, é realizada uma análise do fluxo hídrico no município em estudo por meio do mapa potenciométrico da região. Observa-se, pelo perfil longitudinal, que a área urbana do município apresenta baixa altitude, localizando-se entre as curvas potenciométricas de 25 m e 35 m.

Figura 17: Mapa potenciométrico como auxilio para a compreensão do fluxo das águas em áreas de inundação



A partir da análise realizada pelos autores citados anteriormente e das constatações observadas nesta pesquisa, torna-se plausíveis os resultados encontrados neste estudo. De acordo com Sum et al. (2023), a comparação entre métodos de multicritérios, aliados às ferramentas SIG, fornece informações valiosas para a gestão do risco de inundações urbanas, controle de enchentes e planejamento de redução de desastres não apenas na área de estudo, mas também em outras regiões com condições semelhantes.

6.2 Uso e Cobertura do Solo

Nos intervalos temporais analisados, observa-se uma dinâmica nas classes. A área urbana apresenta valores máximos nos períodos pré-cheia, especialmente em 07/05/2019, com 1,39 km² (19,16%) pelo método KNN (Figura 8, Tabela 6) e 1,40 km² (19,84%) pelo NDVI (Figura 13, Quadro 13, Gráfico 1). No período pós-cheia, em

04/06/2019, essa classe registra valores de 1,04 km² (14,79%) pelo KNN (Figura 9, Tabela 6) e 0,86 km² (12,24%) pelo NDVI (Figura 14, Quadro 13, Gráfico 1). A variação espaço-temporal entre 2018 e 2023 foi de redução de 3,65% pelo método supervisionado (KNN) e de 5,3% pelo índice espectral (NDVI) (Tabela 6, Quadro 13); nesse mesmo período, o NDWI apresentou uma variação positiva de 0,15% (Quadro 13).

Aliabad et al. (2022) analisaram a dinâmica urbano na cidade de Yazd, Irã, utilizando diversos métodos de classificação, incluindo o KNN e o NDVI. Segundo o autor, o método KNN demonstrou maior precisão na elaboração de mapas de cobertura da terra com imagens orbitais. No entanto, a classificação por NDVI não apresentou valores de precisão superiores ao método de distância mínima, pois o respectivo índice espectral é mais eficaz na análise de vegetação.

Como visto anteriormente ouve uma redução significativa da área urbana no intervalo de tempo, analisado. Vale salientar que as nuvens influenciam na análise espaço temporal das classes nas imagens de satélite,

Segundo Koppl et al. (2021) as nuvens não são transparentes à radiação na faixa solar, os satélites ou aviões que voam acima da base das nuvens (normalmente cerca de 2 km) não podem coletar dados do fator de refletância da superfície sob condições nubladas. Isso leva a lacunas de dados, com desafios na imputação dos dados em falta, uma vez que tanto a dispersão (Ishihara et al., 2015) como as propriedades de absorção da superfície terrestre mudam sob condições dominantes de radiação difusa ou direta (Wang et al., 2019).

Mesmo não possuindo nuvens os anos 2018 e 2023 ouve uma redução na mancha urbana, conforme Hu et al. (2018) a variação urbana está associada a uma perda ou mudança na intensidade de uso de terras agrícolas. A mudanças no uso e cobertura da terra é o resultado da interação humana com o meio ambiente, que é afetado por mudanças nos processos socioeconômicos (HU & HU, 2019).

A variação da mancha urbana ocorre em virtude de ser uma área suscetível a inundações, onde a dinâmica do uso e cobertura do solo é substancialmente modificada após a ocorrência de eventos climáticos extremos. Segundo Ferreira et al. (2021) a precipitação pluviométrica desempenha um papel crucial ao influenciar o uso e a cobertura do solo. De acordo com Lei e Zhu (2017), importantes variáveis que afetam as relações entre a precipitação e o ambiente podem ser atribuídas aos

padrões de uso e cobertura da terra, abrangendo mudanças detectáveis em áreas urbanas, florestais e agrícolas.

Em relação aos índices das diferentes categorias de vegetação, a vegetação densa apresentou uma variação positiva de 13,73% (KNN) e 11,72% (NDVI) (Tabela 6, Quadro 13), registrando a maior variação positiva entre todas as classes analisadas. Seus valores máximos foram alcançados em 2023, com 3,15 km² (43,37%) pelo método supervisionado e 3,63 km² (50,08%) pelo índice espectral (Figuras 11 e 16, Tabela 6, Quadro 12). Em contraste, a vegetação rasteira exibiu variações de redução de 14,61% (KNN) e 6,95% (NDVI) (Tabela 6, Quadro 13), representando a maior variação negativa dentre as classes analisadas. Os valores máximos de vegetação rasteira foram de 3,14 km² (43,75%) em 2018, conforme o método KNN, e de 1,89 km² (26,13%) pelo NDVI em 2023 (Figuras 7 e 16, Tabela 6, Quadro 13). Por sua vez, a variação da classe solo na escala temporal analisada (2018-2023) foi de 4,54% pela classificação supervisionada (Tabela 6) e 0,54% pelo índice espectral NDVI (Quadro 13).

Os resultados desta pesquisa são semelhantes aos encontrados por Somayajula et al. (2022), que realizaram uma análise temporal do uso e cobertura do solo em três províncias urbanas da Índia: Visakhapatnam, Vijayawada e Tirupati. Em Tirupati, os autores observaram uma variação na vegetação densa de 1,80%, com o valor máximo registrado em 2020, correspondendo a 18,34% da área total. Em contraste, Vijayawada apresentou uma redução de 30,98% na área total de vegetação.

Segundo Zhang et al. (2022) e Chen et al. (2020), os principais tipos de vegetação mostram uma tendência dinâmica de ecologização. Esta tendência é o resultado combinado das alterações climáticas, dos tipos de distribuição da cobertura vegetal, do uso/cobertura do solo e das atividades humanas, como a engenharia ecológica e a gestão agrícola. Estudos indicam que a interação entre temperatura, precipitação e radiação solar afeta de maneira diferenciada o esverdeamento da vegetação (Yang et al., 2022; Forzieri et al., 2017). O aquecimento contínuo e a redução da precipitação são fatores chave que limitam o crescimento da vegetação (Piao et al., 2011).

A redução da vegetação rasteira, juntamente com o aumento do solo exposto, é atribuída aos eventos climáticos ocorridos na região analisada. Segundo Ali et al. (2021) e Guan et al. (2015), a ocorrência de eventos climáticos extremos e desastres

naturais dificulta o crescimento da vegetação, resultando em um declínio na cobertura vegetal regional.

7. CONCLUSÃO

O estudo mostrou que as regiões com alta e muito alta suscetibilidade a inundações e alagamentos abrangem aproximadamente 15,91 km² do território municipal, o que corresponde a 6,99% da área total estudada. Essas áreas apresentam uma combinação distinta de fatores, incluindo proximidade a corpos hídricos, baixas declividades e altitudes, altos índices de urbanização e solos com baixa capacidade de infiltração. Além disso, os resultados mostraram que 6,92%, 82,98% e 2,54% do território municipal representam, respectivamente, regiões de média, baixa e muito baixa suscetibilidade a inundações e alagamentos. Essas áreas são encontradas, principalmente, na zona rural, em regiões com maiores declividades e altitudes, e em áreas de vegetação florestal.

A ação antrópica, associada às alterações naturais nos fatores mencionados, pode intensificar o aumento de áreas alagáveis e/ou inundáveis no município. Os métodos de classificação testados foram eficazes na identificar da variação espaço-temporal do município analisado, evidenciando que a dinâmica das classes está diretamente ligada a eventos hidrometeorológicos extremos, conforme demonstrado pelos valores de precipitação e pelos mapas de índices.

A validação e a acurácia das classificações, assim como os mapas de uso e cobertura gerados pelo método KNN, mostraram eficiência e atenderam aos objetivos do estudo.

Os resultados indicaram uma redução da área urbana entre 3,65% e 5,3%, um aumento do solo exposto entre 0,54% e 4,54%, além de uma variação negativa na vegetação rasteira entre 6,95% e 14,61%, juntamente com um aumento da vegetação densa entre 11,72% e 13,72%. Isso sugere que, embora a região analisada mantenha uma considerável cobertura vegetal, há diferenças significativas no crescimento da vegetação e na capacidade de sequestro de carbono entre os diferentes tipos de cobertura do solo, resultando em deslocamentos no centro de massa da vegetação. Portanto, a estrutura combinada da cobertura vegetal e o tipo de solo devem ser priorizados no planejamento futuro para assegurar o equilíbrio do ecossistema e fomentar o desenvolvimento sustentável na área de estudo.

Tal análise constatou que a integração de informações geoespaciais e análises multitemporais apresenta-se como uma ferramenta estratégica para o planejamento territorial e para a formulação de políticas públicas voltadas à prevenção e à gestão de desastres naturais. Destaca-se, assim, a importância da pesquisa realizada como apoio a futuros estudos geoambientais por sensoriamento remoto com enfoque em planejamento ambiental e urbano, visando a mitigação de desastres naturais de natureza hidrológica.

8. REFERÊNCIAS

ABBASI, M.; MOSTAFA, S.; VIEIRA, A.S.; PATORNITI, N.; STEWART, R.A. Mapping Roofing with Asbestos-Containing Material by Using Remote Sensing Imagery and Machine Learning-Based Image Classification: A State-of-the-Art Review. **Sustainability** 2022, 14, 8068. https://doi.org/10.3390/su14138068

ABDELKARIM, A.; AL-ALOLA, SS.; ALOGAYELL, HM.; MOHAMED, SA.; ALKADI, II.; ISMAIL, IY. 2020. Integration of GIS-based multi-criteria decision analysis and analytic hierarchy process to assess flood hazard on the Al-Shamal train pathway in Al-Qurayyat region, kingdom of Saudi Arabia. **Water**. 12(6):1702.

AHMADLOU, M.; KARIMI, M.; ALIZADEH, S.; SHIRZADI, A.; PARVINNEJHAD, D.; SHAHABI, H.; PANAHI, M. 2019. Flood susceptibility assessment using integration of adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) and biogeography-based optimization (BBO) and BAT algorithms (BA). **Geocarto International**. 34(11):1252–1272. doi:10.1080/10106049.2018.1474276.

ALEISSAEE, A.A.; KUMAR, A.; ANWER, R.M.; KHAN, S.; CHOLAKKAL, H.; XIA, G.-S.; KHAN, F.S. Transformers in Remote Sensing: A Survey. **Remote Sens**. 2023, 15, 1860. https:// doi.org/10.3390/rs15071860

ALFATNI, M.S.M.; KHAIRUNNIZA-BEJO, S.; MARHABAN, M.H.B.; SAAED, O.M.B.; MUSTAPHA, A.; SHARIFF, A.R.M. Towards a Real-Time Oil Palm Fruit Maturity System Using Supervised Classifiers Based on Feature Analysis. **Agriculture** 2022, 12, 1461. https://doi.org/10.3390/ agriculture12091461

ALI, S.; HAIXING, Z.; QI, M.; LIANG, S.; NING, J.; JIA, Q.; HOU, F. Monitoring drought events and vegetation dynamics in relation to climate change over mainland China from 1983 to 2016**. Environ.** Sci. Pollut. Res. 2021, 28, 21910–21925.

ALIABAD, F.A.; GHAFARIAN M.; Hamid, R.; SHOJAEI, S.; SARSANGI, A.; FERREIRA, C. S. S.; KALANTARI, Z. Investigating the Ability to Identify New Constructions in Urban Areas Using Images from Unmanned Aerial Vehicles, Google Earth, and Sentinel-2. **Remote Sensing**, v. 14, n. 3227, 2022. Disponível em: https://www.mdpi.com/journal/remotesensing. DOI: https://doi.org/10.3390/rs14133227.

AMAYA, A.; NTOUMBÉ, M.; DIGUIM, A. K.; KAH, E. Cartographie de la susceptibilité aux inondations par la méthode de l'analyse multicritère hiérarchique (AHP) combinée au Système d'Information Géographique (SIG): Cas du Département du Diamaré (Extrême-nord, Cameroun). **International Journal of Innovation and Applied Studies**, v. 33, n. 3, p. 491-501, 2021.

AMOATENG, P.; FINLAYSON, C. M.; HOWARD, J.; WILSON, B. (2018). A multi-faceted analysis of annual food incidences in Kumasi, Ghana. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, 27, 105–117. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2017.09.044

BAJRACHARYA, S. R.; KHANAL, N.R.; NEPAL, P.; RAI, S.K.; GHIMIRE, P.K.; PRADHAN, N.S.; 2021. Community assessment of flood risks and early warning system in ratu watershed, Koshi basin, Nepal. **Sustainability** 13 (6).

BARBOSA, L. A.; QUEIROZ, C. Planície de inundação e a construção do loteamento Colina Park em Imperatriz-MA. **SUSTINERE**, Rio de Janeiro, v. 10, ed. sup. 1, p. 98-104, mar. 2022. Disponível em: http://dx.doi.org/10.12957/sustinere.2022.65862. Acesso em: 14 jun. 2024.

BHATTACHARJEE, S.; KUMAR, P.; THAKUR, PK.; GUPTA K. 2021. Hydrodynamic modelling and vulnerability analysis to assess flood risk in a dense Indian city using geospatial techniques. **Nat Hazards**. 105(2):2117–2145.

BRASIL (1990). Lei nº 9.433, de 08 de janeiro de 1997. **Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos, regulamenta o inciso XIX do art. 21 da Constituição Federal, e altera o art. 1º da Lei nº 8.001, de 13 de março de 1990, que modificou a Lei nº 7.990, de 28 de dezembro de 1989.** Brasília, DF. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9433.htm.

BRITES, R.S. **Verificação da precisão na classificação de imagens digitais orbitais: efeito de diferentes amostragens estratégias e avaliação de índices de acurácia**. Viçosa, 1996. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal de Viçosa

CABRERA J.S.; LEE H.S. 2020. Flood risk assessment for Davao Oriental in the Philippines using geographic information system-based multi-criteria analysis and the maximum entropy model. **J Flood Risk Manag**. 13(2):e12607

CABRERA, J. S.; LEE, H. S. Flood risk assessment for Davao Oriental in the Philippines using geographic information system-based multi-criteria analysis and the maximum entropy model. **Journal of Flood Risk Management**, 2020. DOI: 10.1111/jfr3.12607. Received: 27 October 2017. Revised: 17 December 2019. Accepted: 25 February 2020.

CABRERA, J. S.; LEE, H. S. Flood-Prone Area Assessment Using GIS-Based Multi-Criteria Analysis: A Case Study in Davao Oriental, Philippines. **Water**, v. 11, n. 11, p. 2203, 2019.

CAMPIOLI, P. F.; VIEIRA, C. V. Avaliação do risco a inundação na Bacia Hidrográfica do rio Cubatão do Norte, Joinville/SC. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 12, n. 1, p. 124-138, 2019.

CARVALHO JÚNIOR, O. A. 2018. Aplicações E Perspectivas Do Sensoriamento Remoto Para O Mapeamento De Áreas Inundáveis. **Revista de Geografia**, Recife, v. 35, n. 4, p. 412–431, 2018. DOI: 10.51359/2238-6211.2018.238239.

CHAI, N.K.; LIU, E.W.T. Ngai, Application of decision-making techniques in supplier selection: a systematic review of literature, Expert Syst. Appl. 40 (2013) 3872–3885.

CHAN, S. W.; ABID, S. K.; SULAIMAN, N.; NAZIR, U.; AZAM, K. A systematic review of the flood vulnerability using geographic information system. **Heliyon**, [s.l.], v. 8, 2022. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09075. Acesso em: 14 jun. 2024.

CHEN, Y.; CHEN, L.; CHENG, Y.; JU, W.; CHEN, H.Y.H.; RUAN, H. Afforestation promotes the enhancement of forest LAI and NPP in China. **For. Ecol. Manag**. 2020, 462, 117990.

COOLEY, S. W.; et. al. ARCTIC-BOREAL LAKE DYNAMICS REVEALED USING CUBESAT IMAGERY. **GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS**, [S. L.], V. 46, N. 4, P. 2111–2120. 2019. DOI: 10.1029/2018GL081584.

CORRADINI, F. A.; FACHINI, M. P.; STEVAUX, J. C. Controle geomorfológico da distribuição da vegetação ripária do rio Paraná: Parte I – Unidades geomórficas da planície de inundação. **Revista UnG – Geociências.** v. 5, n. 1, p. 13-21, 2006.

CPRH – Agência Pernambucana de recursos Hídricos. 1999. **Diagnóstico Sócio Ambiental Litoral Sul de Pernambuco-Brasil**. Recife: CPRH, 122p

CPRM (Serviço Geológico do Brasil). 2005. **Diagnóstico do Município de Tamandaré – Projeto de Cadastramento de Fontes de Abastecimento por Água Subterrânea**. Recife: CONDEPE. 1992. Rio Formoso. Monografias municipais, Recife, v. 2, 173p.

CUNNINGHAM, P.; DELANY, S. J. k-Nearest Neighbour Classifiers - A Tutorial. ACM Comput. **Surv**., v. 54, n. 6, Article 128, jul. 2021, 25 páginas. Disponível em: https://doi.org/10.1145/3459665.

DAS S. 2020. Flood susceptibility mapping of the Western Ghat coastal belt using multi-source geospatial data and analytical hierarchy process (AHP). **Remote Sens Appl: Soc Environ**. 20: 100379.

DAS, S.; Gupta, A. 2021. Multi-criteria decision based geospatial mapping of flood susceptibility and temporal hydro-geomorphic changes in the Subarnarekha basin, India. **Geosci Front**. 12(5):101206.

DAS, S.A.; SHAHRIAR, M.A.; CHOWDHURY, M.L.; Hossain, S.; Mahmud, M.K.; Tusar, R.; Ahmed, M.A.; Salam, Assessment of remote sensing-based indices for drought monitoring in the north-western region of Bangladesh. **Heliyon** 9 (2023), e13016, https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13016.

DID. Flood Mitigation—Activities. **Putrajaya: Department of Irrigation and Drainage Malaysia (DID). 2023**. Available online:

https://www.water.gov.my/index.php/pages/view/419?mid=244. Acesso em 22 de Jun de 2024

F KONDO et al 2020 IOP Conf. Ser.: Earth Environ. **Sci.** 423 012021

FANG, J.; WAHL, T.; FANG, J.; SUN, X.; KONG, F.; LIU, M. Compound flood potential from storm surge and heavy precipitation in coastal China. Hydrol. **Earth Syst. Sci. Discuss**. 2020, 1–24.

FENG, L.; LI, J.; GONG, W.; ZHAO, X.; CHEN, X.; PANG, X. Radiometric cross-calibration of Gaofen-1 WFV cameras using Landsat-8 OLI images: A solution for large view angle associated problems. **Remote Sens***.* Environ. 2016, 174, 56–68

FENG, M.; SEXTON, J.O.; CHANNAN, S.; TOWNSHEND, J.R. A global, high-resolution (30-m) inland water body dataset for 2000: first results of a topographic–spectral classification algorithm. **International Journal of Digital Earth**, 9 (2), 113, 2016.

FERRAZ, C.; DELINCÉ, J.; LEITE, A.; OSPINA, R. Bootstrap Assessment of Crop Area Estimates Using Satellite Pixels Counting. **Stats** 2022, 5, 422–439. https://doi.org/10.3390/ stats5020025

FERREIRA, F. L. V.; RODRIGUES, L. N.; DA SILVA, D. D. Influence of changes in land use and land cover and rainfall on the streamflow regime of a watershed located in the transitioning region of the Brazilian Biomes Atlantic Forest and Cerrado. Environmental Monitoring and Assessment, Springer **Nature Switzerland AG**, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s10661-020-08782-5. Acesso em: 7 jun. 2024.

FINLAYSON C. M.; MILTON G. R.; PRENTICE R. C., Wetland Types and Distribution. In: FINLAYSON, C. M.; MILTON G.; PRENTICE R. C.; DAVIDSON N. (Eds.) **The Wetland Book**. Dordrecht: Springer, 2018. DOI: 10.1007/978-94-007-4001-3_186

FORSYTH, D. A.; PONCE, J. **Computer Vision: A Modern Approach**. 2.. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR, 2002.

FORZIERI, G.; ALKAMA, R.; MIRALLES, D.G.; CESCATTI, A. Satellites reveal contrasting responses of regional climate to the widespread greening of Earth. **Science** 2017, 356, 1180–1184.

FURLAN, A. R.; TRENTIN, R. (2021). Urbanização e exposição ao perigo de inundação: um estudo na bacia hidrográfica do rio Henrique, Erechim, RS**. Revista Acta Geográfica**, v. 15, n. 37, p. 246-270, abr. https://doi.org/10.18227/2177-4307.acta.v15i37.5896.

GAO, J.; JIAO, K. & WU, S. 2019 Investigating the spatially heterogeneous relationships between climate factors and NDVI in China during 1982–2013. **Journal of Geographical Sciences** 29 (10), 1597–1609.

GEIß, C.; PELIZARI, P.A.; BLICKENSDÖRFER, L.; TAUBENBÖCK, H. Virtual Support Vector Machines with self-learning strategy for classification of multispectral remote sensing imagery. ISPRS J. Photogramm. **Remote Sens**. 2019, 151, 42–48.

GHUFFAR, Sajid. **DEM Generation from Multi Satellite PlanetScope Imagery. Remote Sensing, Geospatial Research and Education Lab, Department of Space Science**, Institute of Space Technology, Islamabad, v. 10, n. 9, p. 1456, 2018. Acesso em: 18 de jun de 2024.

GOMES, L. F. A. M.; GONZALEZ-ARAYA, M. C.; CARIGNANO, C. **Tomada de decisões em cenários complexos**. Rio de Janeiro: Pioneira Thompson Learning. 2003.

GOU, J.; QIU, W.; YI, Z.; SHEN, X.; ZHAN, Y.; OU, W. Locality constrained representation-based K-nearest neighbor classification. **Knowledge-Based Systems**, v. 167, p. 38-52, 1 mar. 2019. DOI: 10.1016/j.knosys.2019.01.016.

GOULART, L. P.; MATSUOKA, J. V. Análise das áreas suscetíveis à alagamentos e inundações na área urbana do município de Uberlândia – MG utilizando geoprocessamento e o Método de Análise Hierárquica AHP. **GETEC**, v.10, n. 34, p. 21-44, 2021.

GUAN, Y.; ZHENG, F.; ZHANG, P.; QIN, C. Spatial and temporal changes of meteorological disasters in China during 1950–2013. **Nat. Hazards** 2015, 75, 2607–2623.

GUO, T. & ZHANG, B. 2013 Temporal and spatial analysis on plant ecosystems assessed by vegetation index in Inner Mongolia during 1998– 2011. **Science Technology and Engineering** 13, 22.

GÜRSOY Ö.; ATUN R. Investigating surface water pollution by integrated remotely sensed and field spectral measurement data: A case study. **Polish Journal of Environmental Studies**, 28 (4), 2139, 2019. 14.

GÜRSOY Ö.; BIRDAL A.; ÖZYONAR F.; KASAKA E. Determining and monitoring the water quality of Kizilirmak River of Turkey: First results. **ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, XL-7/W3, 1469, 2015.

HAGOS, Y. G.; ANDUALEM, T. G.; YIBELTAL, M.; MENGIE, M. A. Flood hazard assessment and mapping using GIS integrated with multi-criteria decision analysis in upper Awash River basin, Ethiopia. **Applied Water Science**, v. 12, n. 148, 2022. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s13201-022-01674-8. Acesso em: 6 jun. 2024.

HAMMAMI, S.; ZOUHRI L.; SOUISSI, D.; SOUEI, A.; ZGHIBI, A.; MARZOUGUI A.; DLALA M. 2019. Application of the GIS based multi-criteria decision analysis and analytical hierarchy process (AHP) in the flood susceptibility mapping (Tunisia). **Arab J Geosci**. 12(21):1–16.

HEYDARI, S.S.; MOUNTRAKIS, G. Effect of classifier selection, reference sample size, reference class distribution and scene heterogeneity in per-pixel classification accuracy using 26 Landsat sites. **Remote Sens**. Environ. 2017, 204, 648–658.

HONG, H.; PANAHI, M.; SHIRZADI, A.; MA, T.; LIU, J.; ZHU, A.X.; CHEN, W.; KOUGIAS, I.; KAZAKIS, N. 2018. Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential

evolution. **Sci Total Environ**. 621:1124–1141. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.10.114. 29074239

HU, L.Y.; et al. The distance function effect on k-nearest neighbor classification for medical datasets. **SpringerPlus**, v. 5, n. 1, p. 1304, 2016. Disponível em: https://doi.org/10.1186/s40064-016-2941-7. Acesso em: 05 fev. 2024.

HU, Y.; HU, Y. Land Cover Changes and Their Driving Mechanisms in Central Asia from 2001 to 2017 Supported by Google Earth Engine. **Remote Sens**. 2019, 11, 554.

HU, Y.; KONG, X.; ZHENG, J.; SUN, J.; WANG, L.; MIN, M. Urban Expansion and Farmland Loss in Beijing during 1980–2015. **Sustainability** 2018, 10, 3927.

IENCO, D.; INTERDONATO, R.; GAETANO, R.; MINH, D.T. Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite image time series for land cover mapping via a multi-source deep learning architecture. ISPRS J. Photogramm. **Remote Sens**. 2019, 158, 11–22

INSTITUTO AGRONÔMICO DE PERNAMBUCO. **Instituto Agronômico de Pernambuco** (IPA). Disponível em: https://www.ipa.br. Acesso em: 20 jun. 2024.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Estimativas da população residente no Brasil e unidades da federação com data de referência em 1° de julho de 2022**. Disponível em: https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/rio-formoso/panorama. Acesso em: 21 Jan 2024.

ISHIHARA, M.; INOUE, Y.; ONO, K.; SHIMIZU, M.; MATSUURA, S. 2015. The impact of sunlight conditions on the consistency of vegetation indices in croplands—effective usage of vegetation indices from continuous ground-based spectral measurements. **Remote Sens**. 7, 14079–14098. https://doi.org/10.3390/rs71014079.

J. J.E.; Carpintero, S.; Martos-Rosillo, A.; Ruiz-Const´ an, C.; Marín-Lechado, J. A.; Cabrera-Arrabal, E.; Navarrete-Mazariegos, A.; Gonzalez-Ram ´ on, ´ L.J.; Lamb´ an, C.; Herrera, M.P. Gonz´ alez-Dugo, Combination of lumped hydrological and remotesensing models to evaluate water resources in a semi-arid high altitude ungauged watershed of Sierra Nevada (Southern Spain), **Sci**. Total Environ. 625 (2018) 285–300, https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.300.

KALE S.; ACARLI D. Shoreline change monitoring in Atikhisar reservoir by using remote sensing and geographic information system (GIS). **Fresenius Environmental Bulletin**, 28 (5), 4329, 2019.

KARYMBALIS, E.; ANDREOU, M.; BATZAKIS, D.; TSANAKAS, K.; KARALIS, S. Integration of GIS-based multicriteria decision analysis and analytic hierarchy process for flood-hazard assessment in the Megalo Rema River Catchment (East Attica, Greece). **Sustainability**, v. 13, n. 18, p. 10232, 2021.

KESIREDDY, A.; CARRILLO, L.R.G.; BACA, J. Multi-Criteria Decision Making—Pareto Front Optimization Strategy for Solving MultiObjective Problems. In Proceedings of the 2020 IEEE 16th **International Conference on Control & Automation (ICCA)**, Singapore,9–11 October 2020; pp. 53–58.

KHAIRILMIZAL, S.; HUSSIN, M.F.; MOHD YASSIN, A.I.; HUSNA, K.A.; SULAIMAN, A.A.; JUSOH, M.H.; KASRI, M.H. Evolution of disaster and disaster management policy in Malaysia. **Adv. Sci. Lett**. 2016, 22, 4209–4212.

KHERWA, P.; AHMED, S.; BERRY, P.; KHURANA, S.; SINGH, S.; SEN, J.; MEHTAB, S.; CADOTTE, D.W.W.; ANDERSON, D.W.; OST, K.J.; et al. Machine Learning Algorithms, Models and Applications. **In Artificial Intelligence**; Sen, J., Ed.; IntechOpen: London, UK, 2022; p. 155.

KOPPL, C. J.; MALUREANU, R.; DAM-HANSEN, C.; WANG, S.; JIN, H.; BARCHIESI, S.; SERRANO SANDÍ, J. M.; MUÑOZ-CARPENA, R.; JOHNSON, M.; DURAN,Q. A. M.; BAUER,G. P.; McKNIGHT, U. S.; GARCIA, M. Hyperspectral reflectance measurements from UAS under intermittent clouds: Correcting irradiance measurements for sensor tilt. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 268, p. 112746, out. 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112746. Acesso em: 7 jun. de 2024.

KRISANDI, N.; et al., “The k-nearest neighbor algorithm in the classification of palm oil production data at PT. **Minamas**, Parindu sub-district (in Indonesia: Algoritma k-nearest neighbor dalam klasifikasi data hasil produksi kelapa sawit pada PT. Minamas kecamatan Parindu),” **Bimaster**, vol 02, no 1, 2013.

KUMAR, A.; PANT, S.; RAM, M. Grey wolf optimizer approach to the reliability-cost optimization of residual heat removal system of a nuclear power plant safety system. Qual. Reliab. **Eng. Int**. 2019, 35, 2228–2239.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **biometrics**, p. 159-174, 1977.

LEAL, J. E. AHP-express: A simplified version of the analytical hierarchy process method. **MethodsX**, v. 7, p. 100789, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.mex.2019.11.021. Acesso em: 13 set. 2024.

LEI, C.; ZHU, L. Spatio-temporal variability of land use/land cover change (LULCC) within the Huron River: Effects on stream flows. **Climate Risk Management**, v. 19, 2017.

LI, C.; WANG, J.; WANG, L.; HU, L.; GONG, P. Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with landsat thematic mapper imagery. **Remote Sens**. 2014, 6, 964–983

LI, Z.; SHEN, H.; LI, H.; XIA, G.; GAMBA, P.; ZHANG, L. Multi-feature combined cloud and cloud shadow detection in GaoFen-1 wide field of view imagery. **Remote Sens. Environ**. 2017, 191, 342–358

LIMA, D. F.; SOUSA JUNIOR, A. M.; LIMA JUNIOR, F. O.; QUEIROZ, J. H. M. **Expansão urbana de São Miguel/RN: Análise no recorte temporal de 2000 a 2017**. Caminhos de Geografia, v. 22, n. 80, p. 182-200, 2021.

LIMA. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Cartilha de orientação à população no período de alerta de chuvas intensas.** Brasília, 2017.

LIN, H.; CHEN, M.; AND LU, G.N.; 2013. Virtual geographic environment: a workspace for computer-aided geographic experiments. **Annals of the Association of American Geographers**, 103 (3), 465–482. doi: 10.1080/00045608.2012.689234

LIRA, K. C. S.; FRANCISCO, H. R.; FEIDEN, A. Classificação de fragilidade ambiental em bacia hidrográfica usando lógica Fuzzy e método AHP. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 34, e62872, 2022. DOI: 10.14393/SN-v34-2022-62872.

LÜ, G.; BATTY, M.; STROBL, J.; LIN, H.; ZHU, A-X.; CHEN, M. Reflections and speculations on the progress in Geographic Information Systems (GIS): a geographic perspective. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 33, n. 2, p. 346–367, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1080/13658816.2018.1533136. Acesso em: 17 jun. 2024.

LU, G.N.; et al., 2018. Is the future of cartography the scenario scicence? **Journal of Geo-InformationScience**, 20 (1), 1–6

LUBIS, A. R.; LUBIS, M.; AL-KHOWARIZMI. Optimization of distance formula in K-Nearest Neighbor method. **Bulletin of Electrical Engineering and Informatics**, v. 9, n. 1, p. 326-338, fev. 2020. ISSN: 2302-9285. DOI: 10.11591/eei.v9i1.1464. Disponível em: http://beei.org.

LYU, H.; ZHOU, W.; SHEN, S.; ZHOU N. 2020. Inundation risk assessment of metro system using AHP and TFN-AHP in Shenzhen. **Sustain Cities Soc**. 56:102103.

MA, L.; LIU, Y.; ZHANG, X.; YE, Y.; YIN, G.; JOHNSON, B.A. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review. ISPRS J. Photogramm. **Remote Sens**. 2019, 152, 166–177

MACHADO, N. G**. Efeitos da inundação sobre o solo e vegetação com dominância de vochysia divergens pohl (vochysiaceae) no Pantanal mato-grossense**. 2013. 75 f. Tese (Doutorado em Física Ambiental). Universidade Federal de Mato Grosso – UFMT, Cuiabá – MT. 2013.

MANTOVANI, J. R.; BACANI, V. M. **Proposta metodológica para mapeamento de áreas suscetíveis a inundação e/ou alagamento na bacia hidrográfica do córrego Indaiá-MS**. Geousp – Espaço e Tempo (Online), São Paulo, v. 22, n. 3, p. 687-706, dez. 2018. ISSN 2179-0892. Disponível em: https://www.revistas.usp.br/geousp/article/view/146752. DOI: http://dx.doi.org/10.11606/issn.2179-0892.geousp.2018.146752.

MCFEETERS, S.K. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, 17, 1425, 1996.

MITCHELL, T. M. **Machine Learning**, 1. ed. Nova Iorque: McGraw-Hill, 1997.

MITRA, R.; SAHA, P.; DAS, J. Assessment of the performance of GIS-based analytical hierarchical process (AHP) approach for flood modelling in Uttar Dinajpur district of West Bengal, India. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 13, n. 1, p. 2183–2226, 2022. Disponível em: https://doi.org/10.1080/19475705.2022.2112094. Acesso em: 17 jun. 2024.

NGUYEN, T.M.; WU, Q.M.J. Fast and robust spatially constrained Gaussian mixture model for image segmentation. IEEE Trans. **Circuits Syst**. Video Technol. 2013, 23, 621–635

OLII, M. R.; OLII, A.; PAKAYA, R. The integrated spatial assessment of the flood hazard using AHP-GIS: The case study of Gorontalo Regency. **The Indonesian Journal of geography**, v. 53, n. 1, p. 126-135, 2021.

Our World in Data (n.d.). **Natural Disasters**. Available online: https://ourworldindata.org/natural-disasters (accessed on 29 April 2023).

ÖZELKAN, E. Water Body Detection Analysis Using NDWI Indices Derived from Landsat-8 OLI. **Pol. J. Environ. Stud**., v. 29, n. 2, p. 1759-1769, 2020. DOI: 10.15244/pjoes/110447.

PANT, S.; KUMAR, A.; RAM, M.; KLOCHKOV, Y.; SHARMA, H.K. Consistency Indices in Analytic Hierarchy Process: A Review. **Mathematics** 2022, 10, 1206. https:// doi.org/10.3390/math10081206

PEDREGOSA, et. al. **JMLR 12**, pp. 2825-2830, 2011.

PEREIRA, F. J. S.; et al. Estimation of suspended sediment concentration in an intermittent river using multi-temporal high-resolution satellite imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S. l.], v. 79, p. 153-161, 2019. DOI: 10.1016/j.jag.2019.02.009.

PEREIRA, O. J. R.; et al. Estimating Water pH Using Cloud-Based Landsat Images for a New Classification of the Nhecolândia Lakes (Brazilian Pantanal). **Remote sensing of Environment**, [S. l.], v. 12, n. 7, p. 1090, 28 mar. 2020. DOI: 10.3390/rs12071090.

PESSOA NETO, A.G.; SILVA, S.R.; BARBOSA, I.M.B.R. (2022). Mapeamento das áreas suscetíveis às inundações e aos alagamentos no município de Jaboatão dos Guararapes, Pernambuco. **Boletim de Geografia**, Maringá, v.40, a2022, e63948, p.277-296. DOI: https://doi.org/10.4025/bolgeogr.v40.a2022.e63948.

PHAM, B.T; LUU, C.; VAN, D. D.; VAN, P. T.; NGUYEN HD, V.; LE, H.; VON MEDING, J.; PRAKASH I. 2021. Flood risk assessment using deep learning integrated with multi-criteria decision analysis**. Knowl-Based Syst**. 219:106899.

PIAO, S.; WANG, X.; CIAIS, P.; ZHU, B.; WANG, T.; LIU, J. Changes in satellite-derived vegetation growth trend in temperate and boreal Eurasia from 1982 to 2006. **Glob. Chang. Biol**. 2011, 17, 3228–3239.

PINESE JÚNIOR, J. F.; RODRIGUES, S. C. O método de análise hierárquica – AHP – como auxílio na determinação da vulnerabilidade ambiental da bacia hidrográfica do Rio Piedade (MG). **Revista Do Departamento De Geografia**, v.23, p.4-26, 2012.

PLANET LABS. Planet Imagery Product Specification. São Francisco: **Planet Labs**, v. 56, 2016.

PLANET TEAM. (2021). Planet application program interface: In space for life on Earth. São Francisco, CA. **Planet Labs Inc**. Disponível em https://www.planet.com/

PONTIUS JUNIOR.; GILMORE, R.; MILLONES, M.. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment**. International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011

RADWA, F.; ALAZBA, AA.; MOSSAD, A. 2019. Flood risk assessment and mapping using AHP in arid and semiarid regions. **Acta Geophys**. 67(1):215–229.

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, 2016.

REHMAN, S.; SAHANA, M.; HONG, H.; SAJJAD, H.; AHMED, B. B. A systematic review on approaches and methods used for food vulnerability assessment: framework for future research. **Natural Hazards**, [s.l.], v. 96, p. 975-998, 2019. DOI: https://doi.org/10.1007/s11069-018-03567-z.

RICHARDS, J.A.; RICHARDS, J.A. **Remote Sensing Digital Image Analysis**; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 1999.

RITCHIE, H. and Rosado Pablo (2022) - "**Natural Disasters**" Published online at OurWorldInData.org. Retrieved from: 'https://ourworldindata.org/natural-disasters'

ROSMADI, H.S.; AHMED, M.F.; MOKHTAR, M.B.; LIM, C.K. Reviewing Challenges of Flood Risk Management in Malaysia. **Water** 2023, 15, 2390. https://doi.org/10.3390/ w15132390.

ROY, D. P. et al. A global analysis of the temporal availability of PlanetScope high spatial resolution multi-spectral imagery. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 264, p. 112586, out. 2021. ISSN 0034-4257. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112586.

ROY, S.; BOSE, A.; CHOWDHURY, I. 2021. Flood risk assessment using geospatial data and multicriteria decision approach: a study from historically active flood-prone region of Himalayan foothill, India. **Arab J Geosci**. 14(11):1–25.

RUDNIAK, A.; OLIVEIRA FILHO, P. C.; ANDRADE, A. R. Aplicação de técnicas de análise espacial para mapear áreas suscetíveis à enchentes urbanas. **GeoUERJ**, n. 35, e33292, 2019.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. 3.. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 28, 29 e 32.

S. B. Imandoust and M. Bolandraftar, "Application of K-Nearest Neighbor (KNN) Approach for Predicting Economic Events: Theoritical Background," Int. **Journal of Engineering Research and Applications**, vol. 3, no. 5, pp. 605-610, 2013.

SAATY, R. W. The Analytic Hierarchy Process - What it is and how it is used. **Mathematical Modelling**, v. 9, n. 3-5, p. 161-176, 1987.

SAATY, T. H. A scaling method from priorities in hierarchical structures. Journal of Mathematical **Psychology**, v. 15, n. 3, p. 234-281, 1977.

SAATY, T. L.; VARGAS, L. G**. Prediction**: projection and forecasting. Boston, MA: Kluwer Academic, 1991.

SAATY, T.L. Scaling method for priorities in hierarchical structures. **J. Math. Psychol**. 1977, 15, 234–281

SAGAWA, T.; YAMASHITA, Y.; OKUMURA, T.; YAMANOKUCHI, T. Satellite derived bathymetry using machine learning and multi-temporal satellite images. **Remote Sens**. 2019, 11, 1155

Samu, R.; Kentel, A.S. 50An Analysis of the flood management and mitigation measures in Zimbabwe for a sustainable future, Int. **J. Disaster Risk Reduct**. 1-10 (2018) 691–697.

SANYAL, J. & LU, X. X. 2004 Application of remote sensing in flood management with special reference to monsoon Asia: a review. **Natural Hazards** 33 (2), 283–301.

SARKER, T. 2020 Role of **Climatic and Non-Climatic Factors on Land Use and Land Cover Change in the Arctic: A Comparative Analysis of Vorkuta and Salekhard**. Doctoral dissertation, The George Washington University.

SATINET, C.; FOUSS, F. A Supervised Machine Learning Classification Framework for Clothing Products' Sustainability. **Sustainability** 2022, 14, 1334. https://doi.org/10.3390/ su14031334

SCHIKOWSKI, A. N. A. B. **Estimativa do volume e da forma do fuste utilizando técnicas de aprendizado de máquina**. (Dissertação de Mestrado) Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, Universidade Federal Do Paraná. Curitiba: UFPR, 2016.

SHAH, I. A.; MUHAMMAD, Z.; KHAN, H. Impact of climate change on spatiotemporal variations in the vegetation cover and hydrology of district Nowshera. **Journal of Water and Climate Change**, v. 13, n. 11, p. 3867, 2022. DOI: 10.2166/wcc.2022.229.

SHANG, M.; WANG, S.; ZHOU, Y.; DU, C. Effects of Training Samples and Classifiers on Classification of Landsat-8 Imagery. J. Indian Soc. **Remote Sens**. 2018, 46, 1333–1340

SHATKIN, G. (2019). Futures of crisis, futures of urban political theory: Flooding in Asian Coastal Megacities. **International Journal of Urban and Regional Research**, 43(2), 208–226. https://doi.org/10.1111/1468- 2427.12758

SHIVAM, P.; BIPLAB, B. Self-supervision assisted multimodal remote sensing image classification with coupled self-looping convolution networks. **Neural Netw**. 2023, 164, 1–20.

SILVERMAN, B. W. (1986). **Estimação de Densidade para Estatísticas e Análise de Dados**. Nova York: Chapman and Hall.

SIMIONI, J. D. **Métodos de Classificação de Imagens de Satélite para Delineamento de Banhados**. 2021. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto e

Geoprocessamento) - Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

SMITH, L. C. 1997 Satellite remote sensing of river inundation area, stage, and discharge: a review. **Hydrological Processes** 11 (10), 1427–1439.

SOMAYAJULA, V. K. A.; GHAI, D.; KUMAR, S.; TRIPATHI, S. L.; VERMA, C.; SAFIRESCU, C. O.; MIHALTAN, T. C. Classification and Validation of Spatio-Temporal Changes in Land Use/Land Cover and Land Surface Temperature of Multitemporal Images. **Sustainability**, v. 14, n. 23, p. 15677, 2022. Disponível em: https://www.mdpi.com/journal/sustainability. DOI: https://doi.org/10.3390/su142315677. Acesso em: 10 de Jun de 2024.

SOUISSI, D.; ZOUHRI, L.; HAMMAMI, S.; MSADDEK, MH.; ZGHIBI, A.; DLALA, M. 2020. GIS-based MCDM–AHP modeling for flood susceptibility mapping of arid areas, southeastern Tunisia. **Geocarto** Int. 35(9):991–1017.

SOUZA, M. C. C.; AMORIM, M. C. C. T. Risco e vulnerabilidade socioespacial: O exemplo da bacia Córrego do Veado em Presidente Prudente (SP). **Boletim de Geografia**, v. 36, n. 1, p. 17-29, 2018.

STRICK, R. J. P. et al. Quantification of bedform dynamics and bedload sediment flux in sandy braided rivers from airborne and satellite imagery. **Earth Surface Processes and Landforms**, [S. l.], v. 44, n. 4, p. 953–972, 2019. DOI: 10.1002/esp.4558.

SUDHA, L.R.; BHAVANI, R. Gait based Gender Identification using Statistical Pattern Classifiers. Int. J. **Comput. Appl**. 2012, 40, 30–35.

SUN, N.; LI, C.; GUO, B.; SUN, X.; YAO, Y.; WANG, Y. Urban flooding risk assessment based on FAHP–EWM combination weighting: a case study of Beijing. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 14, n. 1, 2240943, 2023. DOI: 10.1080/19475705.2023.2240943. Disponível em: https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2240943. Acesso em: 6 jun. 2024.

TALUKDAR, S.; PAL, S. 2019. Effects of damming on the hydrological regime of Punarbhaba river basin wetlands. **Ecol. Eng**. 135, 61–74.

TAYLOR, C.J.; CARR, J.R.; ROUNCE, D.R. (2022). Spatiotemporal supraglacial pond and ice cliff changes in the Bhutan–Tibet border region from 2016 to 2018. **Journal of Glaciology** 68(267), 101–113. https://doi.org/ 10.1017/jog.2021.76

TENG, J.; XIA, S.; LIU, Y.; YU, X.; DUAN, H.; XIAO, H.; ZHAO, C. Assessing habitat suitability for wintering geese by using Normalized Difference Water Index (NDWI) in a large floodplain wetland, China. **Ecological Indicators**, v. 122, p. 107260, 2021.

THILAGAMANI, S.; SHANTI, N. A survey on image segmentation through clustering. **International Journal of Research and Reviews in Information Sciences**, v. 1, n. 1, p. 14 –17, 2011.

UNDRR. **Netherland's Flood Management Is a Climate Adaption Model for the World; United Nations Office for Disaster Risk Reduction: Geneva, Switzerland,**

2021. Disponível em: https://www.preventionweb.net/news/netherlands-flood-management-climateadaption-model-world. Accesso em: 22 de Jun de 2024 .

UNESCO. **Global trends in climate change-related disasters: a review of disaster risk management policies and practices**. Paris: United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization, 2020.

VARUN & NISHA R. “Knowledge Discovery from Database Using an Integration of Clustering and Classification,” Int. **Journal of Advanced Computer**, vol 2, no 3, pp. 29-33, 2011.

VEIGA, A. J. P.; MATTA, J. M. B.; VEIGA, D. A. M. & BOMFIM, C. S. S. (2020). Análise do uso e cobertura da terra em Itapetinga no estado da Bahia, Brasil, com uso de Sensoriamento Remoto e SIG. **Brazilian Journal of Development**, 6(9), 73928-73947.

WANG, S.; GARCIA, M.; IBROM, A.; BAUER-GOTTWEIN, P. 2019b. Temporal interpolation of land surface fluxes derived from remote sensing – results with an Unmanned Aerial System. Hydrol. **Earth Syst. Sci. Discuss**. 1–27. https://doi.org/10.5194/hess-2019-

WANG, T.; THOMASSON, J. A.; YANG, C.; ISAKEIT, T.; NICHOLS, R. L. Automatic Classification of Cotton Root Rot Disease Based on UAV Remote Sensing. **Remote Sensing**, v. 12, n. 9, p. 1479, 2020.

X. P.; et al., “**K-nearest neighbor based structural twin support vector machine**,” Knowledge-Based Systems,vol. 88, pp. 34-44, 2015.

XI, J.; ERSOY OKAN, K.; CONG, M.; ZHAO, C.; QU, W.; WU, T. Dynamic Wide and Deep Neural Network for Hyperspectral Image Classification. **Remote Sens**. 2021, 13, 2575.

XIONG, L.; YAN, L.; DU, T.; YAN, P.; LI, L.; XU, W. Impacts of Climate Change on Urban Extreme Rainfall and Drainage Infrastructure Performance: A Case Study in Wuhan City, China. **Irrig. Drain**. 2019, 68, 152–164.

XU H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, 27 (14), 3025, 2006.

YANG, F.; ZHOU, G.Q.; XIAO, J.R.; LI, Q.; JIA, B.; WANG, H.Y.; GAO, J. Multispectral remote sensing image classification based on quantum entanglement. **Remote Sens**. Spat. Inf. Sci. 2020, 42, 667–670.

YANG, H.; HU, J.; ZHANG, S.; XIONG, L.; XU, Y. Climate Variations vs. Human Activities: Distinguishing the Relative Roles on Vegetation Dynamics in the Three Karst Provinces of Southwest China. **Front. Earth Sci**. 2022, 10, 799493.

YANG, Q.; ZHANG, S.; DAI, Q.; YAO, R. Improved Framework for Assessing Vulnerability to Different Types of Urban Floods. **Sustainability**, [s.l.], v. 12, n. 18, p. 7561, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.3390/su12187561. Acesso em: 14 jun. 2024.

ZHANG, H.; HE, J.; CHEN, S.; ZHAN, Y.; BAI, Y.; QIN, Y. Comparing Three Methods of Selecting Training Samples in Supervised Classification of Multispectral Remote Sensing Images. **Sensors** 2023, 23, 8530. https://doi.org/10.3390/s23208530

ZHANG, S. (2022). **Challenges in KNN Classification**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 34(10), 4664.

ZHANG, S.; BAI, X.; ZHAO, C.; TAN, Q.; LUO, G.; CAO, Y.; DENG, Y.; LI, Q.; LI, C.; WU, L.; et al. Limitations of soil moisture and formation rate on vegetation growth in karst areas. **Sci. Total Environ**. 2022, 810, 151209.

ZHOU, X.; BAI, Z.; YANG, Y. Linking trends in urban extreme rainfall to urban flooding in China. **Int. J. Climatol**. 2017, 37, 4586–4593.