



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE FILOSOFIA E CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS GEOGRÁFICAS
CURSO DE GRADUAÇÃO BACHARELADO EM GEOGRAFIA**

SILAS LIMA DA SILVA

**MAPEAMENTO DA EXPOSIÇÃO À ILHAS DE CALOR URBANAS SUPERFICIAIS
NO MUNICÍPIO DE PETROLINA-PE, BRASIL**

RECIFE

2025

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE FILOSOFIA E CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS GEOGRÁFICAS
CURSO DE GRADUAÇÃO BACHARELADO EM GEOGRAFIA**

SILAS LIMA DA SILVA

**MAPEAMENTO DA EXPOSIÇÃO À ILHAS DE CALOR URBANAS SUPERFICIAIS
NO MUNICÍPIO DE PETROLINA-PE, BRASIL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Graduação em Geografia da
Universidade Federal de Pernambuco, Centro
de Filosofia e Ciências Humanas, como
requisito para a obtenção do título de
Bacharel em Geografia.

Orientador(a): Profa. Dra. Cristiana
Coutinho Duarte

RECIFE

2025

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

Silva, Silas Lima da.

Mapeamento da Exposição à Ilhas de Calor Urbanas Superficiais no Município de Petrolina-PE, Brasil / Silas Lima da Silva. - Recife, 2025.

67 p. : il., tab.

Orientador(a): Cristiana Coutinho Duarte

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Filosofia e Ciências Humanas, Geografia - Bacharelado, 2025.

Inclui referências.

1. Clima Urbano. 2. Sensoriamento Remoto. 3. Climatologia Geo
 4. Geoprocessamento. 5. Ilhas de Calor Urbanas. 6. Temperatura da Superfície.
- Duarte, Cristiana Coutinho. (Orientação). II. Título.

910 CDD (22.ed.)

SILAS LIMA DA SILVA

**MAPEAMENTO DA EXPOSIÇÃO À ILHAS DE CALOR URBANAS
SUPERFICIAIS NO MUNICÍPIO DE PETROLINA-PE, BRASIL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Graduação em Geografia da
Universidade Federal de Pernambuco, Centro
de Filosofia e Ciências Humanas, como
requisito para a obtenção do título de
Bacharel em Geografia.

Aprovado em: 11/08/2025.

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Cristiana Coutinho Duarte
Universidade Federal de Pernambuco

Profa. Dr. Josiclêda Domiciano Galvíncio
Universidade Federal de Pernambuco

Me. Tamires Gabryele de Lima Mendes
Universidade Federal de Pernambuco

Dedico este trabalho à minha família, em especial aos meus pais, Severino Damião da Silva e Rosineide Lima da Silva, que, mesmo diante das maiores dificuldades, me apoiaram incondicionalmente e me deram força para chegar até aqui.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, aos meus queridos pais, Severino Damião da Silva e Rosineide Lima da Silva, e à minha irmã, Nikolly Thamires Lima da Silva, pelo amor, pela dedicação e pelo apoio incondicional em cada etapa desta jornada. Sou profundamente grato à Profa. Dra. Cristiana Coutinho Duarte, cujos ensinamentos em geografia e climatologia foram essenciais para o meu crescimento acadêmico, e à Profa. Graça, que me fez apaixonar pela geografia durante todo o ensino fundamental e médio. Aos amigos que fiz ao longo do curso Felipe, João, Laís, Jhonata, Ceça, Wesley e tantos outros, meu reconhecimento pelo companheirismo e pelas contribuições que tornaram esta caminhada mais leve e divertida. Um agradecimento especial vai ainda aos meus grandes amigos de vida, Jadson e Edvaldo, por me inspirarem a seguir sempre aquilo de que verdadeiramente gosto. Por fim, registro minha sincera gratidão à Profa. Dra. Beatriz Mesquita Pedrosa, minha supervisora e amiga, pelos conselhos valiosos e pelo constante incentivo à minha trajetória acadêmica e profissional.

“Subestimar a necessidade de preservar o meio ambiente é caminhar para a extinção.”

- Milton Santos, *A natureza do espaço: técnica e tempo*, 1996

RESUMO

Este trabalho investiga a exposição às Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS) no município de Petrolina-PE, situado no semiárido brasileiro. A pesquisa adota a categoria de *estudo de caso* e tem como objetivo mapear a exposição térmica urbana por meio da integração de variáveis ambientais e socioespaciais. Utiliza-se imagens dos satélites Sentinel-2 e Sentinel-3, além de dados censitários do IBGE. O método envolve o aprimoramento da resolução térmica das imagens via downscaling baseado em NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e a aplicação do método Analytic Hierarchy Process (AHP) para ponderação das variáveis: temperatura da superfície, uso e cobertura da terra, NDVI, densidade populacional e densidade domiciliar. O modelo resultante permite identificar áreas com diferentes níveis de exposição ao calor. Os resultados revelam maior exposição nas zonas centrais e mais densamente urbanizadas de Petrolina, associadas à baixa cobertura vegetal e elevada impermeabilização do solo. O estudo contribui para o planejamento urbano adaptativo e políticas de mitigação dos efeitos climáticos nas cidades semiáridas.

Palavras-chave: Ilhas de Calor Urbanas Superficiais; Exposição; Downscaling Térmico; Temperatura da Superfície; Área Urbana.

ABSTRACT

This study investigates the exposure to Surface Urban Heat Islands (SUHI) in the municipality of Petrolina-PE, located in the Brazilian semi-arid region. The research adopts the *case study* approach and aims to map urban thermal exposure by integrating environmental and socio-spatial variables. It uses Sentinel-2 and Sentinel-3 satellite imagery along with census data from the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE). The methodology includes thermal downscaling based on NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and the application of the Analytic Hierarchy Process (AHP) to weight variables such as land surface temperature, land use and land cover, NDVI, population density, and household density. The resulting model identifies areas with varying levels of heat exposure. The findings reveal greater exposure in central and densely urbanized areas of Petrolina, associated with low vegetation cover and high surface imperviousness. The study contributes to adaptive urban planning and climate mitigation policies for semi-arid cities.

Keywords: Surface Urban Heat Islands; Exposure; Thermal Downscaling; Land Surface Temperature; Urban Area.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1 - Componentes da Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais.....	39
Figura 1 – Mapa de Localização de Petrolina.....	24
Figura 2 – Mapa dos Bairros de Petrolina.....	25
Figura 3 – Fluxograma Levantamento e Escolha das Variáveis.....	26
Figura 4 - Script para conversão de arquivos NetCDF (.nc) para o formato GeoTIFF (.tif).....	29
Figura 5 - Script de reprojeção da imagem Sentinel-3 para o sistema UTM.....	30
Figura 6 - Script que realiza o recorte da imagem Sentinel-3 com base na extensão espacial da cena do Sentinel-2.....	31
Figura 7 - Script que realizar o cálculo do Índice de Vegetação Normalizada.....	32
Figura 8 - Gráfico de dispersão entre NDVI e Temperatura.....	33
Figura 9 - Script para realizar o procedimento de estatística zonal.....	34
Figura 10 - Resultados da estatística zonal.....	34
Figura 11 - Modelo linear obtido.....	35
Figura 12 - Script do uso da regressão linear obtida para estimar a temperatura na escala de 10 metros.....	36
Figura 13 - Mapas do Índice de Vegetação e Temperatura da Superfície com 10 metros de resolução espacial respectivamente.....	37
Figura 14 - Matriz AHP com as variáveis deste estudo.....	41
Figura 15 - Script do processamento do método AHP.....	43
Figura 16 - Janela do Resultado do método AHP.....	44
Figura 17 - Distribuição espacial da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) com 1000 metros, Petrolina- PE.....	47
Figura 18 - Distribuição espacial da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) com 10 metros, Petrolina- PE.....	47
Figura 19 - Mapa de Temperatura da Superfície (°C) - Resolução Espacial de 10 metros, Petrolina- PE.....	49
Figura 20 - Mapa de Valores Médios de Temperatura da Superfície, Área Urbana de Petrolina- PE.....	51

Figura 21 - Mapa de Valores Mínimos de Temperatura da Superfície, Área Urbana de Petrolina- PE.....	52
Figura 22 - Mapa de Valores Máximos de Temperatura da Superfície, Área Urbana de Petrolina- PE.....	54
Figura 23 - Mapa de Uso e Cobertura da Terra de Petrolina-PE.....	56
Figura 24 - Mapa de Densidade Populacional da Área Urbana de Petrolina-PE....	57
Figura 25 - Mapa de Densidade Domiciliar da Área Urbana de Petrolina-PE.....	58
Figura 26 - Índice de Vegetação Normaliza (Área Urbana de Petrolina).....	59
Figura 27 - Mapa de Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais.....	60
Figura 28 - Mapa de Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superfícies destacando as classes médias e altas de exposição ao risco.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Escala Fundamental de Saaty (1-9).....	37
Tabela 2. Porcentagem de cada uso e cobertura da terra de Petrolina-PE.....	55

LISTA DE ABREVIASÕES

ICUS	Ilhas de Calor Urbanas Superficiais
IPPC	International Plant Protection Convention
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
AHP	Analytic Hierarchy Process
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
TST	Temperatura da Superfície Terrestre
SLSTR	The Sea and Land Surface Temperature Radiometer
LCZ	Local Climate Zones
AI	Área de Interesse
S2TSLULC	Sentinel-2 Time Series Land Use/Land Cover
LST	Land Surface Temperature
ERSI	Environmental Systems Research Institute
ESA	European Space Agency
GEE	Google Earth Engine
UTM	Universal Transversa de Mercator

Sumário

1. INTRODUÇÃO	16
2. OBJETIVOS	17
2.1 Objetivo Geral.....	18
2.2 <i>Objetivos Específicos</i>	18
3. REFERENCIAL TEÓRICO	19
3.1 O estudo do clima urbano e sua importância para sociedade	19
3.2 Contextualização teórica e prática das Ilhas de Calor Urbanas.....	20
3.3 As características das Ilhas de Calor nas regiões tropicais semiáridas.....	21
3.4 O uso de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento para o Estudo das Ilhas de Calor Urbanas Superficiais	22
3.5 Mapeamento da Exposição ao Risco Climático Urbano em Áreas Sujeitas a Ilhas de Calor	23
4. METODOLOGIA	24
4.1 Área de Estudo	24
4.2 Procedimentos Metodológicos (Levantamento dos Dados).....	26
4.2.1 Aquisição das Imagens do Sentinel-3 e Sentinel-2.....	27
4.2.2 Uso do Dado S2TSLULC para Mapeamento de Uso e Cobertura da Terra	27
4.2.3 Obtenção de Dados Populacionais e de Domicílios por Setor Censitário...	28
4.3 Procedimentos Metodológicos (Downscaling Térmico)	28
4.3.1 Pré-Processamento de imagens do sentinel.....	28
4.3.2 Cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)	31
4.3.3 Análise Estatística entre NDVI e Temperatura da Superfície.....	32
4.3.4 Redução da Temperatura da Superfície Terrestre de 1000 m para 10 m...	36
4.4 Análise Multicritério com o método AHP para o Cálculo da Exposição a UCUS	37
4.4.1 Construção da Matriz AHP (Comparações Par a Par)	40
4.4.2 Normalização da Matriz de Comparações Par a Par e Cálculo dos Pesos.	42

4.4.3	<i>Verificação de Consistência</i>	43
4.4.4	<i>Preparação e Normalização dos Rasters</i>	44
5.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	46
5.1	Analizando a Temperatura de Superfície em Petrolina-PE	46
5.2	Estatísticas Zonais da Temperatura da Superfície Terrestre	50
5.3	Analizando o Uso e Cobertura da Terra em Petrolina-PE	55
5.4	Analizando a Densidade Populacional e Domiciliar de Petrolina-PE	56
5.5	Analizando a Cobertura Vegetal de Petrolina-PE	59
5.6	Analizando da Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais em Petrolina-PE	60
6.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	61
7.	REFEREÊNCIAIS	62

1. INTRODUÇÃO

Estima-se que as atividades humanas tenham causado cerca de 1,0°C de aquecimento global acima dos níveis pré-industriais, com uma variação provável de 0,8°C a 1,2°C. É provável que o aquecimento global atinja 1,5°C entre 2030 e 2052, caso continue a aumentar no ritmo atual (IPPC, 2022). Tais impactos estão principalmente sendo sentidos e afetarão ainda mais as populações urbanas marginalizadas de alta vulnerabilidade social e desprovidas de infraestrutura urbana.

Nesse cenário, os estudos climáticos ganham relevância por estarem diretamente ligados às características da atmosfera e às suas interações com a sociedade e o espaço geográfico. Entre os parâmetros de maior importância destaca-se a temperatura — tanto do ar quanto da superfície terrestre —, por seu papel decisivo na regulação do conforto térmico, na saúde pública e na configuração de fenômenos climáticos extremos, como as Ilhas de Calor Urbanas (ICU) e o estresse térmico (Cremonez et al., 2014).

Com o avanço do aquecimento global, observa-se um aumento na frequência e na intensidade de eventos climáticos extremos, cujos impactos são cada vez mais difíceis de prever e gerenciar. Entre esses eventos, destaca-se a intensificação do calor urbano, que pode ultrapassar os limites fisiológicos de tolerância térmica, especialmente em cidades localizadas em regiões de clima árido e semiárido. Este é o caso de Petrolina-PE, cuja expansão urbana acelerada, com maior parte da sua população cerca de 74% (287.046 habitantes), inserida em um espaço muito reduzido com apenas 86,39 km² de extensão. Além disso, associada às características do clima semiárido, tem provocado significativas alterações no balanço térmico local, favorecendo a formação de Ilhas de Calor Urbanas de Superfície (ICUS), esses fatores são um dos principais motivos que justificam a escolha de Petrolina como local para a realização deste estudo.

A análise da Temperatura da Superfície Terrestre (TST), também conhecida como Land Surface Temperature (LST), revela-se fundamental para a climatologia urbana, pois permite compreender a dinâmica térmica das cidades. A superfície urbana interfere diretamente no balanço de energia e na temperatura das camadas atmosféricas mais próximas, influenciando as condições de conforto ou desconforto térmico percebidas pelas populações. A urbanização desordenada, ao substituir

áreas vegetadas por superfícies impermeáveis, intensifica a retenção de calor, gerando microclimas urbanos com temperaturas significativamente mais elevadas que as áreas não urbanizadas, especialmente durante a noite (Voogt, Oke, 2003).

Nesse contexto, o sensoriamento remoto tem se consolidado como uma ferramenta indispensável para o mapeamento das ICUS. Através de sensores orbitais, é possível estimar a temperatura da superfície e correlacioná-la com o uso e a cobertura da terra, oferecendo uma base robusta para diagnósticos ambientais urbanos. O aprimoramento das tecnologias de satélite, com melhorias na resolução espacial, espectral e temporal, tem ampliado o potencial dessas análises. Além da LST, também é possível aplicar índices ecológicos relacionados à vegetação (como o NDVI), à emissividade, ao albedo e à presença de corpos hídricos, enriquecendo a compreensão dos fatores que contribuem para a formação das ICUS (Amorim, 2016).

As Ilhas de Calor Urbanas são fenômenos típicos de áreas densamente construídas, caracterizadas por temperaturas mais elevadas do que suas zonas rurais adjacentes (Zanatta et al., 2016). Elas resultam de uma combinação de fatores, como a impermeabilização do solo, a escassez de áreas verdes, a baixa refletância dos materiais urbanos e a poluição atmosférica. Tais condições ampliam a absorção e retenção de calor pelas superfícies urbanas, agravadas pelas emissões de calor antropogênico oriundas de veículos, indústrias e sistemas de refrigeração.

Esses fenômenos térmicos urbanos impactam especialmente as populações de maior vulnerabilidade social. Grupos em situação de pobreza, com baixa capacidade adaptativa, moradias precárias e pouco acesso a sistemas de refrigeração (como ventiladores e ar-condicionado), sofrem de forma mais intensa os efeitos do calor extremo (Moura et al., 2020). As consequências vão desde desconforto térmico até problemas graves de saúde, como insolação, exaustão pelo calor, desidratação e agravamento de doenças crônicas.

A estimativa da temperatura de superfície, portanto, é uma etapa essencial para a compreensão dos processos físicos que ocorrem na interface terra-atmosfera. A diversidade de elementos presentes na superfície terrestre — como vegetação, relevo, malha urbana e corpos d'água — e suas distintas propriedades

térmicas geram variações significativas de temperatura no tempo e no espaço (Fernández, 2018).

Diante desse contexto, esta pesquisa teve como objetivo principal **analisar a vulnerabilidade térmica urbana do município de Petrolina, com foco na exposição às Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS), por meio da integração de geotecnologias e variáveis ambientais e socioespaciais**, com base na integração de cinco variáveis-chave: Temperatura da Superfície, Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), Uso e Cobertura da Terra, Densidade Populacional e Densidade Domiciliar. A análise conjunta dessas variáveis permitiu identificar padrões espaciais de vulnerabilidade térmica, subsidiando propostas de mitigação climática e orientações para um planejamento urbano mais sustentável e resiliente às mudanças climáticas.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

A presente pesquisa tem como objetivo geral analisar a vulnerabilidade térmica urbana do município de Petrolina, com foco na exposição às Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS), por meio da integração de geotecnologias e variáveis ambientais e socioespaciais.

2.2 Objetivos Específicos

- Analisar a temperatura da superfície e as componentes de cobertura do solo do município de Petrolina por meio da análise de imagens orbitais de alta e média resolução.
- Mapear as áreas suscetíveis à ocorrência das Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS) no território urbano;
- Elaborar o mapa de exposição à ICUS, integrando variáveis ambientais e socioespaciais para identificar zonas de vulnerabilidade térmica.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 O estudo do clima urbano e sua importância para sociedade

O clima urbano refere-se ao conjunto de condições climáticas que ocorrem em áreas urbanizadas, que se diferenciam do clima em zonas rurais ou naturais circundantes devido a fatores humanos e infraestruturais (Romero et al., 2019).

A complexidade do sistema cidade-atmosfera é resultado da interação de múltiplos fatores interligados que desafiam a compreensão e a previsão dos fenômenos urbanos. Um dos principais contribuintes para essa complexidade é a heterogeneidade espacial encontrada nas áreas urbanas, que apresentam uma distribuição desigual de superfícies, como edifícios, estradas, vegetação e corpos d'água. Essa variabilidade espacial impacta significativamente as trocas de energia, resultando em uma micrometeorologia que é intrinsecamente variável e difícil de prever (Oke, 1982).

Além disso, as cidades apresentam fontes antropogênicas de calor, como veículos, indústrias e sistemas de aquecimento, que interagem de maneiras complexas com fatores naturais.

Outro aspecto que contribui para a complexidade do sistema é a operação em múltiplas escalas temporais e espaciais. Desde a microescala, que observa características específicas em locais dentro do ambiente urbano, até a mesoescala, que considera interações entre várias cidades ou regiões urbanas, essas diferentes dimensões podem influenciar as condições atmosféricas de forma interdependente (Andrade, 2005).

Além disso, os efeitos de vento e turbulência desempenham um papel crucial, uma vez que a geometria dos edifícios e a complexidade das superfícies urbanas podem intensificar a acumulação de calor ou promover a mistura do ar, afetando o comportamento térmico e as temperaturas em uma cidade. Para agravar a situação, fatores externos, como mudanças sazonais e padrões climáticos globais, também impactam o sistema cidade-atmosfera, tornando as interações ainda mais intrincadas (Stewart, Oke, 2012).

Esses elementos em constante interação transformam o sistema cidade-atmosfera em um ambiente dinâmico e desafiador, exigindo metodologias avançadas e abordagens multidisciplinares para compreender plenamente as

nuances e dinâmicas que nele operam. A efetiva previsão e gestão das condições ambientais urbanas dependem, portanto, da exploração detalhada e da modelagem precisa das complexas inter-relações que caracterizam esse sistema (Mendonça e Monteiro, 2003).

Portanto, a climatologia urbana pode contribuir para a sustentabilidade nas cidades de várias maneiras. Primeiramente, a climatologia urbana ajuda a entender a influência do clima sobre a qualidade de vida, o conforto térmico e a saúde das populações, fatores que são essenciais para uma vida urbana sustentável (Andrade, 2005). Além disso, a aplicação de conhecimento climatológico no planejamento urbano pode levar à definição de formas urbanas e ao uso do solo que minimizem o impacto ambiental. Por exemplo, o dimensionamento adequado de áreas verdes, a utilização de vegetação e a orientação adequada da construção podem reduzir o aquecimento urbano e promover corredores de ventilação que melhoram a qualidade do ar.

3.2 Contextualização teórica e prática das Ilhas de Calor Urbanas

Ilhas de Calor Urbanas (ICU), são áreas urbanas que apresentam temperaturas significativamente mais altas do que as áreas rurais ou naturais circundantes devido à modificação da superfície terrestre e à atividade humana. Essas ilhas podem ser divididas em diferentes tipos, dependendo da camada da atmosfera em que são observadas, são elas: Ilhas de Calor Urbanas Superficiais, Ilhas de Calor Urbanas da Atmosfera Inferior e Ilhas de Calor Urbanas da Atmosfera Superior (Amorim, 2019).

Os métodos de pesquisa no estudo das ilhas de calor urbanas evoluíram significativamente ao longo dos anos, refletindo um avanço nas tecnologias e uma compreensão crescente dos processos subjacentes. Inicialmente, a pesquisa sobre ilhas de calor urbanas focava em descrições simples e análises estatísticas baseadas em dados empíricos de cidades individuais (Oke, 1982). Contudo, métodos modernos agora incluem o uso de tecnologias como sensoriamento remoto, modelagem numérica e técnicas avançadas de observação, como radares acústicos e torres de monitoração de temperatura, que oferecem dados mais detalhados e abrangentes sobre as condições atmosféricas urbanas. Esses avanços ajudam a

capturar a variabilidade espacial e temporal das temperaturas urbanas de maneira mais eficaz (Amorim, 2019).

3.3 As características das Ilhas de Calor nas regiões tropicais semiáridas

As Ilhas de Calor Urbanas (ICU) nas regiões tropicais semiáridas apresentam características específicas condicionadas por fatores climáticos locais, como elevada radiação solar, baixa umidade relativa do ar e regimes pluviométricos irregulares. Nessas regiões, como é o caso do semiárido brasileiro, o contraste térmico entre áreas urbanizadas e zonas rurais ou vegetadas tende a ser acentuado devido à substituição da cobertura natural do solo por materiais urbanos de baixo albedo e alta capacidade térmica (Oliveira, 2013; Vieira et al., 2024).

Ao contrário das regiões temperadas, onde as ICU se manifestam principalmente no período noturno por retenção de calor, nas regiões semiáridas a intensidade térmica urbana pode ser elevada tanto de dia quanto à noite, em função da persistente incidência solar e das características da paisagem urbana (Arruda & Masiero, 2021; Silveira et al., 2023). As superfícies artificiais como telhados metálicos, pavimentações asfálticas e construções com pouca ventilação acumulam e reemitem calor de forma mais intensa, contribuindo para um microclima urbano aquecido e desconfortável, principalmente nas estações mais secas do ano (Lopes e Hora, 2021).

Outro fator relevante é a escassez de áreas verdes e de corpos d'água, elementos fundamentais para o resfriamento natural por sombreamento e evapotranspiração, principalmente durante a estação mais seca. A falta desses elementos intensifica a aridez urbana e amplia o risco de exposição populacional a estresses térmicos, especialmente em comunidades mais vulneráveis e carentes de infraestrutura adaptativa (Silva e Ferreira, 2023).

Além disso, o padrão de ocupação urbana desordenada, comum em diversas cidades de médio porte no semiárido, como Petrolina-PE, agrava os efeitos das ICU. A ausência de planejamento voltado à ventilação natural, aliado à impermeabilização do solo e ao crescimento horizontal fragmentado, reduz o potencial de resfriamento e de renovação do ar nas áreas urbanas (Vieira et al., 2024; PBMC, 2016).

3.4 O uso de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento para o Estudo das Ilhas de Calor Urbanas Superficiais

O sensoriamento remoto e o geoprocessamento têm se consolidado como ferramentas fundamentais na investigação das Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS), principalmente em razão da sua capacidade de capturar, processar e analisar dados espaciais em diferentes escalas temporais e territoriais (Amorim, 2020). O uso de sensores termais orbitais para a estimativa da temperatura de superfície terrestre (TST) tem se mostrado uma ferramenta eficaz na identificação de padrões espaciais de aquecimento urbano, sendo amplamente aplicado em estudos sobre Ilhas de Calor Urbanas e planejamento ambiental (Weng, 2009).

Entre os sensores mais utilizados para esse tipo de análise, destacam-se o Landsat 5, 8 e 9, o Sentinel-3 (SLSTR) e o MODIS, por fornecerem bandas termais adequadas à estimativa da temperatura da superfície terrestre. A partir dessas imagens, é possível aplicar algoritmos específicos, como a equação de Malaret (1985), para a conversão dos valores de brilho em temperaturas reais da superfície, após correções atmosféricas e calibração dos dados espectrais (Pereira et al., 2012).

O uso do geoprocessamento, por meio de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), permite a integração da temperatura com outras variáveis espaciais, como uso e cobertura do solo, vegetação urbana, albedo, densidade construtiva, altura de edificações e presença de áreas verdes. Essa integração possibilita a produção de mapas temáticos e análises multivariadas que revelam as áreas mais suscetíveis à formação de ICUS (Silveira et al., 2023).

Além disso, a classificação das Zonas Climáticas Locais (LCZ – *Local Climate Zones*) tem sido incorporada aos estudos como um método padronizado de categorização da morfologia urbana, permitindo comparações entre cidades e regiões. Essa abordagem contribui para uma melhor compreensão das relações entre forma urbana e campo térmico (Vieira et al., 2024).

O avanço das geotecnologias também tem viabilizado o uso de simulações computacionais e modelagens urbanas em softwares como o ENVI-met, capazes de prever o comportamento térmico de diferentes cenários urbanos. Esses modelos permitem testar estratégias de mitigação, como aumento de cobertura vegetal ou mudanças nos materiais construtivos, fornecendo subsídios importantes para políticas públicas de adaptação climática (Arruda e Masiero, 2021).

3.5 Mapeamento da Exposição ao Risco Climático Urbano em Áreas Sujeitas a Ilhas de Calor

No contexto das Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS), a exposição corresponde à presença e distribuição de elementos urbanos – como população, infraestrutura e atividades humanas – localizados em áreas sujeitas a elevados níveis de temperatura superficial. Trata-se, portanto, de um componente central na avaliação do risco climático urbano, pois determina quem e o que está exposto aos efeitos adversos do calor extremo (PBMC, 2016; Melo, 2019).

O mapeamento da exposição térmica urbana envolve a identificação espacial dos setores censitários, bairros ou unidades territoriais que se sobrepõem a zonas de maior intensidade térmica, com base em dados de temperatura de superfície terrestre (TST) obtidos por sensoriamento remoto. Quando essas zonas coincidem com áreas de elevada densidade populacional ou com infraestrutura urbana crítica, considera-se que a exposição ao risco é alta.

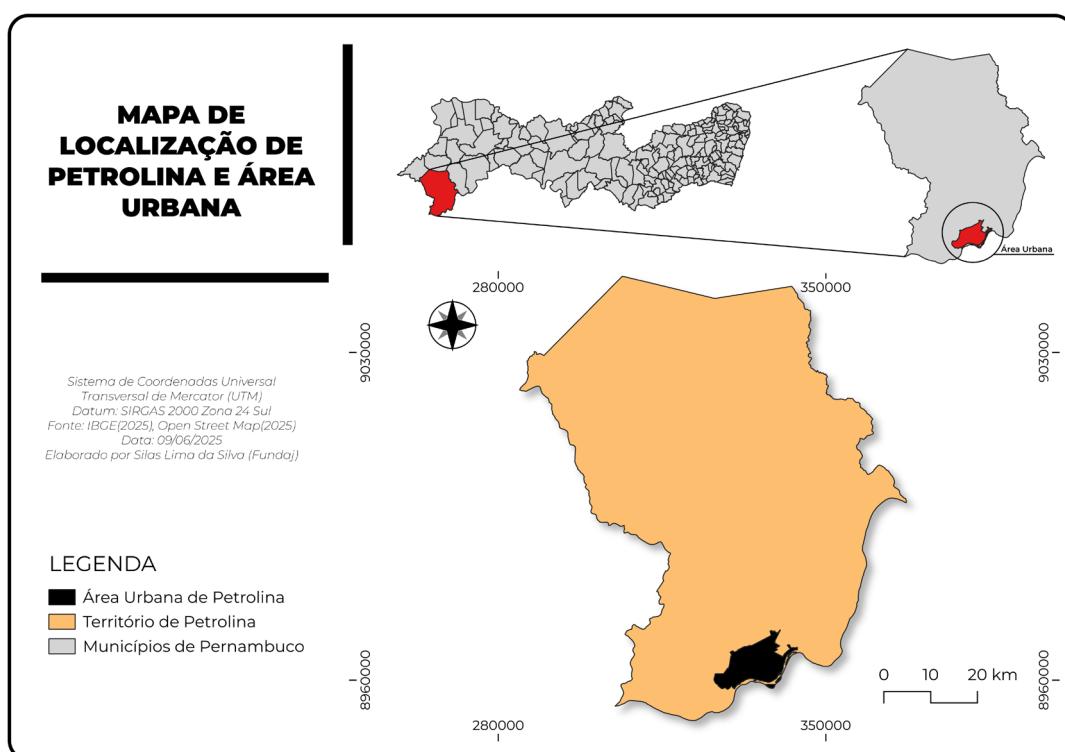
Essa abordagem é essencial para subsidiar políticas públicas de priorização de medidas adaptativas, como instalação de infraestrutura verde, criação de áreas sombreadas, ou ampliação do acesso à água e ventilação urbana (Silva e Ferreira, 2023; Vieira et al., 2024).

4. METODOLOGIA

4.1 Área de Estudo

O município de Petrolina é situado na região do Sertão de Pernambuco. Com uma área de aproximadamente 4.561,870 km², de acordo com dados do Censo do IBGE em 2022, a população atualmente é estimada em cerca de 386.791 habitantes. A maior parte dessa população reside na área urbana da cidade, abrangendo aproximadamente 86,39 km², o que representa apenas uma pequena porção da extensão total do município. Esses fatores são um dos principais motivos que justificam a escolha de Petrolina como local para a realização deste estudo.

Figura 1 – Mapa de Localização de Petrolina



Fonte: O autor (2025), IBGE (2025)

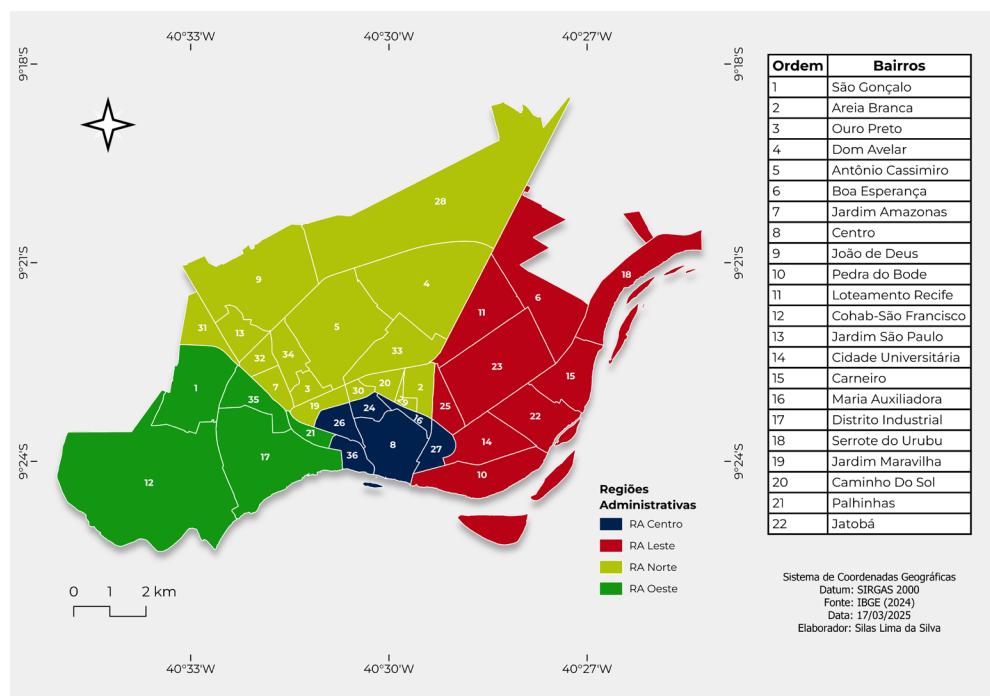
Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE

O clima de Petrolina, de acordo com a (CPRM, 2001), é classificado como semiárido quente, seguindo a classificação de Köppen, com chuvas de verão (Bshw). A região apresenta duas estações bem definidas: a estação chuvosa,

conhecida localmente como "inverno", e a estação seca, chamada de "verão". As precipitações pluviométricas são irregulares e geralmente insuficientes, com uma média anual que varia entre 400 e 500 mm, podendo ocasionalmente atingir picos de 600 mm. A umidade do ar em média é baixa em grande parte do território, e as temperaturas são elevadas, com médias anuais que oscilam entre 23°C e 30°C. Embora raros, podem ocorrer picos de temperatura fora desse intervalo. Essas características climáticas são típicas do semiárido nordestino, onde a combinação de chuvas escassas e temperaturas altas define o ambiente predominante.

O território de Petrolina é bem extenso, porém a área urbana do município tem apenas 86,39 km², como já foi mencionado anteriormente. Segundo o Censo do IBGE de 2022, nesta área da cidade reside atualmente 287.046 pessoas, distribuídas em 22 Bairros e 428 Setores Censitários, essa população é equivalente a 74,21% de todos os habitantes do município, sendo que os bairros mais populosos são os seguintes: 4 - Dom Avelar (28.157 hab), 12 - Cohab São Francisco (26.692 hab) e 5 - Antônio Cassimiro (23.266 hab).

Figura 2 – Mapa dos Bairros de Petrolina



Fonte: O autor (2025), IBGE (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE

4.2 Procedimentos Metodológicos (Levantamento dos Dados)

Para a construção da metodologia adotada nesta pesquisa, foram utilizadas como principais referências as literaturas voltadas ao **Downscaling Térmico**. Destacam-se, nesse contexto, o tutorial técnico “*Downscaling a Satellite Thermal Image from 1000 m to 10 m (Python)*” de **Aboutalebi (2024)** e o estudo “*Downscaling of Coarse Resolution Land Surface Temperature Through Vegetation Indices Based Regression Models*”, de **Sharma et al. (2019)**, os quais fundamentaram o processo de aprimoramento da resolução espacial de imagens térmicas com base em índices de vegetação.

Além disso, a formulação da **análise multicritério com aplicação do método AHP (Analytic Hierarchy Process)** teve como base os trabalhos “*Urban Heat Risk: Protocols for Mapping and Implications for Colombo, Sri Lanka*”, de **Emmanuel et al. (2023)**, e “*Urban Heat Risk Mapping in New York City Using GIS and Fuzzy AHP-Based Multi-Indicator Analysis*”, de **Vaezi (2025)**, que contribuíram significativamente para o desenvolvimento da abordagem analítica adotada nesta pesquisa.

Figura 3 – Fluxograma Levantamento e Escolha das Variáveis



Fonte: O autor (2025)

4.2.1 Aquisição das Imagens do Sentinel-3 e Sentinel-2

Foram obtidas imagens dos satélites Sentinel-3 e Sentinel-2 cobrindo a mesma Área de Interesse (AI) em datas próximas do mês Abril de 2025. Do Sentinel-3, utilizou-se o sensor SLSTR (*Sea and Land Surface Temperature Radiometer*) para adquirir um produto de Temperatura da Superfície Terrestre (TST) de nível 2, com resolução espacial nominal de 1000 m que opera entre $\lambda = 3.742$ nm até $\lambda = 10.854$ nm (ESA, 2020). Esse dado termal apresenta vantagem de alta frequência temporal (cenas diárias no período diurno e noturno), porém com resolução espacial limitada. Simultaneamente, foram adquiridas imagens ópticas do Sentinel-2 (sensor MSI – *MultiSpectral Instrument*) contendo as bandas do Vermelho ($\lambda \sim 665$ nm) e Infravermelho Próximo ($\lambda \sim 842$ nm) – ambas com 10 m de resolução espacial (Donike, 2023).

Estas bandas do Sentinel-2, obtidas no nível de processamento 2A (reflectância de superfície), permitem o cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). As imagens dos dois satélites foram baixadas através da plataforma Copernicus Data Space (antigo SciHub), garantindo seleções sem cobertura de nuvens sobre a AI. A escolha de cenas próximas no tempo visou assegurar a comparabilidade entre os dados térmicos diários do Sentinel-3 e os dados ópticos a cada cinco dias do Sentinel-2 (Aboutalebi, 2024).

4.2.2 Uso do Dado S2TSLULC para Mapeamento de Uso e Cobertura da Terra

Para o mapeamento da cobertura e uso da terra no município de Petrolina-PE, foi utilizado o dado S2TSLULC (Sentinel-2 Time Series Land Use/Land Cover), disponibilizado no Google Earth Engine (GEE) pela ESRI em parceria com o Impact Observatory e a National Geographic Society. Esse produto fornece informações anuais de uso e cobertura da terra com resolução espacial de 10 metros para o período de 2017 a 2023, cobrindo todo o território global (ESRI; IMPACT OBSERVATORY, 2023).

4.2.3 Obtenção de Dados Populacionais e de Domicílios por Setor Censitário

Para completar a análise a exposição a ilhas de calor urbanas superficiais da população de Petrolina-PE foi utilizada a base de dados do Censo Demográfico de 2022, produzida pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Especificamente, foram considerados os seguintes dados:

- População total por setor censitário;
- Número total de domicílios particulares permanentes por setor censitário.

Essas informações foram obtidas a partir de arquivos vetoriais no formato shapefile (.shp), disponibilizados pelo IBGE e integrados no ambiente do software QGIS 3.40. O shapefile contém, além da geometria dos setores censitários urbanos do município, variáveis tabulares associadas a cada polígono, entre elas o total de habitantes e o número de domicílios.

4.3 Procedimentos Metodológicos (Downscaling Térmico)

4.3.1 Pré-Processamento de imagens do sentinel

No pré-processamento, buscou-se alinhar espacialmente e espectralmente os dados de diferentes fontes. Inicialmente, a imagem de *Land Surface Temperature* (LST) do Sentinel-3 (fornecida em formato NetCDF) foi convertida para formato GeoTIFF georreferenciado (figura 4).

Figura 4 - Script para conversão de arquivos NetCDF (.nc) para o formato GeoTIFF (.tif)

```

with rioxarray.open_rasterio(f'netcdf:/content/geodetic_in.nc:latitude_in') as lat:
    with rioxarray.open_rasterio(f'netcdf:/content/geodetic_in.nc:longitude_in') as lon:
        with rioxarray.open_rasterio(f'netcdf:/content/geodetic_in.nc:elevation_in') as alt:
            with rioxarray.open_rasterio(f'netcdf:/content/LST_in.nc:LST') as LST:

                nof_gcp_x = np.arange(0, LST.x.size, 30)
                nof_gcp_y = np.arange(0, LST.y.size, 30)
                gcps = []
                id = 0

                for x in nof_gcp_x:
                    for y in nof_gcp_y:
                        gcps.append(GroundControlPoint(row=y, col=x, x=lon.data[0, y, x]*lon
                            .scale_factor, y=lat.data[0, y, x] * lat.scale_factor, z=alt.data[0, y, x] * alt
                            .scale_factor, id=id))
                        id += 1
                tr_gcp = rasterio.transform.from_gcps(gcps)

def convert_to_tif(layer_name, title):
    with rioxarray.open_rasterio(f'netcdf:{layer_name}') as data:
        data.rio.write_crs("EPSG:4326", inplace=True)
        data.rio.write_transform(transform=tr_gcp, inplace=True)
        filename = layer_name.split('.')[1]
        if "_" in filename:
            filename = filename.split('_')[0]

        data.rio.to_raster(f"{title}_{filename}.tif", recalc_transform=False)
        data_Final = data.rio.reproject(dst_crs="EPSG:4326", gcps=gcps, **{"SRC_METHOD":
            "GCP_TPS"})

        data_Final.rio.to_raster(f"{title}_{filename}_reproj.tif", recalc_transform=False)
        print(f'Saved {layer_name}')

layer_name = ['LST_in.nc:LST', 'LST_ancillary_ds.nc:fraction', 'LST_ancillary_ds.nc:NDVI',
'LST_ancillary_ds.nc:biome', 'flags_in.nc:bayes_in', 'flags_in.nc:cloud_in']
for name in layer_name:
    convert_to_tif(name, title ='Sentinel-3_L2')

```

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

Esse passo envolveu a leitura dos dados brutos (matriz de temperatura em Kelvin) e sua reprojeção para um sistema de coordenadas compatível com o Sentinel-2. Devido ao formato específico do arquivo e à necessidade de projetar corretamente os pixels de LST no espaço geográfico, foram necessárias etapas adicionais de processamento (Aboutalebi, 2024). Dessa forma, optou-se por reprojetar a grade de 1000 m do Sentinel-3 (figura 5) para o sistema UTM correspondente à região de estudo, de forma a coincidir com a projeção das imagens Sentinel-2.

Figura 5 - Script de reprojeção da imagem Sentinel-3 para o sistema UTM.

```

input_raster = 'Sentinel-3_L2_LST_reproj.tif'
output_raster = 'Sentinel-3_L2_LST_reproj_31984.tif'
dst_crs = 'EPSG:31984'

with rasterio.open(input_raster) as src:

    transform, width, height = calculate_default_transform(src.crs, dst_crs, src.width,
    src.height, *src.bounds)

    kwargs = src.meta.copy()
    kwargs.update({
        'crs': dst_crs,
        'transform': transform,
        'width': width,
        'height': height,
        'dtype': np.float32,
    })

    with rasterio.open(output_raster, 'w', **kwargs) as dst:

        for i in range(1, src.count + 1):
            reproject(
                source=src.read(1).astype(np.float32)*src.scales[0] + src.offsets[0],
                destination=rasterio.band(dst, i),
                src_transform=src.transform,
                src_crs=src.crs,
                dst_transform=transform,
                dst_crs=dst_crs,
                resampling=Resampling.bilinear)

```

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

Em seguida, realizou-se o recorte (*clipping*) (figura 6) de ambas as imagens de acordo com os limites da AI. Assim, tanto a cena termal reprojetada do Sentinel-3 quanto às bandas ópticas do Sentinel-2 foram restringidas à extensão espacial comum de interesse. Esse recorte eliminou áreas desnecessárias e garantiu que os dois conjuntos de dados compartilhassem exatamente a mesma cobertura espacial. Ao final do pré-processamento, obteve-se um conjunto de dados pronto para análise, com a imagem de temperatura reamostrada a 1000 m e as bandas VNIR a 10 m, todas alinhadas no mesmo sistema de coordenadas e área.

Figura 6 - Script que realiza o recorte da imagem Sentinel-3 com base na extensão espacial da cena do Sentinel-2.

```

with rasterio.open('T24LUQ_20250417T130311_B08_10m.jp2') as small_raster:
    with rasterio.open('Sentinel-3_L2_LST_reproj_31984.tif') as big_raster:
        min_x, min_y, max_x, max_y = small_raster.bounds
        window = rasterio.windows.from_bounds(min_x, min_y, max_x, max_y, big_raster
        .transform)
        data = big_raster.read(window=window)

        clipped_meta = big_raster.meta.copy()
        clipped_meta.update({
            'height': window.height,
            'width': window.width,
            'transform': rasterio.windows.transform(window, big_raster.transform),
            'dtype': data.dtype
        })

        with rasterio.open('Sentinel-3_L2_LST_reproj_31984_clipped.tif', 'w', **clipped_meta) as clipped_raster:
            clipped_raster.write(data)

```

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

4.3.2 Cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

Com as bandas do Sentinel-2 preparadas, procedeu-se ao cálculo do NDVI (figura 7) para cada pixel de 10 m da AI. O NDVI foi obtido pela fórmula clássica $NDVI = (NIR - Vermelho) / (NIR + Vermelho)$ em que se utilizaram a refletância da banda do infravermelho próximo (Banda 8 do Sentinel-2, 842 nm) e da banda do vermelho (Banda 4, 665 nm). Antes do cálculo, assegurou-se que possíveis pixels com nuvens ou sombras de nuvens estivessem mascarados (utilizando as bandas de classificação de qualidade do Sentinel-2) para evitar valores espúrios (Donike, 2023).

Figura 7 - Script que realizar o cálculo do Índice de Vegetação Normalizada

```

red_path = 'T24LUQ_20250417T130311_B04_10m.jp2'
nir_path = 'T24LUQ_20250417T130311_B08_10m.jp2'

clipped_temperature_path = 'Sentinel-3_L2_LST_reproj_31984_clipped.tif'

with rasterio.open(red_path) as red_src:
    red = red_src.read(1)

with rasterio.open(nir_path) as nir_src:
    nir = nir_src.read(1)

with rasterio.open(clipped_temperature_path) as clipped_temp_ds:
    clipped_temperature = clipped_temp_ds.read(1)

ndvi = (nir - red) / (nir + red)

```

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

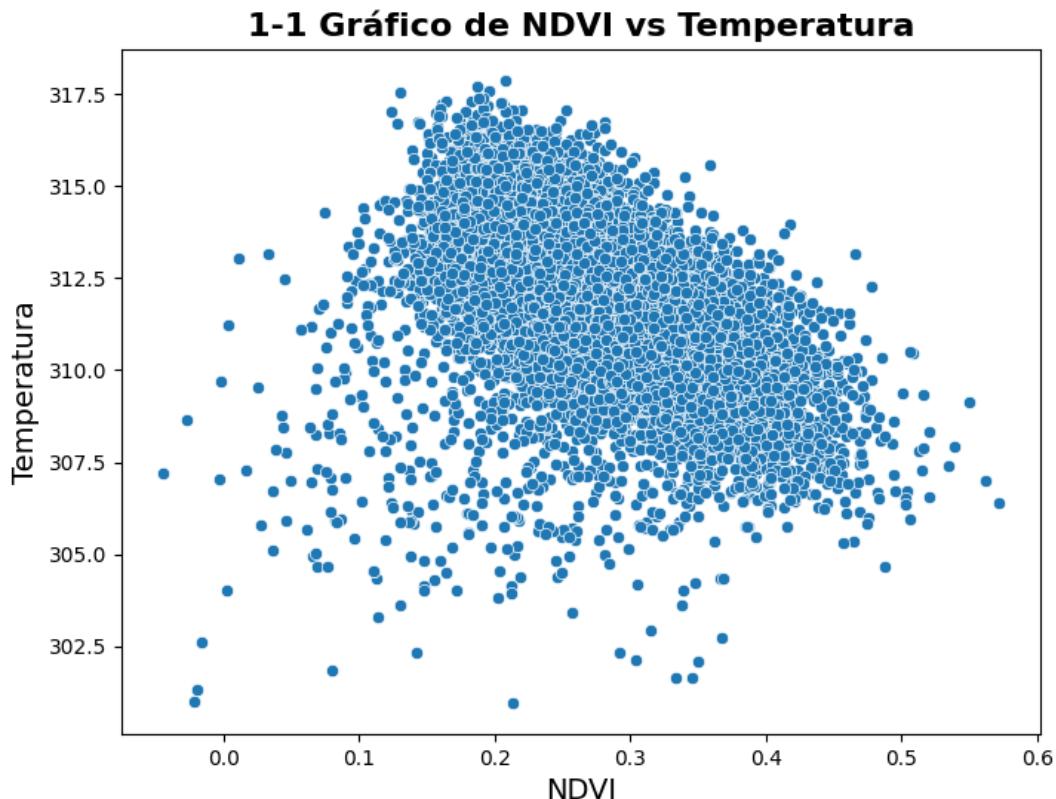
Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024),
Donike (2023)

O resultado foi um mapa raster de NDVI (figura 13) em resolução de 10 m, no qual cada pixel possui um valor variando tipicamente entre -1 e 1, correspondente ao vigor da vegetação naquele local. Valores positivos elevados indicam vegetação densa e saudável, enquanto valores próximos de zero ou negativos indicam solo exposto, áreas urbanas e água. Este mapa de NDVI de alta resolução serviu como base para correlacionar a variabilidade da cobertura vegetal com a temperatura de superfície observada.

4.3.3 Análise Estatística entre NDVI e Temperatura da Superfície Terreste

Para relacionar quantitativamente o NDVI com a temperatura da superfície terreste (TST) medida pelo Sentinel-3, foi realizada uma análise de regressão linear simples (figura 8). Como o dado térmico possui resolução mais grosseira (1000 m), foi agregada a informação de NDVI de 10 m para essa escala antes da análise (Sharma et.al, 2019).

Figura 8 - Gráfico de dispersão entre NDVI e Temperatura



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Gráfico elaborado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

Em termos práticos, calculou-se o NDVI médio dentro de cada pixel de 1000 m da imagem do Sentinel-3 que cobria a AI. Esse procedimento de estatística zonal (figura 9) (por exemplo, usando a biblioteca *rasterstats* para extrair médias de NDVI em polígonos correspondentes aos pixels de 1 km) forneceu, para cada elemento da grade termal, um par de valores: NDVI médio (alta resolução agregada) e TST de 1 km (Aboutalebi, 2024).

Figura 9 - Script para realizar o procedimento de estatística zonal

```

with rasterio.open('Sentinel-3_L2_LST_reproj_31984_clipped.tif') as src:
    image = src.read(1).astype(np.float32)* src.scales[0] + src.offsets[0]
    results = (
        {'properties': {'Temperature': v}, 'geometry': s}
        for i, (s, v)
        in enumerate(
            shapes(image, mask=mask, transform=src.transform)))
    geoms = list(results)
    gpd_polygonized_raster = gpd.GeoDataFrame.from_features(geoms)

with rasterio.open('T24LUQ_20250417T130311_B08_10m.jp2') as nir_src:
    with rasterio.open('T24LUQ_20250417T130311_B04_10m.jp2') as red_src:

        nir = nir_src.read(1).astype(np.float32)* nir_src.scales[0] + nir_src
        .offsets[0]
        red = red_src.read(1).astype(np.float32)* red_src.scales[0] + red_src
        .offsets[0]

        ndvi = (nir - red) / (nir + red)

        stats = rasterstats.zonal_stats(gpd_polygonized_raster.geometry, ndvi,
        affine=nir_src.transform, stats='mean')

        gpd_polygonized_raster['NDVI'] = [s['mean'] for s in stats]

    gpd_polygonized_raster.to_file('output_polygons.shp')

    stats_df = pd.DataFrame(gpd_polygonized_raster.drop(columns='geometry'))

    print(stats_df)

```

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

Figura 10 - Resultados da estatística zonal

	Temperature	NDVI
0	309.606415	0.339027
1	310.326080	0.318604
2	311.353333	0.279947
3	312.328003	0.270386
4	313.108612	0.355621
...
11870	311.172516	0.246929
11871	309.922943	0.348226
11872	310.768066	0.337309
11873	310.156586	0.341046
11874	310.524536	0.243298

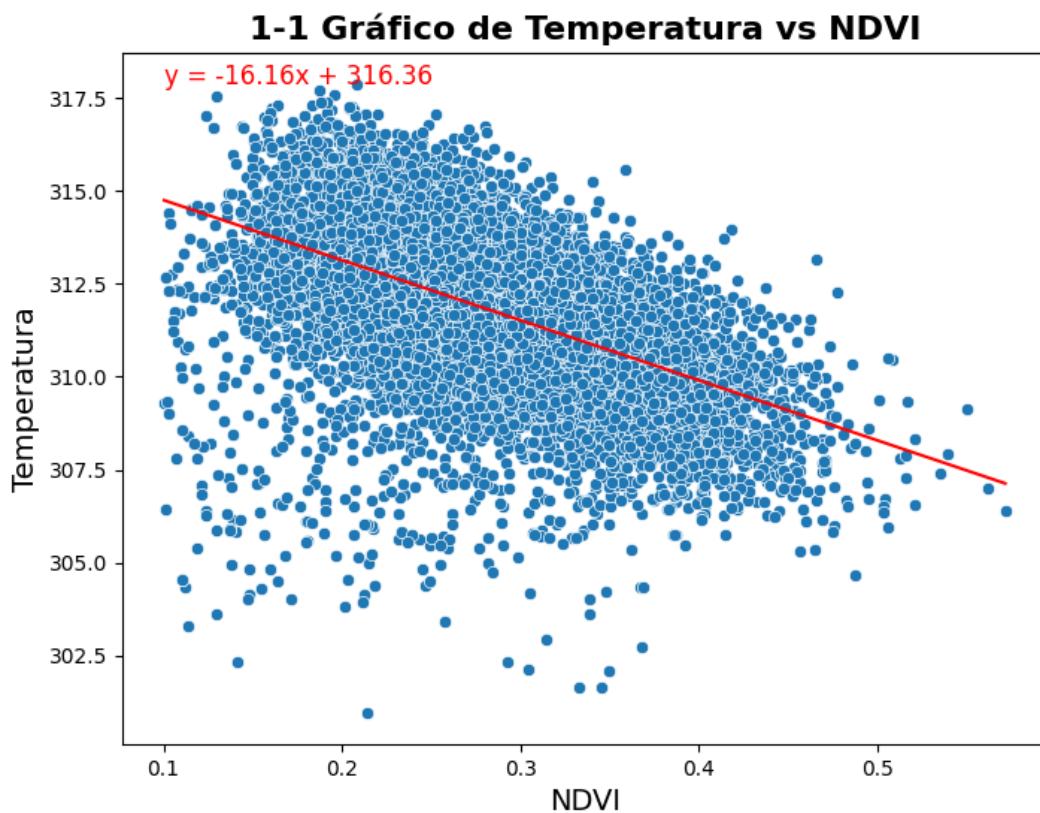
[11875 rows x 2 columns]

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

Com esse conjunto de pares NDVI–TST, ajustou-se um modelo de regressão do tipo $y = \beta_0 X + \beta_1 + \epsilon$, via mínimos quadrados ordinários. Os resultados (figura 10) indicaram uma correlação moderada inversa entre o índice de vegetação e a temperatura superficial, em concordância com a literatura que reporta a relação inversa NDVI–TST em diversos contextos (Sharma et.al, 2019). Em outras palavras, os pixels de 1 km dominados por vegetação mais densa (NDVI alto) tendem a apresentar temperaturas mais baixas, enquanto píxeis com NDVI reduzido (áreas menos vegetadas ou solo exposto, área urbanizada e corpos d'água) exibiram temperaturas mais elevadas. Essa tendência negativa reflete o efeito moderador da vegetação na temperatura da superfície (por meio de sombreamento e evapotranspiração) e embasou a utilização do NDVI como preditor para refinar a resolução do mapa de temperatura.

Figura 11 - Modelo linear obtido



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

O modelo linear obtido (figura 11) apresentou $y = -16.16x + 316.36$ estimados a partir dos dados observados, os quais foram então aplicados para estimativa da temperatura, conforme descrito a seguir.

4.3.4 Redução da Temperatura da Superfície Terrestre de 1000 m para 10 m

De posse da relação empírica derivada entre NDVI e temperatura, realizou-se o *downscaling* da imagem térmica, isto é, a geração de um mapa de temperatura com resolução de 10 m a partir do dado original de 1000 m. Para cada pixel de 10 m dentro da AI, tomou-se o valor de NDVI previamente calculado e aplicou-se a equação de regressão linear (figura 12) ($\text{Temp} = -16.16 * \text{NDVI} + 316.36 - 273.15$) obtida no passo anterior, calculando uma temperatura superficial estimada naquele local, sendo o -273.15 o valor utilizado para converter a temperatura em graus kelvin para graus celsius, já que 0°C é igual a 273.15°K.

Esse procedimento resultou em um mapa raster de TST em 10 m (figura 13), onde as variações de temperatura refletem a heterogeneidade espacial capturada pelo NDVI de alta resolução. Em essência, pixels de 10 m com NDVI maior receberam um ajustamento menor na temperatura em relação ao valor médio do pixel de 1 km, enquanto pixels com NDVI baixo tiveram temperatura estimada relativamente maior, coerente com o padrão de correlação identificado.

Figura 12 - Script do uso da regressão linear obtida para estimar a temperatura na escala de 10 metros

```
with rasterio.open('T24LUQ_20250417T130311_B08_10m.jp2') as src:
    nir = src.read(1)
    meta = src.meta

with rasterio.open('T24LUQ_20250417T130311_B04_10m.jp2') as src:
    red = src.read(1)

ndvi = (nir - red) / (nir + red)

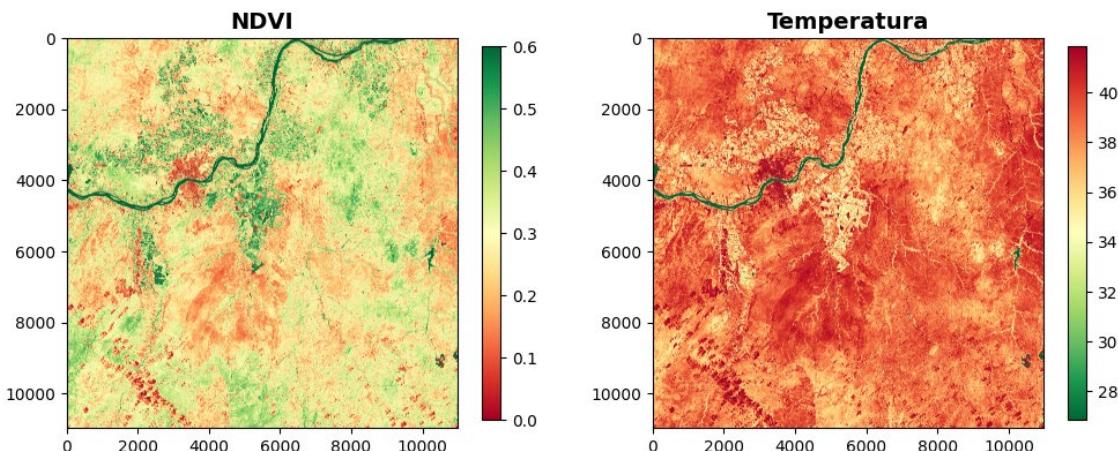
temp = (-16.16 * ndvi + 316.36) - 273.15
```

Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Script elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

Como etapa complementar, garantiu-se que a média das temperaturas estimadas dentro de cada pixel original de 1 km correspondeu aproximadamente à temperatura medida pelo Sentinel-3 para aquele pixel. Nesse viés, preserva-se a consistência radiométrica com os dados originais de baixa resolução, evitando introduzir viés no processo de refinamento espacial (Sharma et.al, 2019). Dessa forma, o mapa final de temperatura de superfície (figura 13) em 10 m permite visualizar detalhes que não eram discerníveis na imagem original de 1000 m, evidenciando, por exemplo, contrastes de temperatura entre áreas de vegetação e áreas impermeáveis ou de solo exposto em escala local.

Figura 13 - Mapas do Índice de Vegetação e Temperatura da Superfície com 10 metros de resolução espacial respectivamente



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Elaborado e adaptado pelo autor com base em Aboutalebi (2024)

4.4 Análise Multicritério com o método AHP para o Cálculo da Exposição a UCUS

Ilhas de calor urbanas não decorrem de um único fator, mas da interação entre *condições físicas* (temperatura de superfície, albedo, cobertura vegetal) e *fatores antrópicos* (densidade populacional, domicílios, uso do solo). O AHP permite integrar todos esses aspectos de forma quantitativa (Caraballo et.al, 2025).

A Análise Multicritério (AMC) é uma família de técnicas que permite avaliar problemas de decisão nos quais vários critérios (variáveis) físicos, ambientais,

sociais, econômicos podem ser ponderados e combinados. O AHP (Analytic Hierarchy Process), de Thomas Saaty, é uma das metodologias mais utilizadas de AMC porque:

- **Estrutura hierárquica:** organiza o problema em níveis (objetivo principal → critérios → subcritérios/opções).
- **Comparações par a par:** permite avaliar, de forma direta e intuitiva, a importância relativa de cada critério em relação aos outros, usando uma escala (1–9).
- **Cálculo de pesos:** gera pesos numéricos normalizados para cada critério, refletindo essas preferências.
- **Verificação de consistência:** calcula a razão de consistência (CR) para garantir que os julgamentos não sejam contraditórios (CR < 0,10 é aceito).

Tabela 1 – Escala Fundamental de Saaty (1-9)

Valor	Descrição Verbal
1	Importância Igual
2	Fracamente preferido
3	Moderamente preferido
4	Moderamente forte
5	Fortemente preferido
6	Fortemente a muito forte
7	Muito fortemente preferido
8	Extremamente forte
9	Extremamente preferido

Fonte: O autor (2025)

Nota: Tabela elaborada e adaptada pelo autor com base em Saaty (2024), Nguyen (2014)

Quadro 1 - Componentes da Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais

Par de Critérios	Valor Saaty	Justificativa	Referencial
Temperatura da Superfície vs Uso e Cobertura da Terra	2	LST capta diretamente o aquecimento de superfície, enquanto LULC atua de forma secundária na retenção de calor	Vaezi (2025)
Temperatura da Superfície vs NDVI	3	LST é moderadamente mais determinante que o NDVI na avaliação de UHI, pois mede variações térmicas diretas.	Vaezi (2025)
Temperatura da Superfície vs Densidade Populacional	5	LST mede diretamente o aquecimento de superfície, com forte preferência sobre indicadores socioeconômicos como densidade populacional.	Vaezi (2025)
Temperatura da Superfície vs Densidade de Domicílios	6	LST é ainda mais determinante que a densidade de domicílios na caracterização de hotspots térmicos urbanos.	Vaezi (2025)
Uso e Cobertura da Terra vs NDVI	2	LULC define a natureza física das superfícies, ligeiramente mais relevante que o NDVI na retenção de calor.	Khaire et al.(2024)
Uso e Cobertura da Terra vs Densidade Populacional	4	Uso do solo influencia moderadamente mais que a densidade populacional na geração de UHI.	Emmanuel et al.(2023)

Uso e Cobertura da Terra vs Densidade de Domicílios	5	Superfícies impermeáveis e construídas têm forte impacto térmico, superando o efeito de domicílios.	Emmanuel et al.(2023)
NDVI vs Densidade Demográfica	2	Vegetação mitiga o calor de forma ligeira vantagem sobre o efeito da densidade populacional.	Emmanuel et al.(2023); Vaezi (2025)
NDVI vs Densidade de Domicílios	3	NDVI tem peso moderado, pois áreas verdes reduzem o calor mais efetivamente que domicílios isolados.	Emmanuel et al.(2023); Khaire et al.(2024)
Densidade Demográfica vs Densidade de Domicílios	2	A densidade populacional geral reflete melhor a pressão urbana do que apenas o número de domicílios.	Sidique et al.(2022); Emmanuel et al.(2023)

Fonte: O autor (2025)

Nota: Quadro elaborado e adaptada pelo autor com base em Saaty (2024), Nguyen (2014)

4.4.1 Construção da Matriz AHP (Comparações Par a Par)

O método AHP constrói a matriz de comparações par a par em cinco etapas principais. Primeiro, listam-se todos os critérios de avaliação (no caso desta pesquisa, LST, LULC, NDVI, densidade demográfica e densidade de domicílios) de modo que cada critério apareça simultaneamente nas linhas e nas colunas da matriz, formando um quadrado $n \times n$ onde n é o número de critérios (Saaty, 1982).

Em seguida, preenche-se a diagonal principal com “1”, pois cada critério tem importância equivalente a si mesmo (Nguyen, 2014). Para cada par distinto de critérios i e j , atribui-se um valor a_{ij} segundo a Escala de Saaty, permitindo que

especialistas expressem qualitativamente suas percepções de relevância (Nguyen, 2014).

O valor recíproco $a_{ij} = 1/a_{ij}$ é automaticamente preenchido no triângulo inferior da matriz, o que garante reciprocidade e reduz o trabalho de reavaliação de cada par na ordem inversa (Nguyen, 2014). Por exemplo, se “LST vs NDVI = 3” (LST é moderadamente mais importante que NDVI), então “NDVI vs LST = 1/3”.

Com a matriz completa, calcula-se o vetor de prioridades (pesos) normalizando-se cada coluna pela soma dessa coluna e, então, extraindo-se a média das linhas da matriz normalizada. Esse vetor traduz as comparações qualitativas em pesos quantitativos que somam 1. Por fim, verifica-se a consistência dos julgamentos por meio do índice de consistência (**CI**) e da razão de consistência (**CR**), utilizando como base teórica o fato de que, em uma matriz perfeitamente consistente, o maior autovalor é igual a n (Saaty, 1982). Um $CR < 0,10$ indica coerência aceitável nas comparações. Abaixo é mostrado como ficou a matriz de comparações par a par desta pesquisa.

Figura 14 - Matriz AHP com as variáveis deste estudo

Matriz de Comparações Par a Par (AHP)					
	1.00	2.00	3.00	5.00	6.00
Temperatura da Superfície	1.00	2.00	3.00	5.00	6.00
Uso e Cobertura da Terra	0.50	1.00	2.00	4.00	5.00
NDVI	0.33	0.50	1.00	2.00	3.00
Densidade Demográfica	0.20	0.25	0.50	1.00	2.00
Densidade de Domicílios	0.17	0.20	0.33	0.50	1.00



Fonte: O autor (2025)

Nota: Tabela elaborada e adaptada pelo autor com base em Saaty (2024), Nguyen (2014)

4.4.2 Normalização da Matriz de Comparações Par a Par e Cálculo dos Pesos

A matriz $A = [a_{ij}]$ 5×5 , na qual cada elemento a_{ij} indica “quantas vezes” o critério i é mais importante que o critério j (Escala de Saaty). Para normalizar:

A. Soma das colunas:

Para cada coluna j , somamos todos os valores da coluna:

$$\hat{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}}$$

B. Divisão elemento a elemento:

Cada elemento da coluna j foi dividido pelo respectivo somatório S_j :

$$\hat{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{S_j}$$

Com a matriz normalizada \hat{A} em mãos, extraímos o vetor de prioridades w sempre somando as linhas e dividindo pelo número de critérios $n = 5$:

$$w_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{a}_{ij}$$

Ou seja, para cada critério i :

- Soma-se todos os valores da linha i em \hat{A} .
- Divide-se por 5.

O vetor $w = (w_1, w_2, \dots, w_5)$ é o conjunto de pesos relativos que reflete a importância de cada critério no cálculo do índice de risco a exposição. Neste caso, obteve-se:

- $w_{LST} = 0,431$ (43,06%)
- $w_{LULC} = 0,277$ (27,74%)
- $w_{NDVI} = 0,152$ (15,22%)
- $w_{Dens. Pop} = 0,085$ (8,5%)
- $w_{Dens. Dom} = 0,055$ (5,48%)

4.4.3 Verificação de Consistência

Para garantir que os julgamentos das comparações par a par não apresentassem contradições, foi calculado o Índice de Consistência (CI) e a Razão de Consistência (CR):

$$\text{a. } \lambda_{\max} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(Aw)_i}{w_i}$$

$$\text{b. } CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}$$

$$\text{c. } CR = \frac{CI}{RI(n)}$$

No caso das variáveis utilizadas para está pesquisa, $\lambda_{\max} = 5,055$, $CI = 0,0137$ e $CR = 0,0123$, bem abaixo do limiar 0,10, o que confirma a consistência aceitável dos pesos.

Figura 15 - Script do processamento do método AHP

```

criteria_updated = [
    "Temperatura da Superfície",
    "Uso e Cobertura da Terra",
    "NDVI",
    "Densidade Demográfica",
    "Densidade de Domicílios"
]

AHP_matrix_updated = np.array([
    [1, 2, 3, 5, 6],
    [1/2, 1, 2, 4, 5],
    [1/3, 1/2, 1, 2, 3],
    [1/5, 1/4, 1/2, 1, 2],
    [1/6, 1/5, 1/3, 1/2, 1]
])

normalized_matrix_updated = AHP_matrix_updated / AHP_matrix_updated.sum(axis=0)
weights_updated = normalized_matrix_updated.mean(axis=1)

weighted_sum_updated = np.dot(AHP_matrix_updated, weights_updated)
lambda_max_updated = (weighted_sum_updated / weights_updated).mean()
n_updated = len(criteria_updated)
RI_dict = {1: 0.00, 2: 0.00, 3: 0.58, 4: 0.90, 5: 1.12, 6: 1.24, 7: 1.32, 8: 1.41, 9: 1.45, 10: 1.49}
CI_updated = (lambda_max_updated - n_updated) / (n_updated - 1)
RI_updated = RI_dict[n_updated]
CR_updated = CI_updated / RI_updated

results_updated_df = pd.DataFrame({
    "Criterio": criteria_updated,
    "Peso (%)": np.round(weights_updated * 100, 2)
})

display(results_updated_df)
print(f"\nÍndice de Consistência (CI): {CI_updated:.4f}")
print(f"Razão de Consistência (CR): {CR_updated:.4f}")
print(f"Lambda Máximo (Amax): {lambda_max_updated:.4f}")

```

Fonte: O autor (2025)

Nota: Script elaborado pelo autor com base em Nguyen (2014)

Figura 16 - Janela do Resultado do método AHP

Critério	Peso (%)
0 Temperatura da Superfície	43.06
1 Uso e Cobertura da Terra	27.74
2 NDVI	15.22
3 Densidade Demográfica	8.50
4 Densidade de Domicílios	5.48
Índice de Consistência (CI): 0.0137	
Razão de Consistência (CR): 0.0123	
Lambda Máximo (λ_{max}): 5.0550	

Fonte: O autor (2025)

Nota: Elaborado e adaptado pelo autor com base em Nguyen (2014)

4.4.4 Preparação e Normalização dos Rasters

Para permitir a combinação de variáveis em escalas diferentes, cada raster foi reescalonado para [0, 1] usando a normalização min–max:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

4.4.4.1 Temperatura da Superfície

Aplicou-se no QGIS Raster Calculator:

$$LST_{norm} = \frac{LST - \min(LST)}{\max(LST) - \min(LST)}$$

4.4.4.2 LULC (Uso da Terra)

Foi feita a reclassificação em classes categóricas (1=água, 2=vegetação, 3=vegetação inundada, 4=Plantações, 5=Área Urbanizada/Construída, 6=Solo Exposto, 7=Neve/Gelo, 8=Nuvens, 9=Caatinga). Em seguida, remapear para valores de risco:

[1→0.0, 2→0.2, 3→0.2, 4→0.5, 5→1.0, 6→0.8, 7→0.0, 8→0.0, 9→0.3]

4.4.4.3 NDVI

Inicialmente normalizado de -1 a 1 para 0 a 1 pelo min–max, depois invertido ($1 - NDVI'$) para que áreas mais verdes com NDVI originalmente alto gerassem menor valor de risco.

$$NDVI' = \frac{NDVI + 1}{2}, \quad NDVI_{norm} = 1 - NDVI'$$

4.4.4.4 Densidade Demográfica (Populacional)

Dados do Censo (população e domicílios por setor) foram reescalados pelo mesmo min–max para [0, 1], em que setores com maior densidade atingem 1 e os de menor densidade 0.

$$Demog_{norm} = \frac{Demog - \min(Demog)}{\max(Demog) - \min(Demog)}$$

4.4.4.5 Densidade de Domicílios

$$Dom_{norm} = \frac{Dom - \min(Dom)}{\max(Dom) - \min(Dom)}$$

4.4.4.6 Montagem do Índice de Exposição

ExposiçãoICUS = 0.431 * IstNorm + 0.277 * lulcNorm + 0.152 * ndviNorm + 0.085 * demoNorm + 0.055 * domNorm

- Cada raster foi multiplicado pelo peso correspondente e então somado.
- Resultado: imagem contínua de 0 (menor risco) a 1 (maior risco).

4.4.4.7 Reclassificação Temática

Para facilitar interpretação e decisão:

- Foi definido 5 classes (muito baixo → muito alto):
 - 0.00–0.20 → classe 1 (Muito baixo)

- 0.20–0.40 → classe 2 (Baixo)
 - 0.40–0.60 → classe 3 (Médio)
 - 0.60–0.80 → classe 4 (Alto)
 - 0.80–1.00 → classe 5 (Muito alto)
- Foi Reclassificação o raster de risco usando GDAL “Reclassify by table” ou expressão no Raster Calculator.

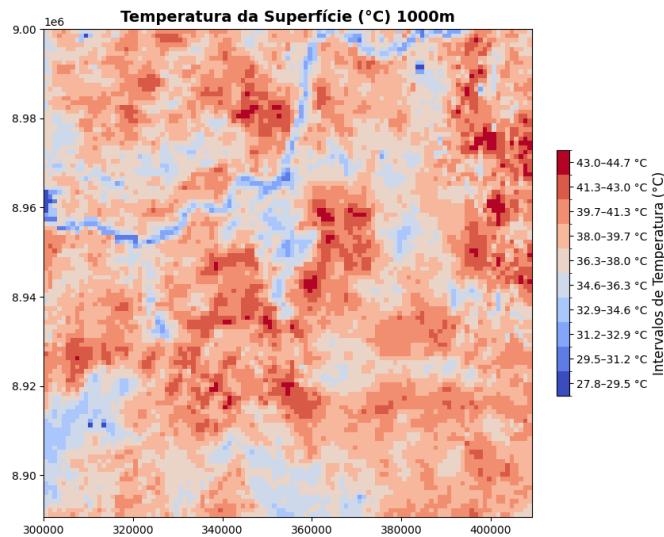
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Analisando a Temperatura de Superfície em Petrolina-PE

Nesta seção, como foi mencionado anteriormente, o satélite Sentinel-3 apresenta uma resolução espacial de 1.000 metros em seu sensor de Temperatura da Superfície Terrestre (TST), o que o torna viável para análises em áreas extensas, como regiões metropolitanas ou capitais com grande extensão territorial. No entanto, para estudos voltados a cidades de pequeno e médio porte como é o caso da área de estudo deste trabalho, essa resolução se mostra limitada, tornando as imagens menos atrativas para análises espaciais mais detalhadas.

Dessa forma, tornou-se necessário adotar a metodologia de downscaling térmico, com o objetivo de aprimorar a resolução espacial das cenas do Sentinel-3. Na figura 17 e a figura 18, é possível observar a comparação entre uma imagem original com resolução de 1 km e outra reamostrada para 10 m, evidenciando os ganhos em definição espacial proporcionados pelo processamento utilizando a metodologia destacada antes.

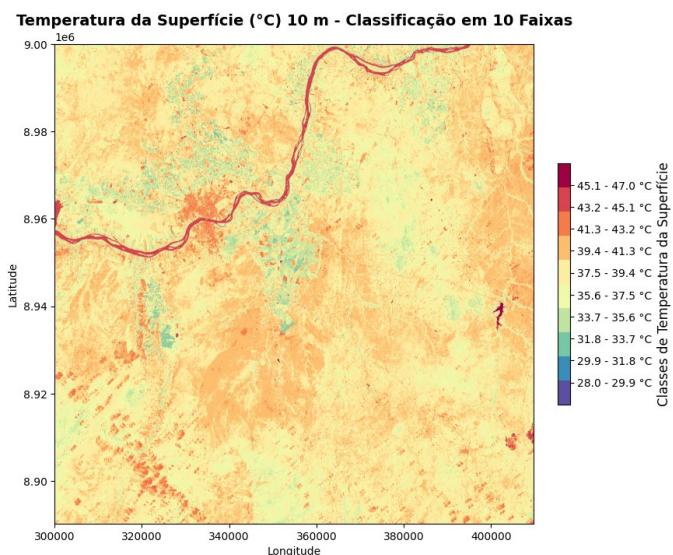
Figura 17 - Distribuição espacial da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) com 1000 metros, Petrolina- PE.



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pela Copernicus

Figura 18 - Distribuição espacial da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) com 10 metros, Petrolina- PE.



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pela Copernicus

Após a execução de todos os procedimentos necessários para a redução da escala espacial dos dados de Temperatura da Superfície Terrestre de 1.000 metros para 10 metros, foi gerado o mapa final com maior nível de detalhamento (figura 18). É importante destacar que, por se tratar de uma metodologia que utiliza o NDVI como variável preditora para estimar a temperatura da superfície, os corpos d'água, que geralmente apresentam valores próximos de zero nesse índice, acabam sendo representados com temperaturas artificialmente elevadas. Essa limitação representa uma das desvantagens da técnica de *downscaling* térmico baseada em NDVI. No entanto, como o foco deste estudo está centrado na análise de áreas urbanas, essa distorção não compromete os resultados nem o objetivo principal da pesquisa.

Observa-se uma amplitude térmica de aproximadamente 10,4 °C nos valores de temperatura da superfície terrestre no território analisado, com variações entre a temperatura mínima de 31,8 °C e a máxima de 42,2 °C. As classes de temperatura (figura 19) com maior predominância foram aquelas entre 37,2 °C e 38,9 °C, indicando a concentração de áreas com temperaturas mais elevadas. Essa distribuição está diretamente relacionada ao uso e cobertura da terra da área de interesse (AI) e ao período do ano em que as imagens foram adquiridas.

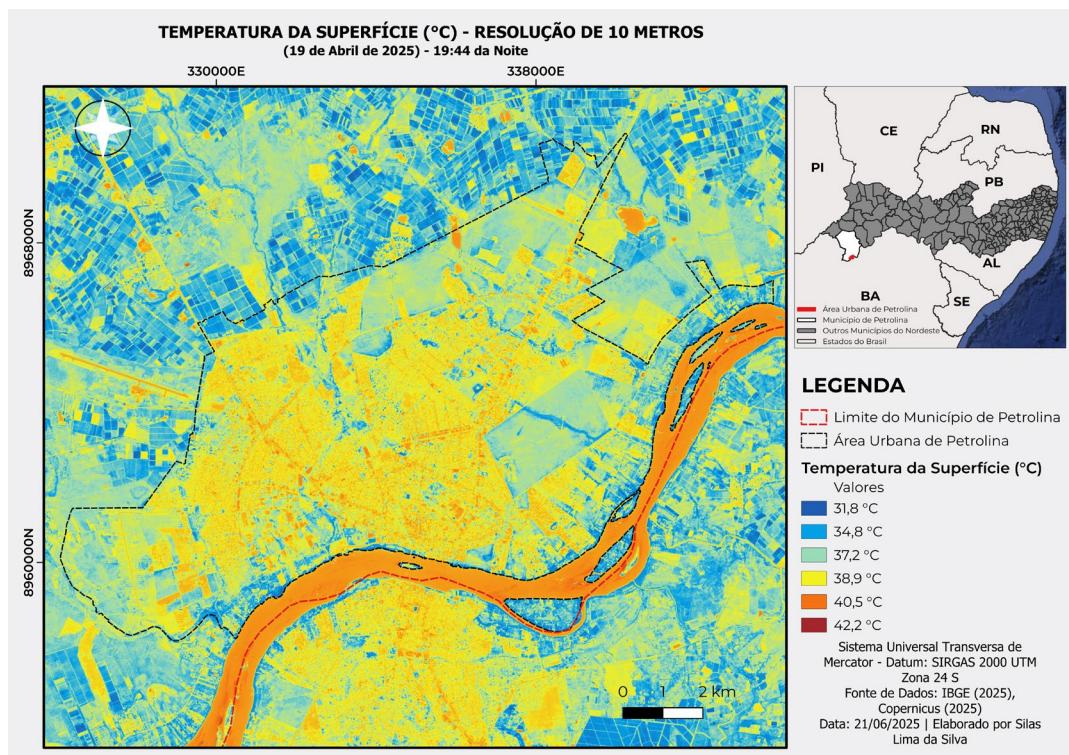
A cena do satélite Sentinel-3 data de 19/04/2025, e a do Sentinel-2 de 17/04/2025, ambas inseridas no final da estação chuvosa no semiárido pernambucano, período em que a vegetação começa a perder vigor e o solo torna-se progressivamente mais exposto. O horário de passagem do Sentinel-3 foi às 16:44:00 (horário local), ou seja, durante a segunda metade da tarde, quando a superfície urbana e natural ainda se encontra sob forte influência da radiação solar acumulada ao longo do dia.

Esse período do dia é caracterizado por temperaturas próximas ao pico térmico diário, especialmente em regiões com baixa umidade do solo e escassa cobertura vegetal. Nessas condições, o calor é intensamente absorvido por superfícies artificiais e naturais expostas, como telhados, asfalto e solos descobertos, o que contribui para a manutenção de elevados valores de temperatura superficial. Em contraste, áreas com maior cobertura vegetal tendem a apresentar menores temperaturas, devido à evapotranspiração e ao sombreamento, o que

evidencia a importância da vegetação urbana na modulação térmica do espaço urbano.

Além disso, o arquivo GeoTIFF gerado a partir de todo o processamento foi inserido em um Sistema de Informação Geográfica (SIG), utilizando o software QGIS, versão 3.40, com o objetivo de elaborar um mapa mais detalhado da área de estudo (figura 19). No ambiente do QGIS, foi realizado um destaque com base nos limites geográficos da área urbana de Petrolina (PE), de modo a evidenciar os padrões espaciais da temperatura da superfície terrestre em escala local.

Figura 19 - Mapa de Temperatura da Superfície ($^{\circ}\text{C}$) - Resolução Espacial de 10 metros, Petrolina- PE.



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pela Copernicus

Com base na interpretação cartográfica da Figura 19, observa-se uma expressiva variabilidade da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) no território urbano de Petrolina, com valores oscilando entre 31,8 °C e 42,2°C dentro dos limites da imagem. Sob a ótica da climatologia urbana, essa variação está diretamente

relacionada aos elementos presentes na superfície terrestre. As menores temperaturas foram registradas nas áreas rurais, onde há maior densidade de cobertura vegetal, enquanto os maiores valores concentram-se nas áreas urbanizadas, marcadas por intenso processo de antropização. A análise de Barboza et al. (2020) e Amorim et al. (2016) indica que a diminuição da vegetação está diretamente relacionada ao aumento das temperaturas de superfície, especialmente nas zonas urbanas.

Esse padrão evidencia a dinâmica de reflexão, absorção e armazenamento da radiação solar, que varia conforme o tipo de cobertura da superfície como vegetação, solo exposto, concreto ou asfalto, conforme evidenciado por Oke e Voogt (2003). Dessa forma, a configuração do uso e ocupação do solo, bem como a morfologia urbana, exerce papel fundamental na regulação do balanço de energia da superfície, influenciando diretamente os microclimas locais e contribuindo para fenômenos como as ilhas de calor urbanas superficiais.

5.2 Estatísticas Zonais da Temperatura da Superfície Terrestre

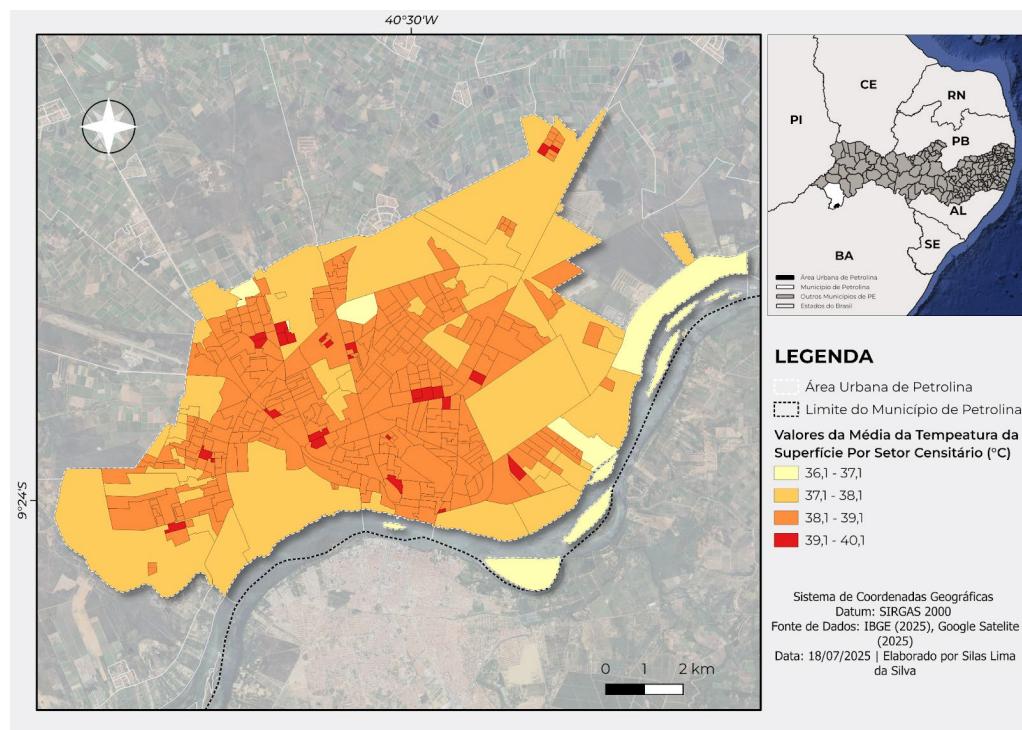
A aplicação das estatísticas zonais da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) é uma etapa fundamental na análise espacial de fenômenos climáticos urbanos, como as ICUS. Esse procedimento permite quantificar e descrever de forma objetiva a variação térmica entre diferentes zonas ou unidades territoriais, sejam elas setores censitários, bairros ou unidades de planejamento urbano (Silveira et al., 2023; Vieira et al., 2024).

Ao calcular medidas estatísticas como média, mínima e máxima da TST para cada zona analisada, torna-se possível identificar padrões e contrastes térmicos que não seriam evidentes apenas pela visualização do mapa térmico (Weng, 2009; Silveira et al., 2023). Essa abordagem facilita a comparação entre áreas com diferentes características de uso e cobertura do solo, níveis de adensamento urbano e presença de vegetação, estabelecendo uma relação direta entre as condições térmicas e a configuração espacial da cidade (Vieira et al., 2024).

Além disso, as estatísticas zonais oferecem subsídios importantes para a priorização de áreas vulneráveis, especialmente quando associadas a dados

demográficos e socioeconômicos (Ribeiro e Santos, 2016; PBMC, 2016). Elas permitem dimensionar com maior precisão a exposição da população ao calor extremo, orientando ações de planejamento urbano, como a ampliação de áreas verdes, requalificação de espaços públicos e implementação de estratégias de ventilação natural (Weng, 2009; Silveira et al., 2023).

Figura 20 - Mapa de Valores Médios de Temperatura da Superfície, Área Urbana de Petrolina- PE



Fonte: O autor (2025), IBGE (2025), Copernicus (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE, Copernicus

O mapa (Figura 20) evidencia a distribuição espacial da Temperatura Média da Superfície Terrestre (TST) por setor censitário na área urbana de Petrolina, com valores médios classificados em quatro intervalos térmicos.

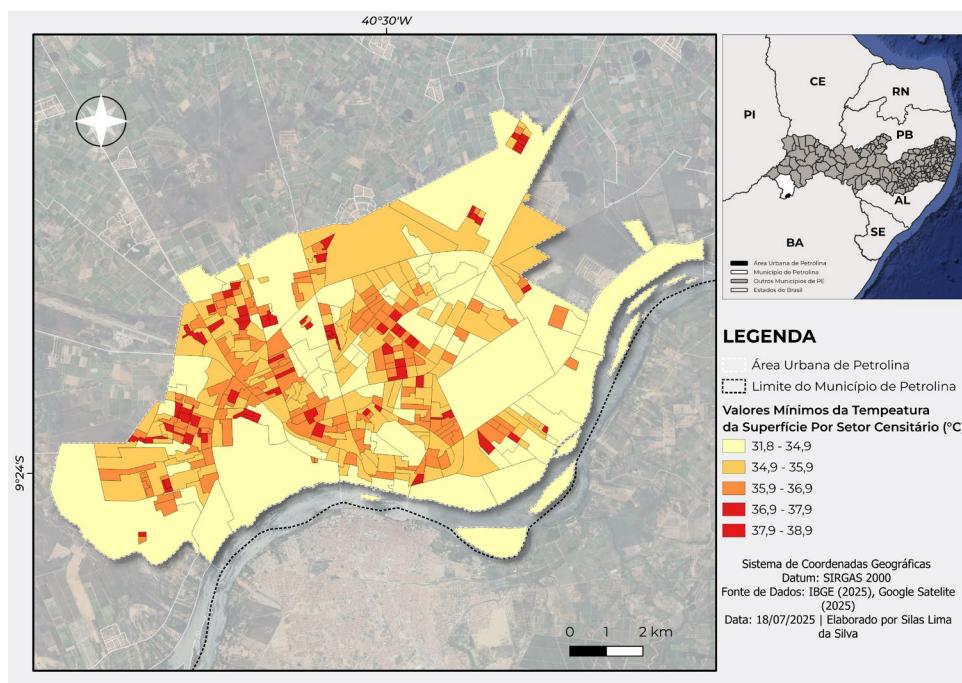
Observa-se que a maior parte da área urbana encontra-se concentrada nas faixas intermediárias, especialmente entre 37,1°C e 39,1°C, que cobrem amplamente o núcleo urbano consolidado de Petrolina. Os setores com médias entre 38,1°C e 39,1°C distribuem-se principalmente nas áreas centrais e de maior adensamento urbano, refletindo a maior presença de superfícies impermeabilizadas,

como pavimentações e edificações, características que favorecem o acúmulo de calor.

As maiores médias de temperatura da superfície (39,1°C a 40,1°C) aparecem de forma pontual em setores localizados no coração do tecido urbano principalmente, evidenciando regiões críticas do ponto de vista térmico. Essas áreas concentram menores índices de vegetação e maior grau de urbanização, favorecendo o surgimento de núcleos de Ilhas de Calor Urbanas Superficiais.

Por outro lado, os menores valores médios de temperatura, entre 36,1°C e 37,1°C, ocorrem sobretudo nas bordas da área urbana, especialmente próximas à margem do Rio São Francisco, onde a presença de corpos d'água e de vegetação ripária contribui para o resfriamento local. As áreas periféricas, com menor densidade construtiva e presença de vegetação, também apresentam médias térmicas mais amenas em relação ao centro da cidade.

Figura 21 - Mapa de Valores Mínimos de Temperatura da Superfície, Área Urbana de Petrolina- PE



Fonte: O autor (2025), IBGE (2025), Copernicus (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE,
Copernicus

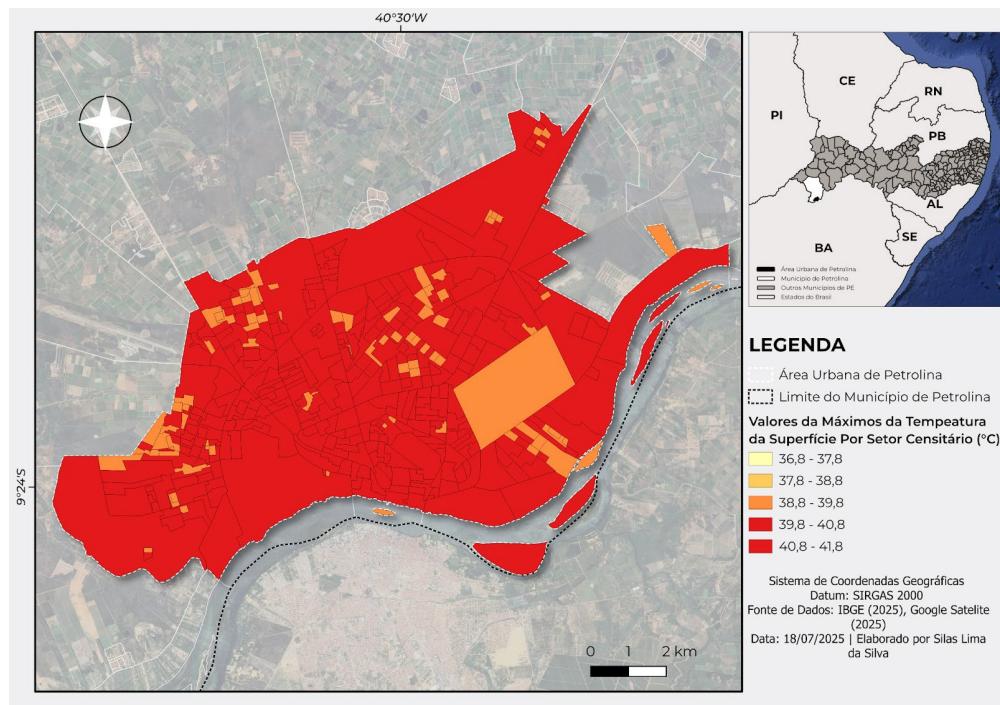
O mapa (Figura 21) apresentado exibe a distribuição espacial das temperaturas mínimas da superfície terrestre (TST) por setor censitário em Petrolina-PE, variando de 31,8°C a 38,9°C. As faixas de classificação térmica foram divididas em cinco intervalos.

A maior parte da área urbana de Petrolina apresenta valores mínimos de temperatura concentrados nas faixas mais baixas (31,8°C a 35,9°C), especialmente nas regiões periféricas e próximas ao Rio São Francisco, nas bordas oeste, sul e leste da cidade. Esse comportamento térmico mais ameno está associado à influência da vegetação, da maior permeabilidade do solo e da proximidade com corpos d'água, que favorecem o resfriamento noturno e a dissipação do calor acumulado durante o dia.

Por outro lado, os valores mínimos mais elevados (37,9°C a 38,9°C) estão localizados de forma dispersa, mas com forte concentração nos setores mais centrais e adensados da cidade, conforme ilustrado pelas manchas em vermelho. Esses setores apresentam características típicas de áreas de intensa urbanização, elevada impermeabilização do solo, baixa cobertura vegetal e elevada densidade de edificações, fatores que dificultam a perda de calor mesmo nas temperaturas mínimas registradas.

Setores com temperaturas mínimas entre 36,9°C e 37,9°C também estão concentrados no centro urbano, evidenciando um padrão térmico consistente com as áreas já identificadas como críticas nas análises de temperatura média (figura 20). Esse padrão reforça a existência de um microclima urbano mais aquecido, onde o solo e as superfícies construídas mantêm temperaturas elevadas mesmo nos momentos de menor incidência solar.

Figura 22 - Mapa de Valores Máximos de Temperatura da Superfície, Área Urbana de Petrolina- PE



Fonte: O autor (2025), IBGE (2025), Copernicus (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE, Copernicus

O mapa (figura 22) apresenta a distribuição dos valores máximos da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) registrados por setor censitário na área urbana de Petrolina-PE, com temperaturas variando de 36,8°C a 41,8°C. As classes de temperatura máxima foram divididas em cinco intervalos.

O mapa (figura 22) evidencia que a maior parte da área urbana de Petrolina apresenta valores máximos concentrados na classe mais elevada (40,8°C a 41,8°C), representada pela cor vermelha. Esses setores correspondem principalmente aos núcleos urbanos mais densos e expandidos, caracterizados por elevada impermeabilização do solo, reduzida cobertura vegetal e uso predominante de materiais construtivos que favorecem a absorção e retenção de calor, como o asfalto e concreto.

Poucas áreas apresentam valores máximos abaixo de 39,8°C, estando concentradas em setores específicos com menor adensamento urbano, presença de

espaços não edificados ou de vegetação residual. Notam-se manchas pontuais em tons alaranjados, que indicam setores com máximas de temperatura mais baixas, localizados principalmente nas extremidades do perímetro urbano e em áreas com menor pressão antrópica ou próximas a corpos d'água e terrenos agrícolas.

O predomínio de temperaturas máximas elevadas em quase todo o tecido urbano reflete o impacto do clima semiárido local associado às características urbanas, especialmente no período seco ou de transição, quando a vegetação encontra-se reduzida e o solo mais exposto. Esse cenário indica um potencial crítico para a intensificação das Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS), elevando o risco de desconforto térmico e problemas de saúde associados à exposição prolongada ao calor.

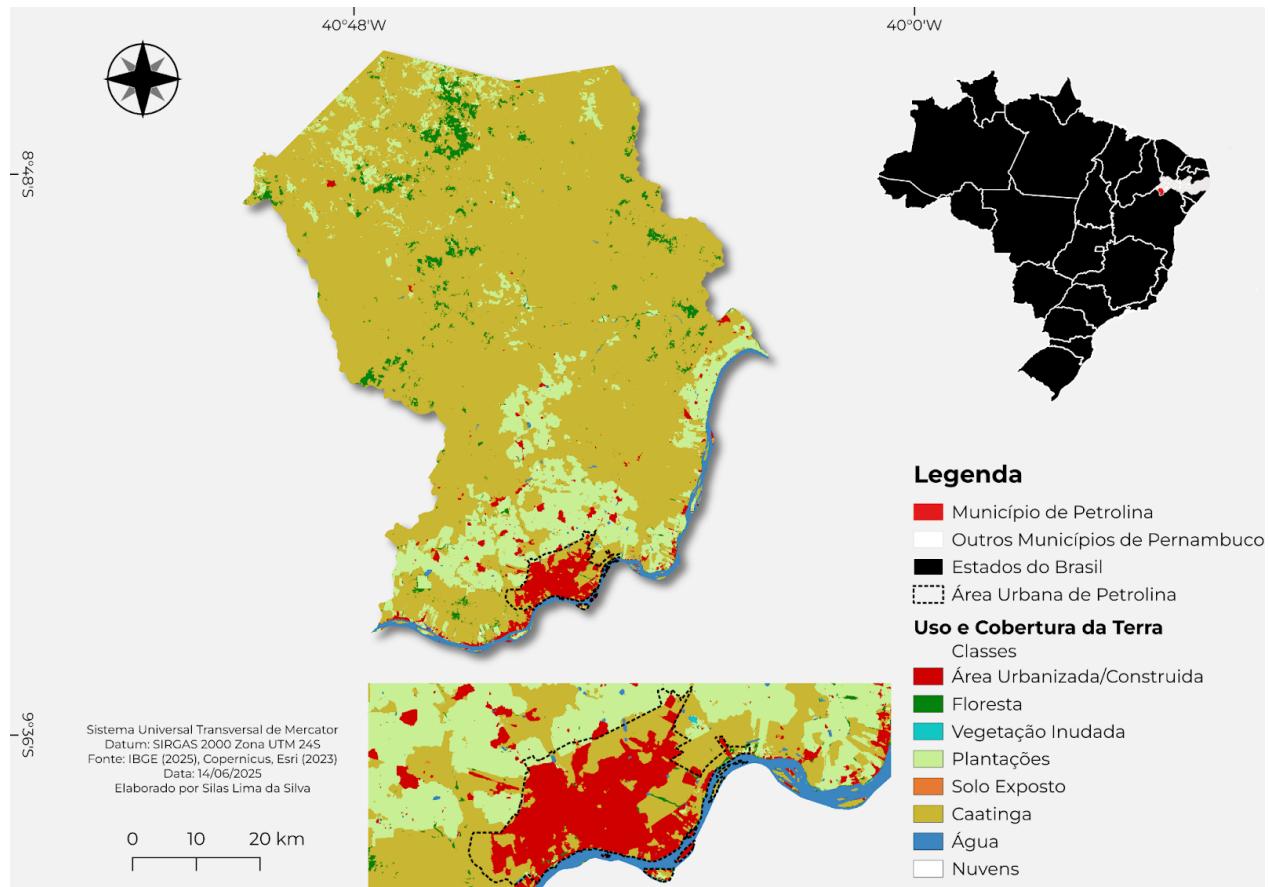
5.3 Analisando o Uso e Cobertura da Terra em Petrolina-PE

O uso e cobertura da terra no município de Petrolina segue um padrão semelhante ao observado em muitas cidades no interior do Nordeste e do estado de Pernambuco. Trata-se de um município com ampla extensão territorial, cuja maior parte é composta por áreas naturais, predominando o bioma Caatinga, além de extensas áreas destinadas à agricultura e pecuária, com grandes plantações de diversas culturas e áreas de pastagem extensas para o manejo do gado. A área urbana, por sua vez, ocupa uma porção relativamente pequena do território e está situada próxima a um importante corpo hídrico, o rio São Francisco, no caso de Petrolina. Abaixo, apresenta-se a distribuição percentual de cada classe de uso e cobertura da terra no município.

Tabela 2 - Porcentagem de cada uso e cobertura da terra de Petrolina-PE

Cod_uso	Classe	Área (km ²)	Porcentagem
9	Caatinga	3600,8881	78,90%
8	Nuvens	0,29208	0,01%
6	Solo Exposto	0,77461	0,02%
5	Área Urbanizada/Construída	116,73601	2,56%
4	Plantações	636,67397	13,95%
3	Vegetação Inundada	0,57727	0,01%
2	Floresta	134,8121	2,95%
1	Água	73,19723	1,60%
Área Total		4563,9513	100,00%

Figura 23 - Mapa de Uso e Cobertura da Terra de Petrolina-PE



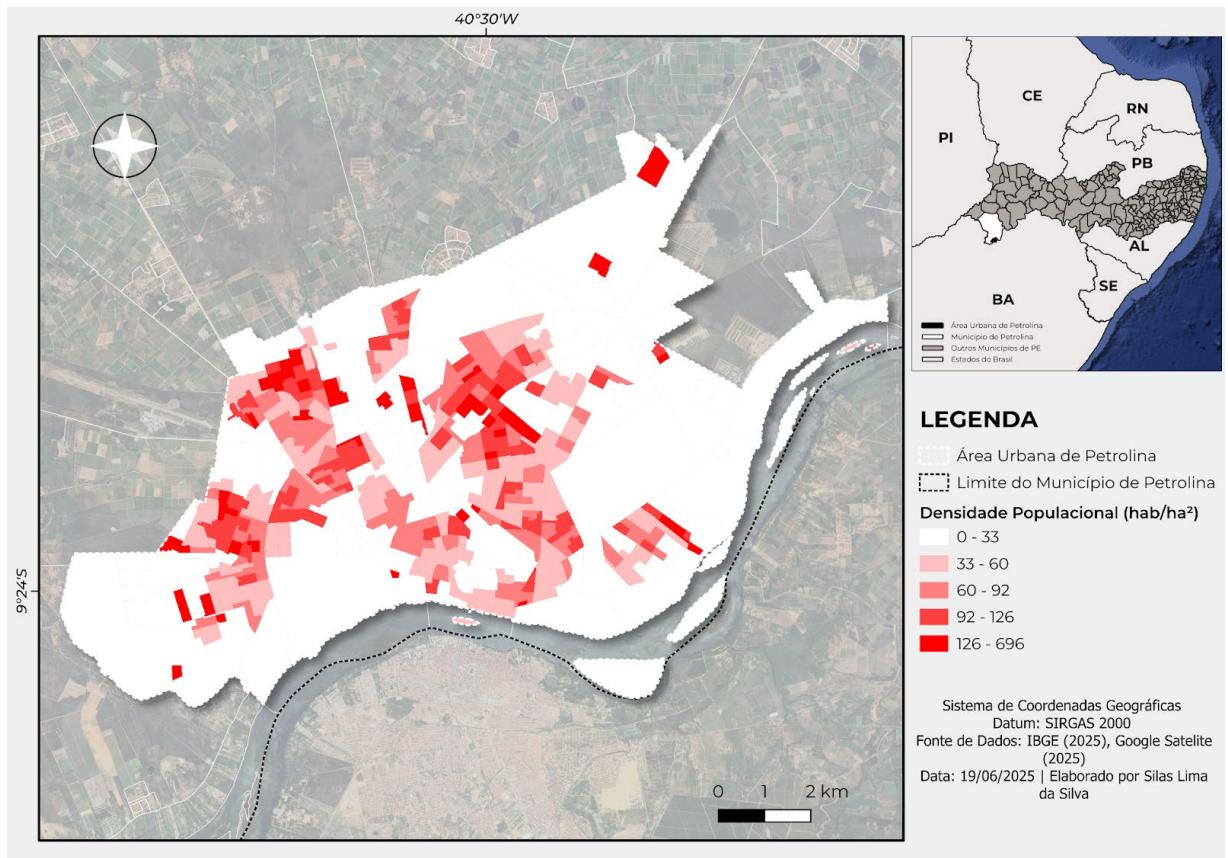
Fonte: O autor (2025), IBGE (2025), Copernicus (2025), ERSI (2023)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE, Copernicus, Ersi

5.4 Analisando a Densidade Populacional e Domiciliar de Petrolina-PE

Para a análise da densidade populacional na área urbana de Petrolina, utilizou-se a distribuição espacial da população por setores censitários, conforme os dados do IBGE, já mencionados anteriormente. Observa-se (Figura 24) uma maior concentração populacional na região central da cidade, onde a densidade demográfica varia entre 126 e 696 habitantes por hectare. Esse padrão se explica pela presença de edificações verticais e grandes condomínios residenciais nesses setores, o que permite abrigar um número elevado de moradores em uma área relativamente reduzida.

Figura 24 - Mapa de Densidade Populacional da Área Urbana de Petrolina-PE

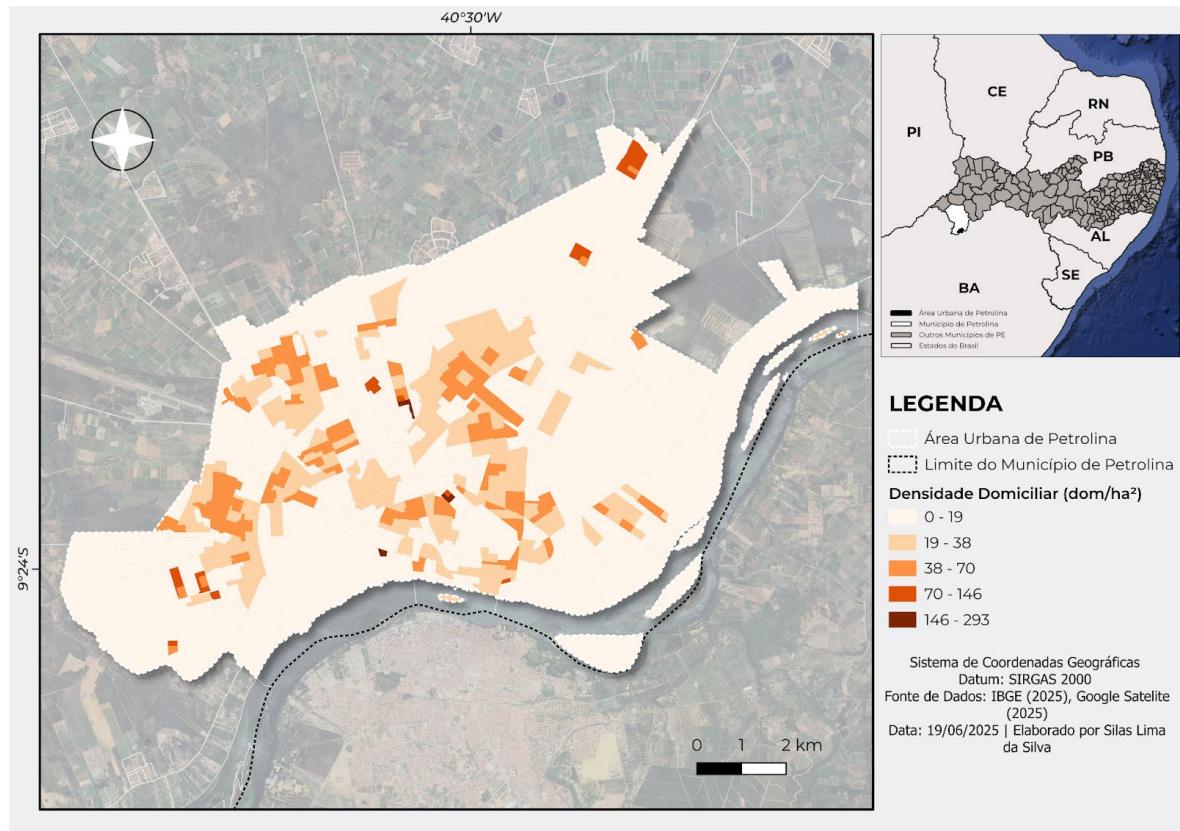


Fonte: O autor (2025), IBGE (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE

Assim como na análise da densidade populacional, a mesma metodologia foi aplicada para a avaliação da densidade domiciliar. Os resultados confirmaram as expectativas: onde há maior concentração de habitantes, há também maior número de domicílios. A densidade de domicílios por hectare se destacou principalmente na área central da cidade, refletindo a intensa ocupação urbana e a presença de edifícios residenciais verticais e condomínios que favorecem a alta concentração de moradias em espaços relativamente reduzidos.

Figura 25 - Mapa de Densidade Domiciliar da Área Urbana de Petrolina-PE

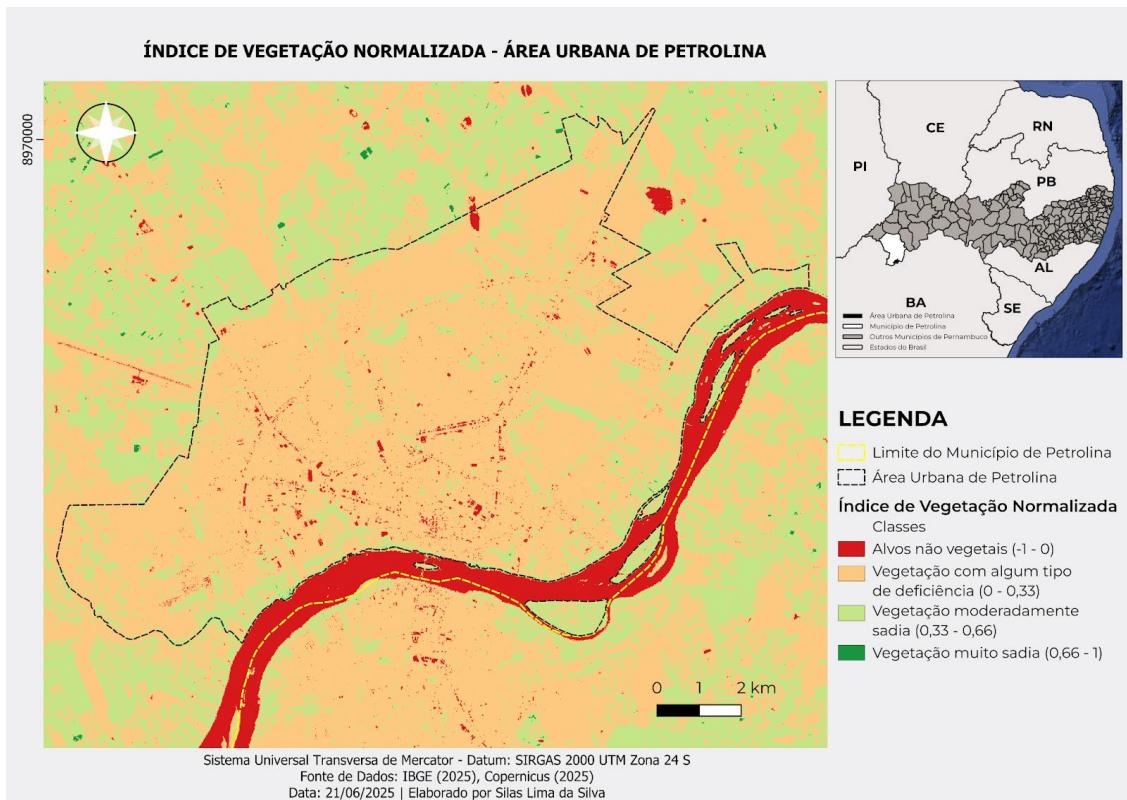


Fonte: O autor (2025), IBGE (2025)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE

5.5 Analisando a Cobertura Vegetal de Petrolina-PE

Figura 26 - Índice de Vegetação Normalizada (Área Urbana de Petrolina)



Fonte: O autor (2025), Copernicus (2025)

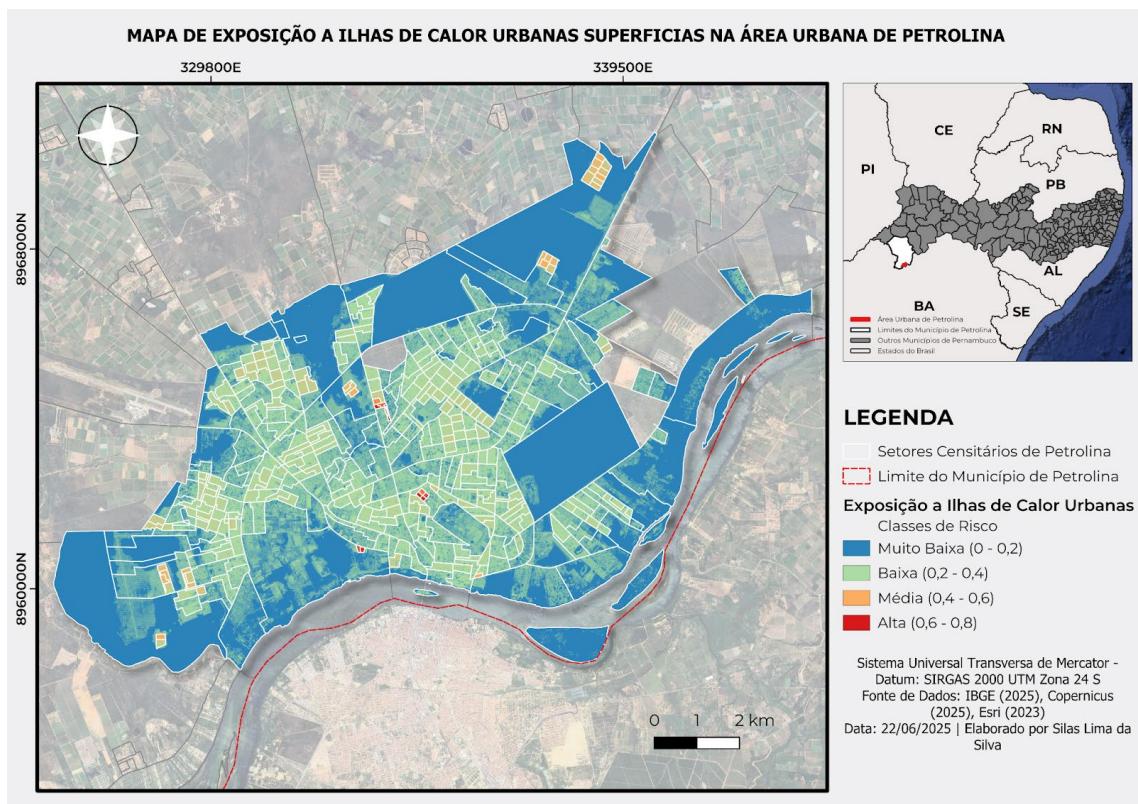
Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pela Copernicus

Ao analisar a cobertura vegetal da área representada no mapa, com base no Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), observa-se que a região urbana em destaque apresenta predominantemente valores entre 0 e 0,33. Esses valores são indicativos de baixa densidade de vegetação, o que pode representar áreas com vegetação esparsa, arbustiva ou rasteira, características típicas do bioma Caatinga, predominante no semiárido nordestino.

Essa baixa resposta espectral também pode estar relacionada à presença significativa de superfícies impermeáveis, como asfalto, concreto e edificações, que refletem menos no espectro do infravermelho próximo, impactando diretamente os valores do NDVI.

5.6 Analisando da Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais em Petrolina-PE

Figura 27 - Mapa de Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais



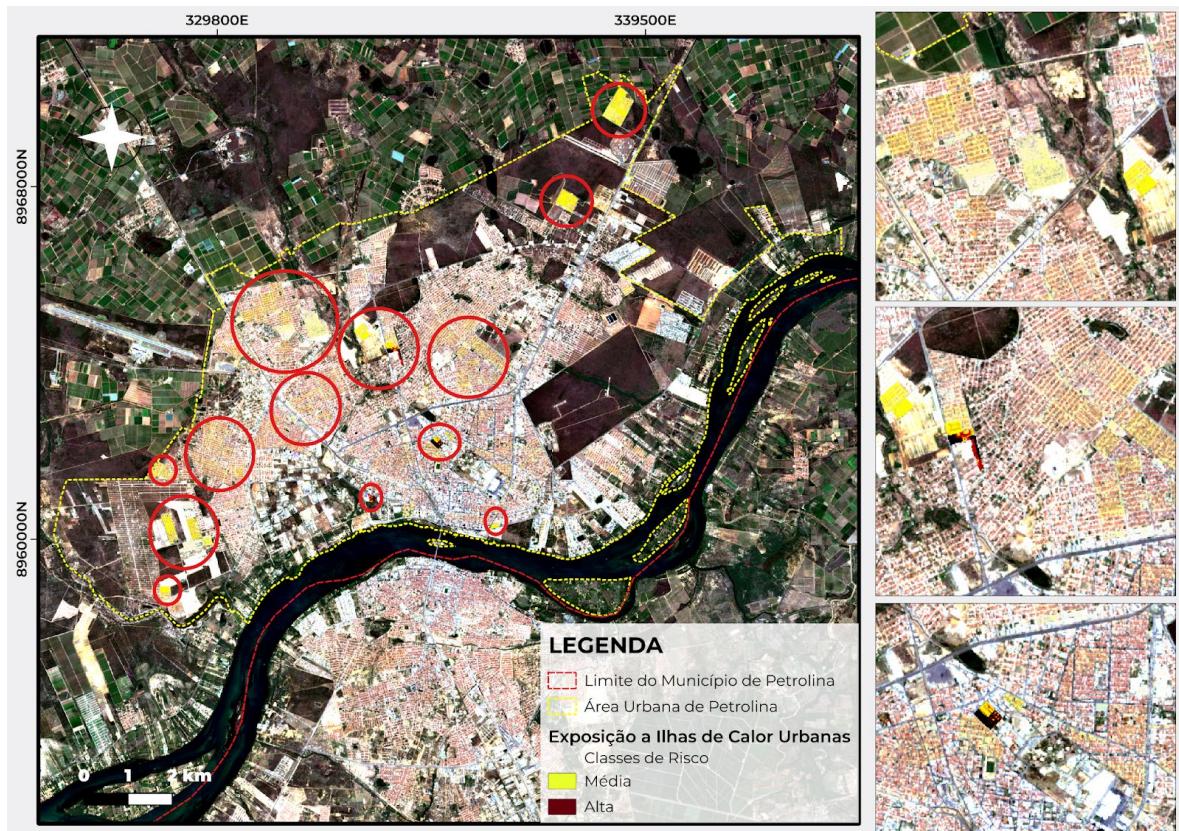
Fonte: O autor (2025), IBGE (2025), Copernicus (2025), ERSI (2023)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE, Copernicus, Ersi

O mapeamento da exposição às Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS) no município de Petrolina, realizado por meio da combinação ponderada dos critérios *Temperatura da Superfície, Uso e Cobertura da Terra, NDVI, Densidade Demográfica e Densidade de Domicílios*, utilizando o método AHP (Processo de Análise Hierárquica), revelou que a maior parte da área urbana apresenta níveis de risco entre muito baixo e baixo.

As áreas classificadas com risco médio a alto concentram-se, principalmente, em regiões com elevado adensamento construtivo e presença expressiva de superfícies impermeáveis, destacando-se os trechos do centro comercial e pólos industriais localizados nas proximidades do rio São Francisco (figura 27).

Figura 28 - Mapa de Exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais destacando as classes médias e altas de exposição ao risco



Fonte: O autor (2025), IBGE (2025), Copernicus (2025), ERSI (2023)

Nota: Mapa elaborado pelo autor com base nos dados informados pelo IBGE, Copernicus, Ersi

O padrão espacial identificado reflete uma configuração típica de áreas com grande exposição a ilhas de calor urbanas superficiais: as zonas mais densamente ocupadas e com intensa atividade antrópica concentram o calor, enquanto áreas com vegetação significativa ou situadas próximas a corpos hídricos apresentam maior capacidade de regulação térmica, evidenciada pelos níveis reduzidos de exposição ao risco.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As análises realizadas ao longo deste estudo permitiram identificar, caracterizar e compreender detalhadamente a dinâmica das áreas com maior e menor grau de exposição a Ilhas de Calor Urbanas Superficiais (ICUS) no município

de Petrolina-PE, destacando a relevância do uso integrado de técnicas avançadas de sensoriamento remoto e geoprocessamento. A metodologia de downscaling térmico mostrou-se eficaz para aumentar significativamente a resolução espacial das imagens térmicas do satélite Sentinel-3, permitindo detalhar variações térmicas em escala local com precisão adequada para estudos urbanos, especialmente em cidades de médio e pequeno porte.

A aplicação da análise multicritério (AMC), utilizando o método Analytic Hierarchy Process (AHP), possibilitou uma abordagem integrada das variáveis relacionadas ao risco térmico urbano (Temperatura da Superfície Terrestre, Uso e Cobertura da Terra, NDVI, Densidade Populacional e Domiciliar). Essa combinação permitiu quantificar e espacializar o grau de exposição às ICUS, revelando padrões claros associados ao uso do solo e à morfologia urbana.

Os resultados demonstraram que áreas centrais e densamente urbanizadas de Petrolina apresentam temperaturas superficiais consistentemente elevadas, com valores máximos frequentemente acima de 38°C, confirmando a existência de um ambiente térmico urbano crítico. A correlação inversa observada entre o NDVI e as temperaturas superficiais reforça o papel crucial da vegetação na mitigação térmica, ressaltando a importância de políticas públicas voltadas ao aumento da cobertura vegetal urbana.

O estudo revelou ainda que as áreas mais vulneráveis ao fenômeno das ICUS estão diretamente relacionadas à intensa impermeabilização do solo, ausência ou escassez de vegetação e alta densidade populacional, especialmente nos bairros centrais. Esses setores requerem intervenções prioritárias, como aumento de áreas verdes, implementação de infraestrutura verde e revisão de materiais construtivos para melhorar o conforto térmico e a qualidade ambiental urbana.

Finalmente, destaca-se que este estudo oferece uma metodologia replicável e acessível, baseada em ferramentas de código aberto, como o software QGIS e linguagens de programação como o Python, fortalecendo a aplicação prática da climatologia urbana na gestão ambiental e planejamento sustentável das cidades brasileiras, especialmente em contextos semiáridos.

7. REFERÊNCIAS

ABOUTALEBI, Mahyar. Downscaling a Satellite Thermal Image from 1000 m to 10 m (Python). Towards Data Science, 2024. Disponível em: Downscaling a Satellite Thermal Image from 1000 m to 10 m (Python) | Towards Data Science. Acesso em: 20 jan. 2025.

AMORIM, M. C. C. T.; DUBREUIL, V. As diferenças das temperaturas dos alvos diagnosticadas por meio de imagens termais do satélite Landsat 8 em período seco e chuvoso em ambiente tropical. In: XII Simpósio Brasileiro de Climatologia Geográfica. Anais... Goiânia, Brasil, 2016.

AMORIM, M. C. C. T. Ilhas de calor superficiais: frequência da intensidade e variabilidade espacial em cidade de clima tropical continental. GEO UERJ, Rio de Janeiro, v. 1, n. 34, p. 1-18, 2019.

ANDRADE, H. O clima urbano: natureza, escalas de análise e aplicabilidade. Finisterra, Lisboa, v. 40, n. 80, p. 67-91, 2005. Disponível em: <https://revistas.rcaap.pt/finisterra/article/view/1479>. Acesso em: 24 abr. 2025.

ARRUDA, A. M. A.; MASIERO, É. Análise da formação de ilhas de calor urbano em zona industrial a partir de simulação computacional. Anais do XVI ENCAC, 2021.

BARBOZA, E. N.; BEZERRA NETO, F. C.; CAIANA, C. R. A. Sensoriamento Remoto aplicado à análise do fenômeno de Ilhas de Calor Urbano na cidade de Vitória, Espírito Santo. Research, Society and Development, 9(6): e187963655, 2020. <https://doi.org/10.33448/rsd.v9i6.3655>.

CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. *Geologia e Recursos Minerais do Estado de Pernambuco: escala 1:500.000*. Recife: CPRM, 2001.

CREMONEZ, F.E., Cremonez, P. A., Feroldi, M., Camargo, M. P., Klajn, F. F., & Feiden, A. (2014). Avaliação de impacto ambiental: metodologias aplicadas no Brasil. Revista Monografias Ambientais, 13(5), 3821-3830.

DINIZ, F. D. A. S.; FERREIRA, M. A. C. Ilha de calor urbana: diagnóstico como ferramenta de gestão ambiental urbana nas cidades de pequeno e médio porte. Revista Semana Acadêmica, 2023.

DONIKE, Simon. Sentinel-2 Data and Vegetation Indices. Eo4geocourses, 2023. Disponível em: Sentinel-2 data and vegetation índices. Acesso em: 23 jan. 2025.

EMMANUEL, et al. Urban Heat Risk: Protocols for Mapping and Implications for Colombo, Sri Lanka. *Atmosphere*, 14(2): 343, 2023.

EUROPEAN SPACE AGENCY – ESA (org.). Applications: Copernicus Sentinel-3. 2016. Disponível em: https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Images/2016/01/Copernicus_Sentinel3.

ESRI; IMPACT OBSERVATORY. ESRI 10 m Annual Land Use Land Cover (2017–2023). Google Earth Engine Community Catalog, 2023. Disponível em: <https://gee-community-catalog.org/projects/S2TSLULC>. Acesso em: 19 maio 2025.

FERNÁNDEZ, S. A. (2018). CÁLCULO DE TEMPERATURA DE SUPERFICIE A PARTIR DE IMÁGENES NOAA, LANDSAT Y SENTINEL-3. <http://hdl.handle.net/10251/103166>

GARCÍA, D. H. Analysis of Urban Heat Island and Heat Waves Using Sentinel-3 Images: a Study of Andalusian Cities in Spain. *Earth Systems and Environment*, 6:199–219, 2022.

ICLEI. Construindo cidades verdes: manual de políticas públicas para construções sustentáveis. São Paulo, 2011.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE Cidades e Estados do Brasil. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br>. Acesso em: 5 abr. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. Malha dos Setores Censitários – Censo Demográfico 2022. Rio de Janeiro: IBGE, 2023b. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/>. Acesso em: 19 maio 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. Malha dos Setores Censitários – Censo Demográfico 2022. Rio de Janeiro: IBGE, 2023b. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/>. Acesso em: 19 maio 2025.

IMPACT OBSERVATORY. High-resolution global land cover mapping using deep learning and Sentinel-2. 2022. Disponível em: <https://impactobservatory.com/>. Acesso em: 19 maio 2025.

LOPES, E. S.; HORA, K. E. R. Análise cienciométrica de ilhas de calor urbanas com uso de sensoriamento remoto de 2000 a 2020. IX ENSUS – Encontro de Sustentabilidade em Projeto, 2021.

MENDONÇA, F.; MONTEIRO, C. A. F. (Org.). Clima Urbano. São Paulo: Contexto, 2003.

MELO, I. S. Adaptação aos impactos das mudanças climáticas: uma reflexão com base no plano diretor 2018 da cidade do Recife, Pernambuco, Brasil. Mestrado Profissional em Gestão Ambiental – IFPE, 2019.

MOURA, Marcelo de Oliveira; LUCENA, Daisy Beserra; CUNICO, Camila; MOURA, Christianne Maria da Silva (org.). Climatologia Geográfica: do local ao regional e dimensões socioambientais. João Pessoa: UFPB, 2020. 386 p.

NGUYEN, Giang Huong. The Analytic Hierarchy Process: A Mathematical Model for Decision-Making Problems. Independent Study Thesis, The College of Wooster, Ohio, 2014.

OKE, T. R. The energetic basis of the urban heat island. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, v. 108, n. 455, p. 1–24, 1982. DOI: <https://doi.org/10.1002/qj.49710845502>.

OLIVEIRA, B. S. Ilhas de calor em centros urbanos. INPE, 2013. Disponível em: <http://sustainablecitiessustainableworld.blogspot.com.br/>

PEREIRA, C. C. et al. Análise da temperatura de superfície e do uso da terra e cobertura vegetal na bacia Barra dos Coqueiros (GO). *Revista Geonorte*, v. 2, n. 5, 2012.

PBMC – Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas. Mudanças climáticas e cidades: relatório especial do PBMC. Rio de Janeiro: COPPE-UFRJ, 2016.

RIBEIRO, S. K.; SANTOS, A. S. (Eds.). Mudanças climáticas e cidades. PBMC, 2016.

ROMERO, M. A. B. et al. Mudanças Climáticas e Ilhas de Calor Urbanas. Brasília: Universidade de Brasília, Faculdade de Arquitetura e Urbanismo; ETB, 2019. Disponível em: <https://repositorio.unb.br/handle/10482/34661>. Acesso em: 24 jul. 2025.

SAATY, Thomas L. Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1): 83–98, 2008.

STEWART, I. D.; OKE, T. R. Local climate zones for urban temperature studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, Boston/Washington, v. 93, p. 1879-1900, dez. 2012.

SHARMA, K. V.; KHANDELWAL, S.; KAUL, N. Downscaling of Coarse Resolution Land Surface Temperature Through Vegetation Indices Based Regression Models. Springer Nature Link, 2019. Disponível em: Downscaling of Coarse Resolution Land Surface Temperature Through Vegetation Indices Based Regression Models | SpringerLink. Acesso em: 15 jan. 2025.

SILVA, F. D. A.; FERREIRA, M. A. C. Ilha de calor urbana: diagnóstico como ferramenta de gestão ambiental urbana nas cidades de pequeno e médio porte. *Revista Semana Acadêmica*, 2023.

SILVEIRA, P. C. et al. Análise das superfícies urbanas para identificação de ilhas de calor através da aplicação de índices radiométricos e da temperatura da superfície. *Revista Brasileira de Climatologia*, 2023.

SOLA-CARABALLO, Javier; SERRANO-JIMÉNEZ, Antonio; RIVERA-GOMEZ, Carlos; GALAN-MARIN, Carmen. Multi-Criteria Assessment of Urban Thermal Hotspots: A GIS-Based Remote Sensing Approach in a Mediterranean Climate City. *Remote Sensing*, Basel, v. 17, n. 2, art. 231, 2025. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/2/231>. Acesso em: 08 jul. 2025. DOI: 10.3390/rs17020231.

VAEZI, Ali. Urban Heat Risk Mapping in New York City Using GIS and Fuzzy AHP-Based Multi-Indicator Analysis, 2025.

VIEIRA, A. F. F. et al. Relação entre a temperatura de superfície e a morfologia urbana com base no zoneamento climático local de Olinda-PE. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 35, p. 547-568, 2024.

VOOGT, J. A.; Oke, T. R. Thermal remote sensing of urban climates. *Remote Sensing of Environment*, v. 86, p. 370-384, 2003.

WENG, Q. Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 64, n. 4, p. 335-344, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.03.007>.

ZANATTA, Igor Fernando Santini; DOMINGOS, Thiago Augusto; GARCIA, Valquíria Pires; JESUS, Lílian Gavioli de (org.). *Climatologia*. Londrina: Editora e Distribuidora Educacional, 2016.