



Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL
– MESTRADO –**

**A RELAÇÃO ENTRE ILHAS DE CALOR URBANA SUPERFICIAL, OCUPAÇÃO
DO SOLO E DESCONFORTO TÉRMICO: UM ESTUDO EM JOÃO PESSOA**

Por:

Mirela Oliveira Medeiros

*Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Federal da Paraíba para obtenção do
grau de Mestre*

João Pessoa – Paraíba

Setembro de 2024



Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL
– MESTRADO –**

**A RELAÇÃO ENTRE ILHAS DE CALOR URBANA SUPERFICIAL, OCUPAÇÃO
DO SOLO E DESCONFORTO TÉRMICO: UM ESTUDO EM JOÃO PESSOA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre.

MIRELA OLIVEIRA MEDEIROS

Orientador: Prof. Dr. Luiz Bueno da Silva

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

M488r Medeiros, Mirela Oliveira.

A relação entre ilhas de calor urbana superficial, ocupação do solo e desconforto térmico : um estudo em João Pessoa / Mirela Oliveira Medeiros. - João Pessoa, 2024.

110 f. : il.

Orientação: Luiz Bueno da Silva.

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Planejamento urbano. 2. Mudanças climáticas. 3. Desconforto térmico. 4. Ilhas de calor. 5. Sensoriamento remoto. 6. Ocupação do solo. I. Silva, Luiz Bueno da. II. Título.

UFPB/BC

CDU 711(043)

MIRELA OLIVEIRA MEDEIROS

**A RELAÇÃO ENTRE ILHAS DE CALOR URBANA SUPERFICIAL, OCUPAÇÃO
DO SOLO E DESCONFORTO TÉRMICO: UM ESTUDO EM JOÃO PESSOA**

Dissertação/Tese aprovada em ____/____/____ como requisito para a obtenção do título de Mestre/Doutor em Engenharia Civil e Ambiental do Centro de Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Dr. Luiz Bueno da Silva – UFPB
(Orientador)

Prof. Dr. Victor Hugo Rabelo Coelho – UFPB
(Examinador Interno)

Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior – UFAL
(Examinador Externo)

Ata da reunião da banca julgadora da 399ª Dissertação de Mestrado do PPGECAM, apresentada pelo(a) mestrando(a) **MIRELA OLIVEIRA MEDEIROS**, no dia 06 de setembro de 2024.

Aos vinte e três dias do mês de setembro de dois mil e vinte e quatro, às quinze horas, teve lugar no Laboratório de Análise do Trabalho (LAT), a apresentação da dissertação de mestrado intitulada **“A RELAÇÃO ENTRE ILHAS DE CALOR URBANA SUPERFICIAL, OCUPAÇÃO DO SOLO E DESCONFORTO TÉRMICO: UM ESTUDO EM JOÃO PESSOA”**, pela mestranda **Mirela Oliveira Medeiros**, matrícula 20221011783, do corpo discente deste Programa, com vistas à obtenção do título de **Mestre em Engenharia Civil e Ambiental**. A Banca Examinadora esteve composta pelos Professores Doutores: Luiz Bueno da Silva – UFPB (Orientador), Victor Hugo Rabelo Coelho – UFPB (Examinador Interno) e José Francisco De Oliveira Júnior – UFAL (Examinador Externo), sendo presidida, por indicação dos seus membros, pelo Professor Doutor Luiz Bueno da Silva. Instalada a Banca Examinadora, o senhor Presidente passou a palavra à mestranda para apresentar a defesa do seu trabalho de dissertação. A exposição oral iniciou às 15:00h, sendo concluída às 15:40h, iniciando-se, logo a seguir, a arguição pelos examinadores, finalizando às 17:25h. Em seguida, o senhor Presidente convidou a Banca Examinadora a reunir-se reservadamente para deliberação. Concluída a reunião, o senhor Presidente convocou o mestrando e demais presentes para proclamar o resultado, sendo atribuído por unanimidade, ao mestrando, o conceito **APROVADO** nos termos do Regulamento Geral dos Cursos e Programas de Pós-Graduação *Stricto Sensu* da Universidade Federal da Paraíba (Resolução nº 79/2013-CONSEPE) e do Regulamento do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental do Centro de Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba (Resolução nº 05/2018-PPGECAM). Ao final da sessão, após os agradecimentos por parte da mestranda, o senhor Presidente, por recomendação dos membros da banca, estabeleceu um prazo máximo de **60** dias para a mestranda providenciar as correções recomendadas, ficando a emissão do diploma do título de mestre condicionada a essas retificações que serão verificadas pelo orientador. Às 18:00h, o senhor Presidente encerrou os trabalhos, determinando a leitura para fins de aprovação e a lavratura da presente ata que vai assinada por todos os membros da Comissão Examinadora.

João Pessoa-PB, 23 de setembro de 2024. Luiz Bueno da Silva, Victor Hugo Rabelo Coelho e José Francisco de Oliveira Júnior.

Documento assinado digitalmente
 **LUIZ BUENO DA SILVA**
Data: 24/09/2024 10:19:04-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Orientador: Prof. Dr. Luiz Bueno da Silva

Examinador Interno: Prof. Dr. Victor Hugo Rabelo Coelho  **VICTOR HUGO RABELO COELHO**
Data: 25/09/2024 08:14:45-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Examinador Externo: Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior  **JOSE FRANCISCO DE OLIVEIRA JUNIOR**
Data: 28/09/2024 09:18:42-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Dedico aos que a meus filhos João Lucas e José Lorenzo, minha mãe Crizélia Oliveira, minha irmã Cecílie Oliveira, e meu esposo Giuseppe Sampaio.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar a Deus, que me deu tudo o que eu tenho, além de força para concluir este curso e este trabalho, em especial.

Aos meus filhos, João Lucas e José Lorenzo, por toda a atenção e carinho nesta etapa da minha vida.

À minha irmã Cecílie Oliveira e minha mãe Crizélia, por me apoiarem sempre nos momentos mais difíceis e felizes.

Ao meu esposo, Giuseppe Sampaio, agradeço por sua compreensão, apoio constante e por ser meu porto seguro. Seu encorajamento e paciência foram fundamentais nos momentos desafiadores, e sua alegria compartilhada nos momentos de sucesso tornou esta jornada ainda mais significativa. Sua parceria é um tesouro que valorizo profundamente.

Ao professor Dr. Dr. Luiz Bueno da Silva, meu orientador, pelos ensinamentos, pela paciência na orientação e pelo incentivo que tornaram possível a conclusão deste trabalho.

Agradeço também aos meus colegas Eduardo Patriota e Erivaldo Lopes pela valiosa ajuda e colaboração durante a realização deste trabalho. O apoio e as discussões contribuíram de forma significativa para o desenvolvimento desta pesquisa.

Enfim, a todos os que contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

A rápida urbanização e o crescimento populacional impactam nas mudanças de uso e cobertura do solo, promovendo desmatamento e substituição de áreas verdes por superfícies impermeáveis, o que agrava os efeitos das mudanças climáticas. Portanto, compreender os impactos causados pela urbanização é de grande interesse para a comunidade acadêmica e para os gestores urbanos, pois isso contribui para o entendimento do clima local e para a mitigação da ilha de calor urbano (ICU). O estudo avaliou a variabilidade espaço-temporal entre os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022 da temperatura da superfície terrestre (LST, °C), índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), índice de diferença normalizada para áreas construídas (NDBI) e índice de construção (BU), seguido da dinâmica local de uso e ocupação do solo via imagens da série Landsat que cobrem a cidade de João Pessoa, Paraíba. Além disso, foram utilizadas a temperatura do ar (T_{ar} , °C) e a umidade relativa do ar (UR, %) oriundos de duas estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), a fim de analisar o Índice de Desconforto de Thom (IDT). Os resultados comprovam que o desmatamento e a perda de áreas verdes com o crescimento da área urbana contribuem para o aumento térmico e para a consequente formação das ilhas de calor urbano na cidade de João Pessoa. Tais áreas apresentaram temperatura de superfície em 2022 (máxima de 37°C), com médias variando entre 25,48°C (2013), 27,70°C (2016), 28,38°C (2019) e 29,54°C (2022), conforme a análise anual. Em relação ao NDVI, os valores médios mostraram uma diminuição ao longo do período estudado, evidenciando a perda de vegetação: 2013 (máx: 0,4427, méd: 0,1983), 2016 (máx: 0,3948, méd: 0,1760), 2019 (máx: 0,3890, méd: 0,1662) e 2022 (máx: 0,3876, méd: 0,1277). A análise do BU indicou uma expansão significativa das áreas construídas, com os valores médios passando de -0,3103 em 2013 para -0,2028 em 2022, reforçando a correlação entre o crescimento urbano e o aumento térmico. A cidade João Pessoa foi categorizada, como “pouco confortável”, onde o IDT foi considerado parcialmente confortável ($24^{\circ}\text{C} \leq \text{IDT} \leq 26,0^{\circ}\text{C}$) em todos os anos analisados. A população de João Pessoa tem enfrentado condições próximas ao desconforto térmico. Em suma, João Pessoa necessita de estratégias mitigadoras e preventivas que garantam a saúde e a qualidade de vida da população.

PALAVRAS-CHAVE: urbanização, temperatura, sensoriamento remoto, desconforto térmico, mudanças climáticas.

ABSTRACT

Rapid urbanization and population growth impact land use and land cover changes, leading to deforestation and the replacement of green areas with impervious surfaces, which exacerbates the effects of climate change. Therefore, understanding the impacts caused by urbanization is of great interest to the academic community and urban managers, as it contributes to understanding local climate and mitigating urban heat islands (UHI). The study evaluated the spatiotemporal variability between the years 2013, 2016, 2019, and 2022 of land surface temperature (LST, °C), normalized difference vegetation index (NDVI), normalized difference built-up index (NDBI), and building index (BU), followed by the local dynamics of land use and occupation through Landsat series images covering the city of João Pessoa, Paraíba. In addition, air temperature (T_{ar} , °C) and relative humidity (UR, %) data from two meteorological stations of the National Institute of Meteorology (INMET) were used to analyze the Thom Discomfort Index (TDI). The results show that deforestation and the loss of green areas, along with urban area growth, contribute to thermal increase and the consequent formation of urban heat islands in the city of João Pessoa. These areas exhibited a land surface temperature of up to 37°C in 2022, with average temperatures ranging from 25.48°C (2013), 27.70°C (2016), 28.38°C (2019), and 29.54°C (2022), according to the annual analysis. Regarding NDVI, the average values showed a decrease over the studied period, indicating vegetation loss: 2013 (max: 0.4427, mean: 0.1983), 2016 (max: 0.3948, mean: 0.1760), 2019 (max: 0.3890, mean: 0.1662), and 2022 (max: 0.3876, mean: 0.1277). The BU analysis indicated a significant expansion of built-up areas, with average values increasing from -0.3103 in 2013 to -0.2028 in 2022, reinforcing the correlation between urban growth and thermal increase. João Pessoa was categorized as "uncomfortable," where the TDI was considered partially comfortable ($24^{\circ}\text{C} \leq \text{TDI} \leq 26.0^{\circ}\text{C}$) in all the analyzed years. The population of João Pessoa has been facing conditions close to thermal discomfort. In summary, João Pessoa requires mitigating and preventive strategies to ensure the health and quality of life of its population.

KEYWORDS: Urbanization, temperature, remote sensing, thermal discomfort, climate change.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 CONTEXTO E RELEVÂNCIA DO TEMA	14
1.2 O PROBLEMA	16
1.3 JUSTIFICATIVA	17
1.4 OBJETIVOS	19
1.4.1 OBJETIVO GERAL:	19
1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS:	19
1.5 QUESTÃO CENTRAL DA PESQUISA E HIPÓTESE	19
2 REFERENCIAL TEÓRICO	21
2.1 SENSORIAMENTO REMOTO	21
2.1.2 SENSORIAMENTO REMOTO DA VEGETAÇÃO	26
2.1.3 SENSORIAMENTO REMOTO TERMAL E ILHAS DE CALOR	27
2.1.4 DINÂMICA DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO (LULC)	28
2.2 AS ILHAS DE CALOR URBANAS (ICU)	29
2.3 ILHAS DE CALOR E INDUÇÕES DE DESCONFORTO TÉRMICO	32
2.3.1 ÍNDICES DE DESCONFORTO TÉRMICO	33
2.3.2 ÍNDICE DE DESCONFORTO DE THOM (IDT)	35
3 CARACTERÍSTICAS DA ÁREA DE ESTUDO	38
3.1 ASPECTOS URBANÍSTICOS DE JOÃO PESSOA	38
3.2 CONTEXTO CLIMÁTICO DA CIDADE DE JOÃO PESSOA	41
3.3 DELIMITAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	43
4 MATERIAIS E MÉTODOS	45
4.1 METODOLOGIA DA REVISÃO SISTEMÁTICA	46
4.2 DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO	48
4.2.1 DINÂMICA DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO (LULC)	50
4.2.2 ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)	51
4.2.3 TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (LST)	52
4.2.4 ÍNDICE DE DIFERENÇA NORMALIZADA PARA ÁREAS CONSTRUÍDAS (NDBI)	53
4.3 ESTIMATIVA DO ÍNDICE DE DESCONFORTO DE THOM	54
4.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA	55
4.4.1 ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO DOS DADOS	55
4.4.2 ANÁLISE DE CORRELAÇÃO	57

4.4.3 ANÁLISE DE TENDÊNCIA ÍNDICES ESPECTRAIS NDVI, LST E BU E OS DADOS DE DESCONFORTO TÉRMICO IDT	58
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	60
5.1 VARIABILIDADE DAS CLASSES DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO (LULC)	60
5.2 AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICE ESPECTRAL DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)	61
5.3 AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICE ESPECTRAL TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (LST)	63
5.4 ÍNDICE DE DIFERENÇA NORMALIZADA PARA ÁREAS CONSTRUÍDAS (NDBI) E ÍNDICE DE CONSTRUÇÃO (BU)	66
5.5 ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DO CONFORTO TÉRMICO LOCAL	70
5.6 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS ÍNDICES ESPECTRAIS NDVI, LST, BU E OS DADOS DE DESCONFORTO TÉRMICO IDT	76
5.7 ANÁLISES DE CORRELAÇÃO DE PEARSON	81
5.8 ANÁLISES DE CORRELAÇÃO DE SPEARMAN	82
5.9 ANÁLISES TENDÊNCIAS ATRAVÉS DO TESTE DE MANN-KENDALL	84
6 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	86
6.1 LIMITAÇÕES DA ABORDAGEM METODOLÓGICA	86
6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	87
APÊNDICE A- INFORMAÇÕES DAS IMAGENS UTILIZADAS	94
APÊNDICE B - SCRIPT UTILIZADO NO AMBIENTE DO GOOGLE EARTH ENGINE GEE	97
APÊNDICE C – ANÁLISE ESTATÍSTICA	106

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Obtenção de imagens por sensoriamento remoto	21
Figura 2 - Bandas do espectro eletromagnético com destaque para luz visível	22
Figura 3 - Curva espectral da vegetação, da água e do solo	25
Figura 4 - Faixa de classificação do índice de desconforto de Thom (IDT) em C°.....	35
Figura 5 - Localização do município de João Pessoa – PB.....	38
Figura 6 -Variação da população ao longo dos anos para município de João Pessoa	40
Figura 7 - A malha urbana em João Pessoa em meados da década de 1970 (em marrom) e a implantação dos conjuntos habitacionais no período do governo militar (1964-1984) – Maior círculo inscrito (C1) e menor círculo circunscrito (C2).	40
Figura 8 - Gráfico comparativo de precipitação: Normais climatológicas de João Pessoa....	42
Figura 9 - Gráfico comparativo de temperatura média do ar: Normais climatológicas de João Pessoa.....	42
Figura 10 - Divisão da área de estudo por bairros e localização regiões estações climatológicas Zona Norte e Zona Sul do município de João Pessoa – PB.....	42
Figura 11 - Normais climatológicas de João Pessoa de 1991 a 2020: Isoietas mensais normal	43
Figura 12 - Divisão da área de estudo por bairros e localização regiões estações climatológicas Zona Norte e Zona Sul do município de João Pessoa – PB.....	43
Figura 13 - Fluxograma da metodologia.....	45
Figura 14 - Diagrama de Fluxo da Revisão Sistemática	47
Figura 15 - Fluxograma de trabalho para o uso de dados sensoriamento remoto. (Fonte: autor, 2024).	48
Figura 16 - Gráfico boxplot	56
Figura 17 - Mapas de uso e ocupação do solo para 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D).	60
Figura 18 - Variação das classes de uso e ocupação do solo entre 2013 e 2021	60
Figura 19 - Variabilidade espacial do NDVI para os anos de 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D).	62
Figura 20 - Variabilidade espacial do NDVI para o ano de 2022.	63
Figura 21 - Mapa de temperatura da superfície (LST) para o ano de 2022.	64
Figura 22 - Variabilidade espacial da temperatura de superfície (LST) para os anos de 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D).....	65

Figura 23 - Mapas representação do índice NDVI para os anos de 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D).....	67
Figura 24 - Índice BU para os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022.	68
Figura 25 – Mapas representação do índice BU para os anos de 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D).....	69
Figura 26 - Variabilidade anual do IDT para as estações e para a cidade de João Pessoa.....	72
Figura 27 - IDT e classificação anuais para as estações Norte e Sul e para toda a cidade de João Pessoa.....	72
Figura 28 - IDT e classificação anuais para as estações Norte e Sul e para toda a cidade de João Pessoa.....	75
Figura 29 - Gráficos dos índices espectrais obtidos: NDVI, LST, NDBI, LULC e os dados de desconforto térmico IDT da cidade de João Pessoa.....	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Faixa de classificação IDT (°C) ajustado às condições climáticas da cidade de João Pessoa.....	36
Tabela 2 - Sistema de classificação de uso e cobertura do solo para MapBiomas no Brasil.	50
Tabela 3 - Faixa de classificação IDT (°C) ajustado às condições climáticas da cidade de João Pessoa.....	54
Tabela 4 - Características das imagens do OLI/Landsat 8.....	64
Tabela 5 - Temperatura média anual do ar e umidade relativa por estação INMET.	70
Tabela 6 - Estatísticas descritiva dos índices espectrais obtidos: NDVI, LST, NDBI, LULC e os dados de desconforto térmico IDT da cidade de João Pessoa.....	76
Tabela 7 - Percentual de dados por períodos climáticos.....	80
Tabela 8 - Matriz correlações de Pearson	81
Tabela 9 - Correlação de Spearman.....	82
Tabela 10 - Teste de Mann-Kendall	84

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Síntese dos principais estudos aplicados para objeto de estudo: João Pessoa.	17
Quadro 2 - Tipos de resolução para o sensoriamento remoto.....	23
Quadro 3 - Conceitos e Métodos para identificação de Ilhas de Calor	29

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

GEE – Google Earth Engine

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ICU – Ilha de calor urbana

ICU sup – Ilha de calor urbana de superfície

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia

NASA – National Aeronautics and Space Administration – Agência Espacial Americana

NDVI – Normalized Difference Vegetation Index – Índice de vegetação por diferença normalizada

NDBI – Índice de Diferença Normalizada para Áreas Construídas

BU – Índice de Construção

REM – Radiação eletromagnética

SIG – Sistema de informação geográfica

SR – Sensoriamento remoto

TIRS – Thermal Infrared Sensor – Sensor infravermelho termal do Landsat 8

Ts – Temperatura de superfície

USGS – United States Geological Survey – Serviço Geológico Americano

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTO E RELEVÂNCIA DO TEMA

As tecnologias geoespaciais possibilitam uma análise mais aprofundada das transformações naturais que ocorrem na superfície terrestre. Através do sensoriamento remoto orbital, é possível coletar dados de imagens da Terra para obter resultados extremamente precisos para estudos urbanos, sendo de vital relevância na morfologia e sustentabilidade urbana (Manawadu e Wijeratne, 2022).

Com o passar do tempo, a expansão da área urbana tem aumentado os fluxos entre as cidades e aumentado a densidade das áreas construídas. Sabe-se que a cobertura da terra são determinados pela distribuição geográfica dos tipos de uso (áreas urbanas, rurais, etc.) (IBGE 2019).

Essas informações, juntamente com a distribuição da temperatura da superfície da Terra, podem ser usadas para ajudar pesquisadores e gestores urbanos a monitorar e identificar o fenômeno das ilhas de calor urbanas (ICU ou UHI, em inglês *Urban Heat Island*) (Fialho, 2012).

A ilha de calor urbana é um fenômeno que ocorre em áreas urbanas densamente construídas, onde a temperatura da superfície do meio urbano é significativamente mais alta do que as áreas circundantes (Gartland, 2011). Isso se deve à substituição da vegetação por construções e a impermeabilização generalizada do solo (alteração no balanço de energia pela capacidade diferenciada de absorção e reflexão dos materiais presentes na superfície), associada às atividades humanas (aumento do calor produzido pelos veículos, pelas indústrias, pelos climatizadores de ambientes interno), proporcionam o aumento da temperatura das cidades, formando as ilhas de calor e resultando em desconforto térmico, aumento dos custos de resfriamento e maiores emissões de poluentes no ar (Amorim, 2021).

Embora o tema das mudanças no uso e ocupação da terra, o aumento das ICU e a variabilidade espaço-temporal do microclima urbano não sejam novos, os dados disponíveis não se aplicam necessariamente a cidades com climas, geografias ou padrões de urbanização diferentes (Gartland, 2011).

Apesar dos esforços dos pesquisadores em países tropicais, cerca de 90% das pesquisas sobre o tema estão concentradas em países de latitudes médias, com publicações em língua inglesa nos principais periódicos da área (Arnfield, 2003; Fialho, 2012). Portanto, o aumento da produção científica brasileira com novas pesquisas é essencial para gerar informações

relevantes para estudos urbanos voltados ao clima urbano e à análise das ilhas de calor urbanas de superfície (ICU_{sup}).

A necessidade de dados atualizados e em escala urbana é amplamente reconhecida por instituições internacionais, como as Nações Unidas e o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC), com conferências anuais sobre cidades e alterações climáticas. Novas iniciativas resultam em mais dados observacionais específicos ao ambiente urbano para apoiar políticas de mitigação e adaptação climática (Zhu et al., 2019).

No Brasil, de 2010 a 2022, a população brasileira cresceu 6,5% e chegou a 203,1 milhões de habitantes. As cidades médias puxaram o crescimento populacional do país, concentrando 27,96% do total. A capital da Paraíba, João Pessoa, que até os anos 2000 era considerada uma cidade de porte médio, passou a ser classificada como cidade grande devido ao seu crescimento populacional acelerado. Na lista das 20 cidades com a maior população do Brasil, João Pessoa é a última colocada, mas foi a que apresentou o maior aumento populacional em 12 anos (IBGE, 2022).

Em João Pessoa, diversos estudos abordam os impactos da expansão urbana. Souza et al. (2016) observaram mudanças no uso do solo, com destaque para o aumento da área urbana e vegetação herbácea, associadas a maiores temperaturas superficiais, especialmente sobre áreas urbanas e solo exposto. A variação da temperatura entre 2006 e 2010 foi atribuída ao aumento da densidade urbana, não havendo influência significativa da topografia. Já De Sousa et al. (2023) identificaram conflitos no uso e cobertura do solo, redução de 24 km² de vegetação arbórea entre 1991 e 2018, além de problemas ambientais, como aumento da temperatura da superfície e poluição por efluentes domésticos. A área estudada apresentou impacto ambiental médio, sugerindo a necessidade de refinar os métodos de análise para maior eficiência em futuras pesquisas.

Além disso, o estudo mais recente de Patriota et al. (2024) incluiu João Pessoa entre as 21 regiões metropolitanas de clima tropical analisadas, utilizando dados do satélite MODIS para quantificar as ilhas de calor urbanas superficiais (SUHII). Eles investigaram a influência da urbanização sobre a temperatura da superfície terrestre (LST) e parâmetros biofísicos entre 2003 e 2022, demonstrando que os SUHIIs foram, em média, 60% maiores durante o dia, com variações sazonais mais pronunciadas em regiões de latitudes mais altas.

O estudo oferece uma contribuição técnica ao atualizar os dados sobre João Pessoa, relacionando as ilhas de calor urbanas (ICU), a urbanização e o conforto térmico. Essa atualização contribui para o desenvolvimento de estratégias de planejamento urbano e para a implementação de políticas públicas voltadas à mitigação dos efeitos adversos do aquecimento

urbano. Diferencia-se por utilizar dados do satélite Landsat, que proporciona maior resolução espacial em comparação ao MODIS, além de incluir uma análise da relação entre os índices de desconforto térmico (IDT) e a temperatura da superfície, enriquecendo assim a avaliação do conforto térmico urbano. A abordagem foca em João Pessoa de maneira mais detalhada, considerando a dinâmica local da ocupação do solo, a densidade urbana e os impactos diretos no bem-estar térmico da população.

Por outro lado, a contribuição científica do estudo destaca-se por explorar, de maneira nova, a relação entre os índices espectrais (NDVI, LST, BU) e o índice de desconforto térmico de Thom (IDT), utilizando uma abordagem que integra variáveis ainda não analisadas em conjunto. Essa perspectiva interdisciplinar amplia a compreensão dos impactos da urbanização sobre o clima urbano e o bem-estar da população, oferecendo novas ferramentas e *insights* para a pesquisa e a prática urbanística.

1.2 O PROBLEMA

A maioria dos estudos desenvolvidos para João Pessoa foram baseados, apenas em dados de sensoriamento remoto, tais como, o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), o índice de vegetação ajustado ao solo (SAVI) e a temperatura da superfície terrestre (LST) (de Sousa et al., 2023). Destaque também para uso dos dados observados de temperatura e umidade do ar coletados em estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), como dados do cálculo do desconforto térmico via Índice de Desconforto de Thom (IDT), técnicas de modelagem ambiental e análises de métodos mistos de impactos ambientais (Silva 2020).

Além disso, o fenômeno de ICU é complexo, é influenciada por diversos fatores. Segundo Lopes et al. (2023) em seu estudo, constataram que as variáveis mais utilizadas para analisar esse fenômeno foram: i) áreas verdes, ii) aspectos relacionados à geometria urbana, iii) a proporção de água e iv) as áreas construídas.

Entretanto, nos estudos para João Pessoa, não foi encontrado na revisão de literatura, pesquisas que utilizaram para analisar a influência do crescimento do fenômeno de ICU, com o Índice de Construção (BU), uma vez que o BU oferece dados sobre a urbanização e a cobertura do solo, e assim permite intervenções específicas para mitigar os impactos negativos do desenvolvimento urbano desordenado no conforto térmico e na saúde das populações urbana (Silveira et al., 2023)(Gartland, 2011).

Mediante o exposto, surge o seguinte questionamento: qual é a relação entre ilhas de calor urbano superficial, ocupação do solo, IDT e o Índice de Construção (BU) na cidade de João Pessoa?

1.3 JUSTIFICATIVA

A presente pesquisa objetivou compreender a relação entre ilhas de calor urbana superficial, à urbanização e o conforto térmico. Buscou-se, portanto, compreender o padrão de publicações para os trabalhos realizados sobre o tema para cidades na região nordeste do Brasil. Visto que João Pessoa, com população acima de 500 mil habitantes, clima tropical úmido e localização costeira necessita desse tipo de estudo.

Em suma, o Quadro 1 apresenta uma síntese dos principais estudos aplicados para João Pessoa. Estudos dessa natureza aplicados às cidades tropicais de menor porte são escassos na literatura brasileira e diferenciam-se, sobretudo, quanto à metodologia de aquisição de dados.

Quadro 1 - Síntese dos principais estudos aplicados para objeto de estudo: João Pessoa

Ano	Autores	Título	Metodologia	Período de análise
2010	Freire; Bezerra (2010)	Comportamento Microclimático Urbano: Estudo de caso de um recorte urbano em João Pessoa - PB	Análise do comportamento microclimático na Praça Silvio Porto, João Pessoa - PB.	2010
2012	Santos (2021)	Campo Térmico Urbano e sua Relação com o Uso e Cobertura do Solo em Cidade Tropical Úmida	Termo-higrômetro em nove pontos, questionários de avaliação de sensação térmica, teste de Mann-Kendall.	1963 a 2011
2013	Bezerra; Santos; Aguiar (2013)	Ilhas de Calor: Importância da Vegetação na Amenização Climática em João Pessoa, PB	Dados meteorológicos do INMET e termo-higrômetro na Mata do Buraquinho.	2012
2016	Souza; Silva; Silva (2016)	Influência do uso e ocupação do solo na temperatura da superfície: o estudo de caso de João Pessoa – PB	Imagens TM/Landsat 5, pré-processamento, classificação supervisionada do uso do solo.	1991 a 2010
2019	Lima et al. (2019)	Conforto Térmico em Espaços Abertos no Clima Quente e Úmido: Estudo de Caso em um Parque Urbano no Bioma Mata Atlântica	Monitoramento microclimático e 900 questionários estruturados.	2015
2020	Silva (2020)	As Mudanças no Uso e Cobertura da Terra e sua Influência na Geração de Ilhas de Calor Urbana da Superfície e Conforto Térmico em João Pessoa, Paraíba	NDVI e SAVI, dados de temperatura e umidade, índice IDT.	2011 a 2018
2021	Albuquerque et al. (2021)	Anomalias Térmicas e sua Relação com Desvios Térmicos Urbanos em Fragmentos Intraurbanos na Região Metropolitana de João Pessoa – PB	Dados micrometeorológicos em 10 estações, índice TDI, imagens Landsat para uso e cobertura do solo e SUHI.	Dia 13 de setembro e 29 de

				outubro de 2020
2022	De Souza E Silva et al. (2022)	Thermal Comfort Conditions at Microclimate Scale and Surface Urban Heat Island in a Tropical City: A Study on João Pessoa City, Brazil	Dados micrometeorológicos em 10 estações, índice TDI, imagens Landsat para uso e cobertura do solo e SUHI.	1991 a 2018
2024	Patriota et al. (2024)	Heat the road again! Twenty years of surface urban heat island intensity (SUHI) evolution and forcings in 21 tropical metropolitan regions in Brazil from remote sensing analyses	a influência da urbanização na formação de ilhas de calor urbanas superficiais (SUHI) e em parâmetros biofísicos em 21 regiões metropolitanas brasileiras. Utilizando dados LST obtidos por sensores MODIS, os autores quantificaram SUHIs diurnos e noturnos.	2003 a 2022

Fonte: Autora (2024).

Atualmente, a maioria das pesquisas disponíveis cobrem até o ano de 2018, evidenciando a necessidade de dados atualizados, a exceção, o estudo de Albuquerque et al. (2021) com dois dias do mês de outubro no ano de 2020. Este estudo preenche essa lacuna ao utilizar técnicas de sensoriamento remoto, como o índice NDBI/BU, e dados microclimáticos. Fornece um panorama atual e pode auxiliar planejadores urbanos na análise do clima, das mudanças climáticas e das ilhas de calor urbano (ICU) de superfície na cidade de João Pessoa, capital da Paraíba.

A relevância neste estudo é ampliada pela sua aplicabilidade regional, considerando os desafios climáticos da região Nordeste, como altas temperaturas e variações na umidade. Os resultados podem fornecer suporte para políticas e práticas locais. Além disso, a interdisciplinaridade do estudo, integrando aspectos de climatologia, urbanismo e ergonomia. Essa abordagem multifacetada pode gerar *insights* abrangentes e úteis.

Esse estudo também aborda questões sociais, uma vez que investiga o desconforto térmico e sua relação com a ocupação do solo pode impactar diretamente a qualidade de vida urbana, influenciando decisões de planejamento urbano e políticas públicas. A integração da análise em múltiplas escalas contribui para uma visão abrangente e coerente dos fenômenos estudados, uma vez que uma abordagem limitada a uma única escala seria insuficiente para captar toda a complexidade das interações ambientais (Zhu et al., 2019). Por fim, a pesquisa enriquece a literatura acadêmica ao utilizar o Índice de Desconforto Térmico (IDT), que oferece

uma abordagem quantitativa e detalhada, expandindo o conhecimento sobre conforto térmico e ilhas de calor urbanas.

Finalmente, a pesquisa pode contribuir academicamente ao utilizar o índice de Thom, que oferece uma abordagem quantitativa, enriquecendo o conhecimento sobre conforto térmico e ilhas de calor urbanas.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral:

Analisar a relação entre ilhas de calor urbana superficial, ocupação do solo e índice de desconforto térmico de Thom em áreas da cidade de João Pessoa.

1.4.2 Objetivos Específicos:

- ✓ Analisar a dinâmica do uso e ocupação do solo (LULC) no período entre os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022 para a área de estudo;
- ✓ Quantificar a vegetação através do índice (NDVI);
- ✓ Estimar a temperatura da superfície (LST).
- ✓ Identificar as áreas urbanizadas através do índice (NDBI) e (BU);
- ✓ Estimar e classificar o conforto térmico na cidade de João Pessoa a partir do Índice de Desconforto de Thom (IDT).

1.5 QUESTÃO CENTRAL DA PESQUISA E HIPÓTESE

Analisar a relação entre ilhas de calor urbano superficial, dados obtidos através de técnicas de sensoriamento remoto e o conforto térmico neste estudo, proporciona uma interpretação do espaço urbano, apoiada na temática de planejamento urbano e desenvolvimento regional, motivaram a formulação da questão central e hipótese de trabalho. Assim, coloca-se a questão de pesquisa: o crescimento da urbanização, com a impermeabilização do solo influenciam no aumento da temperatura de superfície, o fenômeno de ilhas de calor e o desconforto térmico?

A hipótese de pesquisa parte do entendimento amplamente aceito de que o processo de urbanização, ao promover a substituição de áreas vegetadas por superfícies impermeáveis e construções, tende a contribuir significativamente para a formação de ilhas de calor urbano superficial e para o aumento do desconforto térmico nas zonas urbanas. No entanto, é fundamental investigar essa relação no contexto específico de João Pessoa para fornecer evidências concretas e detalhadas que possam embasar intervenções urbanas e políticas públicas eficazes. No entanto, ao direcionar o foco para a cidade de João Pessoa, a pesquisa visa não apenas confirmar essa relação intuitiva, mas também explorar a variabilidade local e os dados climáticos específicos que possam influenciar a intensidade e os impactos das ilhas de calor. Isso confere à pesquisa um caráter de originalidade e relevância prática, garantindo que as conclusões sejam precisas e aplicáveis ao contexto urbano local. Assim, o estudo busca contribuir para o desenvolvimento de estratégias de planejamento urbano que promovam o conforto térmico e a qualidade de vida dos habitantes.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

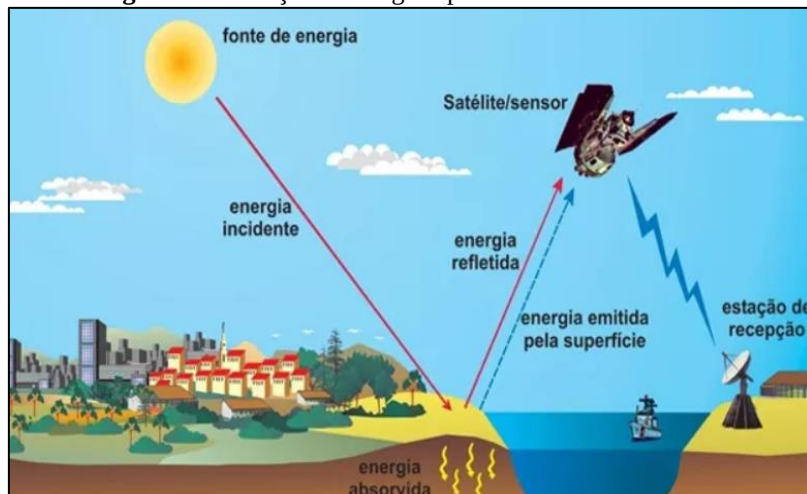
Este capítulo apresenta uma revisão de literatura para fundamentação teórica do trabalho, sob o viés da temática de estudo, com as contribuições dos principais pesquisadores da área, conceitos e definições com foco no fenômeno de ilha de calor urbano. Aborda fundamentos de sensoriamento remoto, especialmente da vegetação (NDVI), o termal (LST), e uso e cobertura do solo (LULC), para aplicações em estudos de clima urbano. Há ainda uma discussão sobre o conforto/desconforto térmico, através da quantificação do Índice de Desconforto de Thom (IDT), que estão diretamente relacionados à temperatura e umidade das cidades.

2.1 SENSORIAMENTO REMOTO

Sensoriamento Remoto (SR) é uma ferramenta que possibilita medir a quantidade de energia eletromagnética de um objeto ou área geográfica à distância e extrair informações desses dados através de técnicas matemáticas e estatísticas baseadas em algoritmos. O SR funciona em harmonia com outras técnicas e ferramentas de coletas das ciências de mapeamento, como: Cartografia e Sistema de Informação Geográfica (SIG) (Fitz, 2018).

Para isso, são necessários quatro elementos: a **radiação eletromagnética** (REM), que é forma dinâmica da energia que se manifesta a partir de sua interação com a matéria, a **fonte** de REM, o **sensor** responsável pela captura e registro da REM refletida ou emitida pelo **alvo**, que é o elemento sobre o qual se quer obter informação (Figura 1) (Florenzano, 2007).

Figura 1- Obtenção de imagens por sensoriamento remoto



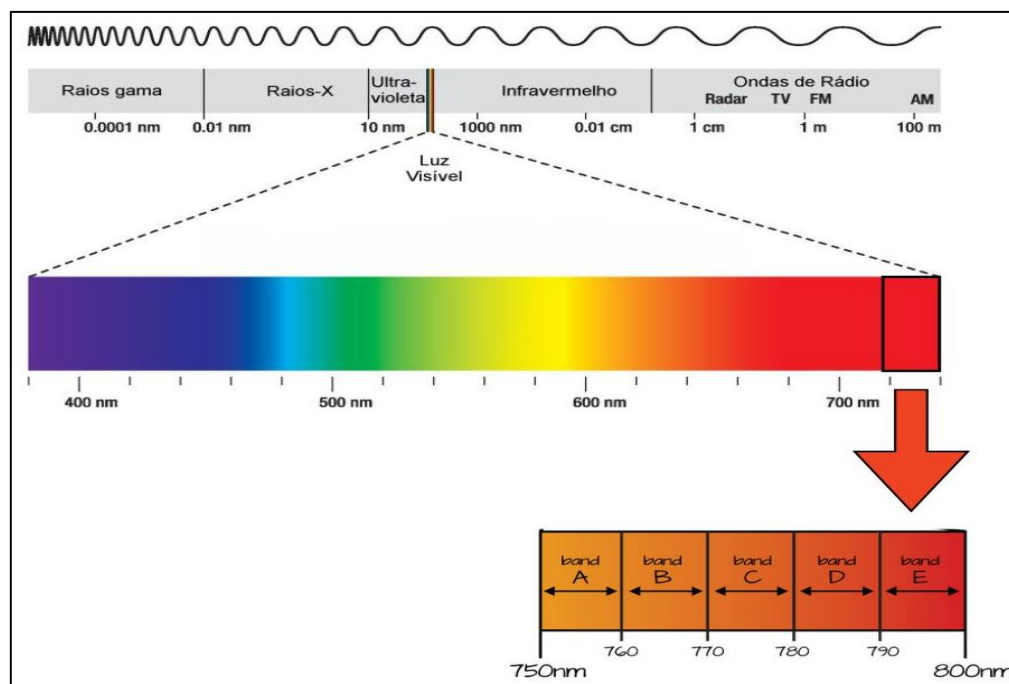
Fonte: Florenzano (2007).

Obtenção de dados por SR, como qualquer outra atividade, requer o uso de energia. A energia utilizada em sensoriamento remoto é a radiação eletromagnética, que se propaga em forma de ondas eletromagnéticas com a velocidade da luz (300.000 km por segundo). Ela é medida em frequência em unidades de hertz (Hz) e seus múltiplos, como quilohertz (1 kHz = 10^3 Hz) e megahertz (1 MHz = 10^6 Hz); e comprimento de onda (λ).

O espectro eletromagnético (Figura 2) representa a distribuição de radiação eletromagnética, por regiões, segundo o comprimento de onda e a frequência. Observe-se que o espectro eletromagnético abrange desde curtos comprimentos de onda, como os raios cósmicos e os raios gama (γ), de alta frequência, até longos comprimentos de onda, como as ondas de rádio e TV, de baixa frequência (Florenzano, 2007).

Na região do espectro visível, o olho humano enxerga a energia (luz) eletromagnética, sendo capaz de distinguir as cores do violeta ao vermelho. Cada região do espectro é chamada de banda, que representa um segmento do espectro eletromagnético. O espectrômetro coleta a energia refletida para cada *pixel* de uma cena, que será registrada nas bandas correspondentes. É um processo análogo a uma câmera que registra a quantidade de luz vermelha, verde e azul para cada *pixel*. Uma imagem de SR colorida é resultante da combinação das cores azul, verde e vermelho, associadas através de filtros às imagens obtidas em diferentes faixas espectrais (Werneck, 2022).

Figura 2 – Bandas do espectro eletromagnético com destaque para luz visível



Fonte: adaptado de Werneck (2022).

O sinal espectral é uma das propriedades mais importantes das superfícies urbanas captadas com SR. Vários sensores de satélite são sistemas multiespectrais ou hiperespectrais, o que significa que eles imageam a superfície terrestre com bandas espectrais amplas. As bandas mais exploradas no SR são: visível, infravermelho próximo, infravermelho médio e micro-ondas (De Moraes Novo; Ponzoni, 2001). Essas faixas são amplamente utilizadas porque permitem a detecção de características distintas da superfície terrestre. A faixa visível, por exemplo, é útil para identificar áreas de vegetação, solo exposto e superfícies urbanas, enquanto o infravermelho próximo é particularmente eficaz para a análise da vegetação e da saúde da cobertura vegetal. O infravermelho médio é utilizado para estudar a composição do solo e as propriedades de umidade, e a faixa de micro-ondas permite a detecção de propriedades da superfície, como rugosidade e umidade, mesmo em condições de cobertura de nuvens.

As informações das faixas do espectro eletromagnético não visível contribuem para a análise do espaço urbano, e a aquisição dos dados de SR apresenta diferentes resoluções (Quadro 2), o que influencia nas análises urbanas (Werneck, 2022).

Quadro 2 - Tipos de resolução para o sensoriamento remoto

Resolução espectral	A capacidade que um sensor possui para discriminar objetos em função da sua sensibilidade espectral.	Quanto mais estreita for a faixa espectral da qual um sensor capta dados, maior é a possibilidade de registrar variações de energia refletida pelo objeto. De certa forma, pode-se considerar também que quanto maior o número de bandas (ou canais) de um sensor, maior é a sua resolução espectral.
Resolução espacial	A capacidade que o sensor tem de discriminar objetos em função do tamanho destes.	A resolução espacial depende do tamanho do pixel da imagem. À medida que o tamanho do pixel aumenta, a imagem resultante apresenta-se menos definida. Quanto maior o tamanho do pixel, menor a resolução espacial do sensor.
Resolução temporal	Frequência de imageamento sobre uma mesma área.	Período de tempo compreendido entre duas coletas de dados sobre uma mesma superfície do terreno.
Resolução radiométrica	Capacidade do sistema sensor em detectar e registrar sinais, ou seja, diferenças na energia refletida ou emitida pelos elementos da superfície terrestre como rochas, água, vegetação, etc.	Capacidade de o sensor discriminar intensidade de energia refletida ou emitida pelos objetos. Ela determina o intervalo de valores (associados a níveis de cinza) que é possível utilizar para representar uma imagem digital

Fonte: Autora (2024).

De acordo com observado, há sensores que captam dados de diferentes regiões do espectro eletromagnético. Dependendo do tipo, o sensor capta dados de uma ou mais regiões do espectro (sensor multiespectral). O olho humano é um sensor natural que enxerga somente a luz ou energia visível, sensores artificiais permitem obter dados de regiões de energia invisível ao olho humano (Fitz 2018).

2.1.1 Satélites e Sensores

Desde 1972, o programa Landsat é uma série de missões de satélites que monitora continuamente a Terra, gerenciada pela NASA (National Aeronautics and Space Administration) em colaboração com o US Geological Survey (USGS), o Landsat tem sido fundamental para o monitoramento do uso da terra, gestão de recursos naturais e pesquisa ambiental (Florenzano, 2007).

Antes do programa Landsat, representações sinóticas detalhadas da superfície da Terra eram raras e a capacidade de adquirir e trabalhar com grandes conjuntos de dados era limitada. Com o acesso livre e aberto aos dados do Landsat, em 2008, foi inédito para dados de observação da Terra, de resolução espacial média, que aumenta substancialmente o uso e levou a uma proliferação de oportunidades científicas e de aplicação (Wulder et al., 2022).

Atualmente, além dos satélites americanos de recursos terrestres da série Landsat, temos o sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), as imagens MODIS têm sido a segunda fonte de dados popular para estudos sobre ilhas de calor urbana de superfície (ICU_{sup}), que detecta radiação refletida ou emitida pela superfície da Terra no espectro eletromagnético. O MODIS foi desenvolvido pela NASA, e está a bordo dos satélites Terra e Aqua lançados em 1999 e 2002, respectivamente. Ele foi projetado para fornecer dados globais sobre a Terra, ajudando na pesquisa ambiental e no monitoramento dos recursos naturais.

O MODIS coleta dados em 36 bandas espectrais, cobrindo áreas do espectro que vão do visível ao infravermelho térmico, monitora a dinâmica da Terra, incluindo mudanças na vegetação, no ciclo da água, nas temperaturas da superfície do mar, nas nuvens e na qualidade do ar (Shimabukuro; Rudorff, 2006). Hoje, o Brasil recebe, imagens dos satélites Landsat, IRS-P6 (indiano) e China-Brazil Earth Resources Satellite, Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres (CBERS) (Florenzano, 2007).

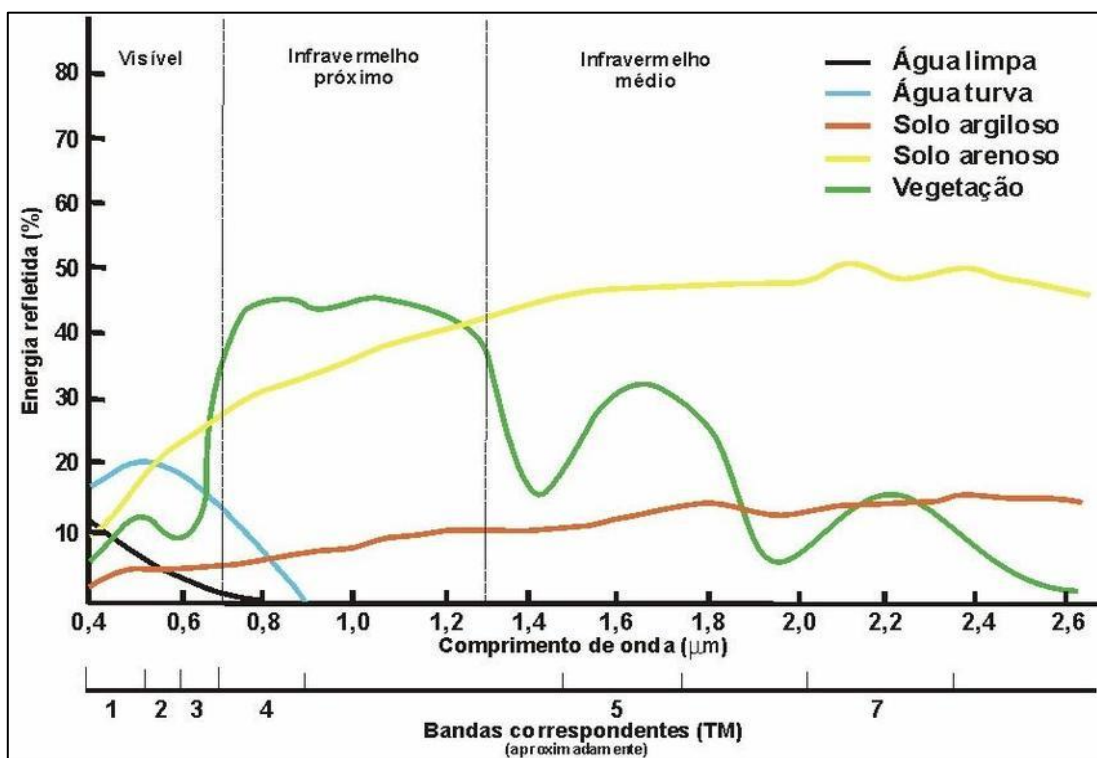
Como demonstrado acima, à compreensão atual da situação e da dinâmica dos ecossistemas globais é em grande parte informada pelos dados de SR, possibilitando o monitoramento de ecossistemas e cobertura da terra (Shimabukuro e Rudorff 2006). Portanto, com as imagens fornecidas pelos satélites Landsat é possível ter fatores e impactos das mudanças climáticas, com as características paisagísticas, hidrológicas e criosféricas.

Observa-se, com base no exposto, que esses impactos evoluíram devido ao aquecimento da temperatura terrestre, e o programa Landsat tem proporcionado a perspectiva necessária para medir a mudança e apresentá-la, de forma vívida e compreensível, ao público (Wulder et al., 2022).

As imagens de satélite também podem ser empregadas para quantificação e monitoramento da cobertura verde da cidade. A vegetação, a água e o solo, refletem, absorvem e transmitem radiação eletromagnética (REM) em proporções que variam com o comprimento de onda, de acordo com as suas características biofísicas e químicas.

As variações da energia refletida pelos objetos podem ser representadas por curvas (Figura 3). Graças a essas variações, é possível distinguir os objetos da superfície terrestre nas imagens de sensores remotos. A representação dos objetos nessas imagens vai variar do branco (quando refletem muita energia) ao preto (quando refletem pouca energia) (Florenzano 2007).

Figura 3 - Curva espectral da vegetação, da água e do solo



Fonte: adaptado de Florenzano (2007).

2.1.2 Sensoriamento remoto da vegetação

A vegetação reflete uma quantidade muito pequena de energia na faixa espectral do vermelho, pois ela utiliza boa parte desta energia no processo da fotossíntese (Moraes, 2002). Já na faixa do infravermelho próximo, a vegetação reflete muita energia, em função da estrutura celular das folhas. Dentre os elementos que compõem a vegetação (folhas, galhos, flores, frutos), as folhas são as principais nos processos de interação com a REM como o espalhamento e a absorção (Novo; Ponzoni, 2001).

Na prática, o estudo da vegetação por meio do SR implica na interação da REM não apenas com as folhas, mas também com os dosséis vegetais e seus arranjos. Dependendo da forma, densidade, orientação e distribuição espacial dos elementos que constituem um dossel vegetal, a radiação eletromagnética refletida pode sofrer efeitos principalmente do solo e da sombra dos próprios elementos do dossel, como galhos e tronco (Novo; Ponzoni, 2001). Essa questão é relevante na escolha do índice de vegetação, visto que o comportamento espectral pode ser influenciado pela vegetação circundante e pelos arranjos estruturais dos dosséis.

Dessa forma, os produtos do Landsat têm contribuído significativamente para a caracterização do estado da vegetação circundante, mudanças na cobertura da terra e a estrutura da vegetação presente (Wulder et al., 2022). Essas informações são essenciais para monitorar, de forma contínua, o uso e ocupação do solo, fornecendo subsídios para políticas públicas e manejo ambiental.

O NDVI é uma ferramenta valiosa no monitoramento ambiental e na análise de ecossistemas, pois é calculado a partir dos valores de refletância nas bandas de luz visível e infravermelha próxima, capturados por sensores remotos. Sua aplicabilidade abrange diversas áreas de interesse, como agricultura, silvicultura e estudos de mudanças climáticas. Essa métrica possibilita a avaliação da saúde das plantas, a cobertura vegetal e a dinâmica das paisagens ao longo do tempo.

Enquanto maior a absorção no vermelho (indicando maior produção de clorofila) e maior a refletância no infravermelho próximo (indicando maior densidade do dossel) da mesma passagem, mais indicativo é de um alto vigor vegetativo.

No entanto, é importante destacar que existem centenas de outros índices de vegetação, cada um utilizando diferentes bandas espectrais para atender a propósitos específicos. Por exemplo, o EVI (Índice de Vegetação por Diferença Aprimorada) e o SAVI (Índice de Vegetação Ajustado pelo Solo) são adaptações do NDVI que buscam superar algumas de suas limitações, como a saturação em áreas densamente vegetadas e a sensibilidade à variação do

solo. Essas adaptações utilizam bandas adicionais e ajustes para fornecer uma avaliação mais precisa da cobertura do solo e da saúde da vegetação.

A composição refere-se à quantidade e proporção das feições de cobertura do solo, incluindo aquelas detectadas pelo NDVI, e a configuração diz respeito ao arranjo espacial das características do solo (Gustafson, 1998). Portanto, a combinação de dados NDVI com informações sobre a paisagem e outros índices de vegetação contribui para uma compreensão mais completa das mudanças ambientais e climáticas.

2.1.3 Sensoriamento remoto termal e Ilhas de Calor

As informações derivadas do SR, depois de processadas, são geralmente apresentadas em forma de imagem. O SR infravermelho térmico oferece uma ferramenta para quantificar e estimar a troca de radiação térmica de superfície, sendo amplamente aplicado em estudos de balanço de radiação de superfície (Kuang et al., 2019).

Ao analisar a interação entre o uso e cobertura do solo e as temperaturas de superfície, é crucial destacar as faixas espectrais termais mais utilizadas no sensoriamento remoto. O sensoriamento termal, geralmente operando em comprimentos de onda de 8 a 14 micrômetros, tem sido empregado para detectar e monitorar variações de LST em ambientes urbanos devido à sua sensibilidade ao calor emitido pela superfície terrestre. Essas faixas são escolhidas porque coincidem com a janela atmosférica que minimiza a interferência de gases, como vapor d'água e dióxido de carbono, permitindo uma medição precisa das temperaturas da superfície. O uso dessas faixas permite não só a identificação de ICUsup, mas também a correlação de tais variações com o aumento de superfícies impermeáveis em áreas urbanas (Romero et al., 2020). Assim, o SR termal torna-se uma ferramenta para monitorar as mudanças ambientais induzidas pela urbanização, contribuindo para um entendimento mais amplo sobre os impactos climáticos em regiões metropolitanas (Yan; Wu; Wen, 2021).

O LST não é apenas um reflexo da interação entre as superfícies da Terra e a atmosfera, mas resulta da emissão de radiação eletromagnética por todos os corpos com temperatura acima do zero absoluto (0 K ou -273 °C) emite energia eletromagnética, conforme descrito pela Lei de Stefan-Boltzmann. Todos os corpos emitem radiação térmica, e no caso da Terra, essa radiação é influenciada por fatores como a composição e as propriedades físicas das superfícies (cor, textura, material) e os processos atmosféricos, como a radiação solar e a absorção de calor. Assim, a Temperatura da Superfície Terrestre (LST) é uma medida da energia térmica emitida, que é detectada pelo sensoriamento remoto através de faixas termais específicas, geralmente

entre 8 a 14 micrômetros, permitindo uma estimativa precisa das condições térmicas em áreas urbanas e rurais (Zhang et al., 2024).

Mapear as frações impermeáveis é imprescindível para monitorar a urbanização, pois superfícies como concreto e asfalto afetam o balanço de energia da superfície ao reter mais calor do que superfícies naturais. Esse aumento no armazenamento de calor nas áreas urbanas modifica a Temperatura de Superfície Terrestre (LST), tornando o sensoriamento remoto térmico uma ferramenta indispensável para medir essas variações. Através da observação da temperatura superficial, é possível identificar como as áreas com maior proporção de superfícies impermeáveis apresentam uma resposta térmica diferenciada, influenciada diretamente pelo balanço de energia da superfície (Mokarram; Taripanah; Pham, 2023).

As imagens de satélite coletadas repetidamente para medir a LST podem mostrar como as diferentes partes da cidade se desviam das condições médias. A LST estimada do SR refere-se à quantidade de radiação emitida pela superfície da terrestre, também chamada de temperatura radiométrica, que é diferente da temperatura medida pelo fluxo de calor como em estudos de termodinâmica (Zhang et al. 2021).

Analisar a radiação solar superficial é essencial para a pesquisa climática e ambiental regional (Jiang et al., 2020). Os fluxos de radiação são a parametrização pré-condicionada para determinar a alocação de calor sensível ou calor latente, influenciando o conforto térmico dentro em ecossistemas urbanos (Zhao et al., 2014).

Fatores que influenciam a LST em áreas urbanas, são os impacto causados em áreas altamente urbanizadas devido à alta proporção de superfícies impermeáveis, *layout* urbano pobre, cor e material de construção mais escuros, densidade de vegetação urbana e materiais de construção absorventes de calor usados para construir infraestruturas urbanas (Zhang et al. 2024).

Como demonstrado acima, as diferenças de temperatura, geralmente se manifestam em áreas altamente urbanizadas, intraurbanas, e são maiores que a diferença de temperatura urbano-rural. Os impactos das áreas construídas, áreas com vegetação, massas de água, entre outros fatores que caracterizam o espaço urbano são essenciais na compreensão do fenômeno de Ilhas de Calor Urbanas (Werneck 2022).

2.1.4 Dinâmica do Uso e Ocupação do solo (LULC)

A rápida urbanização tornou-se um importante catalisador para mudanças crescentes no Uso e Cobertura do Solo (LULC), levando a efeitos negativos nas LST em todo o mundo. A

população urbana global enfrenta desafios notáveis para manter condições térmicas exteriores confortáveis devido à interação entre a urbanização, as mudanças de LULC e o aumento das LST (Zhang et al. 2024).

A expansão dos solos urbanos altera os *habitats* naturais, a biodiversidade e os ciclos biogeoquímicos, incluindo os ciclos hidrológicos e de nutrientes, tornando-os num importante impulsionador das alterações climáticas. Em estudos urbanos, os dados de sensoriamento remoto oferecem vantagens, proporcionando uma perspectiva abrangente sobre as alterações no LULC em diferentes escalas têm um impacto significativo na temperatura e noutros processos meteorológicos (Zhang et al. 2024).

Na revisão dos estudos sobre alterações no uso e cobertura do solo, os pesquisadores (Souza, Silva, e Silva 2016) investigaram as mudanças no uso do solo e analisam seus impactos na temperatura da superfície em João Pessoa entre os anos de 1991 e 2010. Nesse estudo, os resultados revelam que as principais mudanças no uso do solo ocorreram nas classes área urbana e vegetação herbácea, e que os maiores valores de temperatura da superfície foram estimados sobre as classes área urbana e solo exposto.

2.2 AS ILHAS DE CALOR URBANAS (ICU)

Conceitualmente, faz-se relevante destacar que o termo ilha de calor surgiu do fato no qual observou-se que os padrões isotérmicos da temperatura do ar próximo à superfície acabavam por se assemelhar aos contornos de uma ilha no "mar" da paisagem circundante mais fria (Oke, 1995).

Na revisão de literatura realizada neste trabalho, o autor Akio Okike foi um dos pioneiros na análise das ilhas de calor em Tóquio, Japão, durante a década de 1950. Já no Brasil, os estudos referentes ao clima urbano ganharam destaque principalmente a partir da obra de Monteiro (1976), com viés integrador entre sociedade e natureza através do espaço modificado, conhecido como Sistema Clima Urbano (SCU) (CAPUTO e AMORIM 2021).

Inúmeros trabalhos foram desenvolvidos no Brasil em cidades de grande, médio e pequeno porte, com destaque para: Lombardo (1985) em São Paulo/SP, Mendonça (1994) em Londrina/PR, Amorim (2000; 2020) em Presidente Prudente/SP, Fialho (2009) em Viçosa/MG, Viana (2006) em Teodoro Sampaio/SP, Teixeira (2015) em Rancharia/SP, dentre outros (CAPUTO e AMORIM 2021).

Desde a década de 1980, Oke (1987) e Lombardo (1985), nos estudos sobre o clima urbano, constataram os efeitos que processo de urbanização afetam o clima das cidades, através

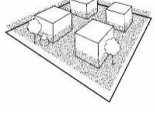
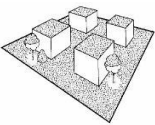
de fatores como: tamanho da cidade, população urbana, velocidade do vento e a geometria dos vales e dos prédios.

Com o advento da tecnologia do sensoriamento remoto termal, através de satélites, permitiu novas possibilidades de observações sobre as ilhas de calor, bem como a compreensão de suas causas e combinações com os arranjos urbanos (Voogt; Oke, 2003).

Existem diferentes tipos de ilhas de calor, que podem ser classificadas em: de superfície, da atmosfera urbana superior e da atmosfera urbana inferior (Voogt; Oke, 1997). A tipologia das ilhas de calor é determinada conforme o método e técnica empregada no processo de registro de temperatura, que pode ser do ar ou de superfície (Fialho, 2012).

Para a identificação de calor vertical ou atmosférico, são feitas medições de temperatura do ar e umidade relativa em diferentes alturas acima da superfície urbana. A diferença de temperatura e umidade entre a camada de ar próxima à superfície urbana e as camadas superiores é o indicador da presença de uma ilha de calor vertical ou atmosférica (Voogt; Oke, 1997). O conceito geral para os tipos de ilhas e o método de observação deste fenômeno estão apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 - Conceitos e Métodos para identificação de Ilhas de Calor

TIPO	CONCEITO GERAL	MÉTODOS DE OBSERVAÇÃO
Ilha de calor de superfície 	Identificada pela medição da temperatura da superfície terrestre.	Sensores remotos (satélites, aeronaves, veículos terrestres) e termômetros de superfície.
Ilha de calor vertical ou atmosférica 	Medida pela diferença de temperatura e umidade entre a superfície e as camadas superiores do ar.	Balões meteorológicos, sensores em torres e edifícios altos, e imagens de satélite.

Fonte: Adaptado de Voogt; Oke (1997).

Como visto anteriormente, as ilhas de calor urbana de superfície (ICU_{sup}) são caracterizadas pelas medições de temperatura de superfície terrestre a partir de sensores remotos. A primeira observação do fenômeno de ICU_{sup} com SR foi publicada em 1972 por Rao (1972) e Zhou et al (2019) constatou em sua revisão sistemática que as publicações nesta área só cresceram a partir de 2005 de forma exponencialmente.

Esse aumento pode ser atribuído, aos avanços das técnicas de SR que melhorou a quantidade e a qualidade dos dados. Em particular, dados da série Landsat, disponíveis gratuitamente desde 2008 e os dados MODIS (Werneck 2022)(Zhou et al. 2018).

A ICU se forma em diferentes contextos bioclimáticos e traz impactos para cidades de tamanhos diversos e em diferentes localizações (Lopes, Emmanuela, e Hora 2023). No Brasil, o primeiro estudo sobre ICU foi realizado para a cidade de São Paulo por Lombardo (1985), onde foram analisados os parâmetros naturais e de uso do solo urbano compatibilizados por imagens de satélites e coleta de dados em campo. No estudo, foi confirmado a íntima relação entre uso do solo e a elevação das temperaturas interna da cidade (Lombardo 1988)(Werneck 2022).

Outros estudos que merecem ser destacados no Brasil, foram realizados em: Goiás, São Paulo e Paraná. Entretanto, os três estudos foram realizados em cidades pequenas (Iporá/GO com aproximadamente 30.000 pessoas, Paranavaí/PR com aproximadamente 80.000 pessoas) e média (Presidente Prudente com aproximadamente 220.000 pessoas) (Lopes et al. 2023).

No Nordeste brasileiro, foram desenvolvidas pesquisas sobre o clima urbano nas capitais: Salvador-BA por (Nery, Andrade, e Moura 2006), em Fortaleza-CE por (de Oliveira Moura, Zanella, e Sales 2010), e Recife-PE por (de Oliveira Moura et al. 2010) e (Nóbrega e Lemos 2011), que enfocaram em sua pesquisa as ilhas de calor e conforto térmico na cidade de Recife-PE.

No cenário da Paraíba, (Da Silva et al. 2010) avalia o índice bioclimático e a ocorrência de uma ilha de calor urbana na cidade de Campina Grande, utilizando dados obtidos de medições móveis e Estações Meteorológicas Automáticas (EMA). E com os dados temporais da cobertura e uso das terras do município de Patos-PB, obtidos pelo MapBiomias (Francisco et al. 2023) analisa o uso e cobertura dos solos da cidade objeto do estudo.

Para a cidade de João Pessoa, pesquisadores verificaram a temperatura e umidade do ar e a formação de ilha de calor (Bezerra et al., 2013; Santos et al., 2012) analisaram campo térmico urbano e a sua relação com as diversas formas de uso e cobertura do solo. (Duarte, 2010) e (Santos, 2012) analisaram os padrões microclimáticos em diferentes setores urbanos da cidade.

(Albuquerque et al., 2021) constataram anomalias térmicas abaixo da média climatológica e a formação de Ilha Fria Urbana durante o ciclo diário e de Ilha de Calor Urbana no período noturna na região metropolitana de João Pessoa. Em seu estudo, (Lima et al. 2019) abordou a sensação térmica dos visitantes de um parque urbano em João Pessoa-PB.

Souza et al. (2022), observaram um aumento considerável do desconforto durante o dia nas áreas urbanizadas da cidade de João Pessoa de 2010 a 2018 devido ao aumento da

temperatura média em 1991 e 2018. Esse assunto está abordado com mais detalhes no “item 3. Características da área de estudo”, dentro do contexto climático da Paraíba.

2.3 ILHAS DE CALOR E INDUÇÕES DE DESCONFORTO TÉRMICO

O conforto térmico pode ser definido em áreas que a seção térmica seja agradável para os seres humanos, com a presença de maior quantitativo das áreas verdes e corredores de ventos para a ventilação dos miolos urbanos para obter um conforto climático mais agradável para àqueles que principalmente sofrem de problemas respiratórios e cardíacos (Ferreira et al., 2022).

As sensações podem ser subjetivas, dependendo de cada indivíduo; um ambiente que pode ser termicamente confortável para uma pessoa, pode não ser para outra que pode classificá-lo de frio ou quente, as vestimentas também são grandes influenciadoras das sensações de confortabilidade de uma pessoa (Ferreira et al. 2022; Estevam e Neri, 2019). Dentre as variáveis ambientais, a temperatura, a umidade relativa do ar e a velocidade do vento têm grande importância para a determinação das diferentes faixas de conforto.

As ilhas de calor urbano (ICU) induzem desconforto térmico, afetando negativamente a saúde das pessoas (estresse térmico e problemas adversos), aumentando a poluição do ar, o consumo de energia e afetando o bem-estar psicológico (Kleerekoper et al., 2012; Pioppi et al., 2020).

Vários pesquisadores estudaram as ilhas de calor urbano e seus efeitos sobre o desconforto térmico. Um dos mais reconhecidos é (Landsberg 1981), que é frequentemente citado em estudos sobre clima urbano. Em seu livro “*The Urban Climate*” (1981), ele explora como as atividades humanas influenciam o clima das cidades, contribuindo para a incidência das ilhas de calor.

Outro pesquisador importante é Eugene P. Odum, conhecido por seu trabalho em ecologia urbana. Além disso, TR Oke é uma referência significativa, especialmente por seu livro “*Boundary Layer Climates*” (1987), onde examina as interações entre superfícies urbanas e a atmosfera, detalhando como estas restrições para as ilhas de calor urbano.

Os estudos mais recentes continuam a explorar e expandir sobre ICU e desconforto térmico. Pesquisadores como (Akbari et al., 2001) também investigam sobre o impacto das superfícies urbanas e estratégias de mitigação, como telhados frios e vegetação urbana. Portanto, a compreensão das ICU e suas consequências resultam de um corpo robusto de pesquisa de diversos estudiosos ao longo das décadas.

No Brasil, a pesquisa sobre conforto térmico nas cidades é um campo em desenvolvimento, (Marçal et al., 2019) observaram as percepções de sensação térmica de usuários em duas praças públicas do semiárido da Paraíba, com microclimas contrastantes, Teixeira e Patos, apresentam condições climáticas distintas apesar da proximidade geográfica.

Os pesquisadores de climatologia urbana precisam atentar para a questão da escolha de índices de conforto que melhor se adaptem à investigação do clima urbano em cidades tropicais, isso por que o maior número de pesquisas se volta para a análise das condições de conforto térmico em ambientes urbanos de climas temperados e em ambientes internos (De Oliveira et al., 2010).

2.3.1 Índices de desconforto térmico

O conforto térmico é um dos parâmetros mais relevantes para avaliar a qualidade ambiental proporcionada pela configuração urbana (Gusson, 2020). O Brasil é um país continental com uma área que apresenta das mais variadas fisionomias da paisagem, e isso irá refletir na diferença dos valores de conforto térmico registrado (Ferreira Neto, Pereira, e Gobo 2023).

A determinação do conforto térmico nas cidades envolve a utilização de vários métodos e índices, cada um com seus próprios parâmetros e focos (Zhang et al., 2024). Um dos métodos mais relevantes e amplamente utilizados é o Índice de Temperatura e Umidade (ITU), também conhecido como Índice de Desconforto Térmico (IDT) (Yin et al., 2023).

Em 1959, Thom, propôs o Índice de Desconforto, utilizado em meteorologia para avaliar a sensação térmica, combinando a temperatura do ar com a umidade relativa. Este índice ajuda a determinar como a temperatura é percebida pelo corpo humano em condições de calor e umidade (Thom 1959).

Já em 1979, temos o Índice de Calor de Steadman, introduzido por Robert G. Steadman em 1979, é outra métrica meteorológica para calcular a sensação térmica. Ele combina a temperatura do ar com a umidade relativa, mas também pode incluir fatores como velocidade do vento e radiação solar para fornecer uma estimativa mais precisa de como a temperatura é percebida pelo corpo humano (Steadman, 1979).

Com os avanços nas pesquisas sobre conforto térmico muitos índices e modelos preditivos têm sido propostos. O modelo de voto médio previsto (PMV) de Fanger (1970) é eficaz para avaliar o conforto térmico em ambientes controlados. Para ambientes abertos, outros índices, como a Temperatura Fisiológica Equivalente (PET) criada por Hoppe (1999), podem

ser mais apropriados. O PET, que é baseado no Modelo de Balanço Energético de Munique para Indivíduos (MEMI), oferece uma abordagem complementar ao PMV, adaptando-se bem a diferentes condições ambientais (Lima et al., 2019).

O conforto térmico é definido como o estado psicológico de satisfação com o ambiente térmico (*International Organization for Standardization*, 2005). Em contraste com a temperatura do ar e a temperatura da superfície, que refletem diretamente as condições térmicas ambientais, o conforto térmico combina variáveis naturais e fatores fisiológicos humanos para analisar o contentamento com o ambiente térmico a partir de uma perspectiva humana (Zhang et al., 2024).

Nesse sentido, o estudo do conforto térmico externo (cidades, intraurbanas) é mais complexo em comparação com o conforto térmico interno (edificações, ocupantes) devido à maior variabilidade das temperaturas do ar, velocidade do vento e os desafios associados à radiação térmica, adicionados pela ampla diversidade do metabolismo humano.

Vale frisar que as limitações dos índices de conforto térmico ocorrem devido aos métodos de mensuração e coleta de dados envolvem dificuldades e desafios. O ambiente de medição é dinâmico e é impactado por vários fatores que introduzem incertezas nos dados coletados.

Existem outros índices com métodos que fornecem fórmulas para cálculo do conforto térmico. No entanto, (Yin et al., 2023) afirma que não existe uma equação para calcular o índice de calor diretamente. Em vez disso, os valores do índice de calor são derivados de uma coleção de equações que compõem um modelo (Coccolo et al., 2016).

Em áreas urbanas, a composição da paisagem desempenha um papel significativo nas condições climáticas locais. Por exemplo, a densidade de edifícios pode aumentar a retenção de calor, contribuindo para temperaturas mais elevadas durante o dia e noite. Áreas verdes, por outro lado, podem fornecer sombra e resfriamento, reduzindo o desconforto térmico. Superfícies impermeáveis, como asfalto e concreto, podem agravar a situação, tornando as áreas urbanas ainda mais quentes devido à absorção e reemissão de calor (Voogt; Oke, 2003).

O conforto térmico humano em áreas urbanas fornece informações aos moradores das cidades e ao urbanista sobre os impactos adversos na saúde humana devido às temperaturas extremas e ao aumento da temperatura da superfície terrestre. Thom propôs o Índice de Desconforto, um índice simples e amplamente utilizado no cálculo do conforto térmico. Na próxima seção será apresentado de forma mais detalhada o IDT desenvolvido inicialmente por Thom em 1959.

2.3.2 Índice de Desconforto de Thom (IDT)

O Índice de Desconforto de Thom (Thom, 1959) oferece uma abordagem simples e prática para avaliar o desconforto térmico, por meio da combinação de dois fatores amplamente reconhecidos como influenciadores do conforto humano: a temperatura e a umidade relativa do ar.

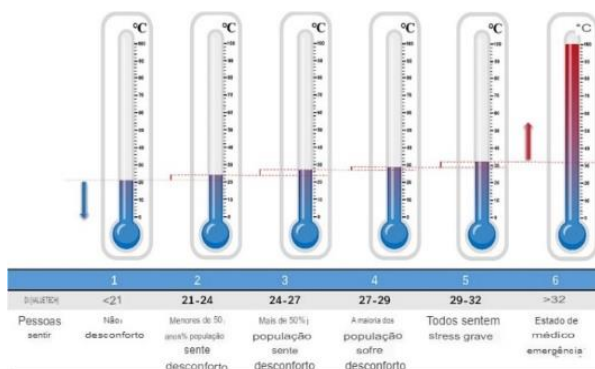
Essa combinação fornece uma medida abrangente que pode ser facilmente interpretada e compreendida por pessoas com diferentes níveis de conhecimento técnico, com base científica sólida, embora tenha sido desenvolvido há décadas, seu embasamento teórico continua válido e é respaldado por estudos e pesquisas na área de conforto térmico.

O IDT pode ser utilizado para análise dos efeitos da Ilha de Calor Urbano (ICU) e seu relacionamento com a composição e configuração da paisagem urbana (Costa et al. 2024). Esse índice leva em consideração fatores climáticos para avaliar o desconforto térmico que as pessoas podem experimentar em ambientes urbanos (Thom, 1959).

Para calcular o IDT, são considerados dois parâmetros climáticos: a temperatura do ar e a umidade relativa. A temperatura do ar é um indicador direto do calor ou frio, enquanto a umidade relativa mede a quantidade de vapor d'água presente no ar (Thom 1959). Juntos, esses dois fatores ajudam a determinar o quão desconfortável o clima pode ser para as pessoas.

Este índice foi obtido empiricamente submetendo diversas amostras de pessoas a temperaturas e umidades variadas. Depois preencheram um questionário sobre o seu conforto com base nos seus sentimentos em relação ao ambiente. Em 1990, Giles et al. refinou e propôs uma versão alternativa do IDT de Thom, definido em termos de temperatura (graus Celsius) e umidade relativa (porcentagem) (Giles et al., 1990). Estes autores dividiram o nível de conforto, conforme mostrado na Figura 4.

Figura 4 - Faixa de classificação do índice de desconforto de Thom (IDT) em C°.



1. IDT < 21,0 Sem desconforto
2. 21,0 ≤ IDT < 24,0 Menos de 50% da população sente desconforto
3. 24,0 ≤ IDT < 27,0 Mais de 50% da população sente desconforto
4. 27,0 ≤ IDT < 29,0 A maioria da população sente desconforto
5. 29,0 ≤ IDT < 32,0 O desconforto é muito forte e perigoso
6. IDT ≥ 32,0 Estado de emergência médica

Fonte: Adaptado Giles et al. (1990).

Portanto, o IDT descrever a sensação térmica que uma pessoa experimenta devido às variações das condições climáticas de um ambiente. Esse índice já foi aplicado com resultados satisfatórios em estudos das condições de conforto térmico urbano em várias partes do mundo, como nas cidades de New York e New Jersey (Yin et al., 2023), no Brasil na cidade do Rio de Janeiro (Costa et al., 2024) e em João Pessoa (Santos, 2011).

Com o propósito de caracterizar do nível de desconforto térmico, como visto anteriormente, utiliza-se a classificação apresentada na Figura 4. No entanto, é recomendado ajustar a faixa de variação dos níveis de conforto térmico às condições climáticas da área de estudo.

Acrescente-se que os índices são geralmente calculados considerando a população média, negligenciando as percepções e experiências individuais. Portanto, incorporar nos estudo o método de pesquisa por questionário, colabora para identificar melhor quais as percepções individuais dos habitantes nas cidades analisadas (Patel, Indraganti, e Jawarneh 2024).

(SANTOS, 2011), no seu estudo para cidade de João Pessoa, constatou que a faixa de classificação do IDT não é apropriada para regiões tropicais úmidas, por sua vez, o IDT ajustado as condições climáticas da área de estudo, expressa de forma satisfatória os níveis conforto térmico da população.

O autor supracitado realizou entrevistas na área de estudo com base em questionários para coletar informações sobre a sensação térmica da população local (confortável, desconfortável e parcialmente confortável), produzindo uma nova faixa de classificação. Neste trabalho adotou-se para caracterizar o grau de desconforto conforme proposta por (SANTOS, 2011), Tabela 1.

Tabela 1-Faixa de classificação IDT (°C) ajustado às condições climáticas da cidade de João Pessoa.

Faixas IDT (° C) Nível de desconforto térmico
IDT < 24,0 Confortável
$24 \leq \text{IDT} \leq 26,0$ Parcialmente confortável
$26 < \text{IDT} < 28,0$ Desconfortável
$\text{IDT} \geq 28,0$ Muito desconfortável

Fonte: Adaptado de (SANTOS 2011).

O IDT quantifica o desconforto térmico que as pessoas podem sentir em diferentes partes de uma cidade, dependendo da composição da paisagem urbana e das condições climáticas. Isso é crucial para entender como as decisões de planejamento urbano podem afetar o bem-estar das pessoas que vivem e trabalham nessas áreas (Santos et al., 2012).

Além disso, para uma análise completa do impacto das ICU e da temperatura de superfície, é relevante incorporar dados provenientes de estações meteorológicas em escala local. Essas estações fornecem informações precisas e detalhadas sobre as condições climáticas específicas da região de estudo, enriquecendo ainda mais a compreensão do IDT e suas implicações (Ma et al., 2021).

As estações meteorológicas locais podem oferecer dados, como variações diárias e sazonais das temperaturas do ar e da umidade relativa. Com esses dados pode-se calibrar e validar as informações coletadas por meio do sensoriamento remoto, garantindo uma análise precisa das condições climáticas locais. Os dados meteorológicos em escala local permite correlacionar as variações do IDT com eventos climáticos específicos, como ondas de calor, chuvas intensas ou outros fenômenos que possam influenciar as ilhas de calor (Mendes et al. 2019).

Ao incorporar o IDT no estudo sobre ilhas de calor e a dinâmica do uso e ocupação do solo, conecta aspectos da composição e configuração da paisagem urbana com as condições climáticas e o conforto humano. Essa abordagem multidisciplinar é fundamental para entender e abordar os desafios ambientais nas áreas urbanas em constante crescimento (Yin et al., 2023).

Neste sentido, este trabalho utiliza imagens do satélite Landsat 8 que fornece imagens da superfície terrestre em diferentes comprimentos de onda. Essas imagens são usadas para pesquisa em diversas áreas, particularmente para estudos de mudanças climáticas e desenvolvimento urbano (Wulder et al., 2022).

Sendo assim, apresenta-se um estudo de ilhas de calor de superfície através do uso de dados de satélites para compreender a relação entre ilha de calor urbana superficial, ocupação do solo e o Índice de Desconforto de Thom (IDT), em áreas da cidade de João Pessoa, o que poderá contribuir para o campo de pesquisa na área de planejamento urbano sustentável.

3 CARACTERÍSTICAS DA ÁREA DE ESTUDO

3.1 ASPECTOS URBANÍSTICOS DE JOÃO PESSOA

A cidade de João Pessoa é a capital do estado da Paraíba, possui população de 833 932 habitantes, uma área de 210,044 km², divididos em 64 bairros. A pesquisa do IBGE atual também aponta que a cidade tem uma densidade demográfica de 3.970,27 habitantes por km² e uma média de 2,8 moradores por residência (IBGE, 2022).

A área de estudo encontra-se na porção continental mais oriental das Américas, situada a uma altitude de 40 metros acima do nível do mar, e possui um clima classificado como As-tropical com estação seca durante o verão, de acordo com a classificação de Köppen-Geiger.

O município de João Pessoa, localizado no litoral da Região Nordeste do Brasil, entre as coordenadas geográficas 7° 03' 00" e 7° 15' 00" de latitude sul e entre 34° 58' 00" e 34° 47' 30" de longitude oeste (Figura 5), é caracterizado por um clima tropical e úmido, com temperaturas médias anuais de aproximadamente 25°C (de Souza e Silva et al. 2022). Sua precipitação mensal varia com valores máximos de 235,7 mm em maio e 368,7 mm em julho, enquanto os valores mínimos são observados em outubro (72,4 mm) e dezembro (73,1 mm) (Carvalho et al., 2023).

Figura 5 - Localização do município de João Pessoa – PB



Fonte: Autor (2024).

João Pessoa é conhecida como a "Porta do Sol" por ser o ponto mais oriental das Américas, onde o sol nasce primeiro. Fundada em 1585, com a denominação de Felipea é uma das cidades mais antigas do Brasil e sua história está marcada pela colonização portuguesa e por conflitos com invasores holandeses durante o século XVII. A cidade foi chamada de "Cidade Real de Nossa Senhora das Neves" e, mais tarde, renomeada em homenagem a João Pessoa Cavalcanti de Albuquerque, um político paraibano (IBGE, 2022).

A cidade é conhecida por suas praias, como Tambaú, Cabo Branco e Manaíra, e possui diversas atrações culturais e turísticas. Alguns dos principais pontos de interesse incluem o Farol do Cabo Branco, localizado na Ponta do Seixas, o ponto mais oriental das Américas; o Parque Sólon de Lucena, um belo parque no centro da cidade, conhecido como "Lagoa"; o Centro Histórico, com edifícios coloniais e igrejas históricas, como a Igreja de São Francisco; e a Estação Cabo Branco – Ciência, Cultura e Artes, um complexo projetado por Oscar Niemeyer que promove atividades culturais e científicas.

A economia de João Pessoa é diversificada, com setores importantes como comércio, serviços, turismo e construção civil. A cidade também tem se destacado como um polo tecnológico emergente, com diversas startups e empresas de tecnologia se estabelecendo na região.

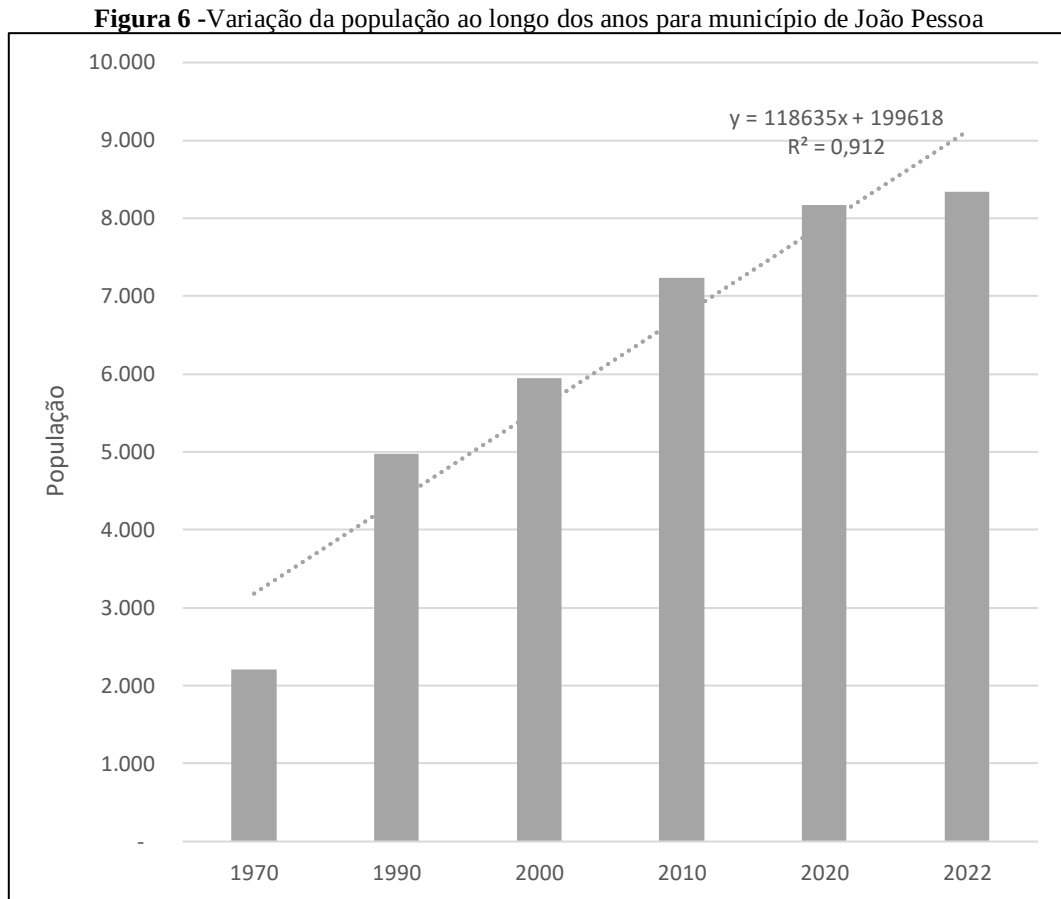
João Pessoa abriga várias instituições de ensino superior, incluindo a Universidade Federal da Paraíba (UFPB), que é uma das principais universidades do país. João Pessoa é conhecida por sua qualidade de vida, com um custo de vida relativamente baixo em comparação com outras capitais brasileiras (Gustavo, Fernandes, e Israel 2019).

João Pessoa tem passado por uma profunda modificação em sua malha urbana. Estas transformações são ocasionadas, em grande parte, pela especulação no setor imobiliário. A expansão da produção imobiliária no espaço intraurbano de João Pessoa no século XXI apresentou continuidades no tocante à expansão em direção à Zona Sul da cidade (Martins e Maia 2019). A atuação do setor imobiliário expandiu o tecido urbano para áreas caracteristicamente rurais e, ao mesmo tempo, atuou em espaços consolidados da cidade, intensificando a ocupação do solo e diferenciando seus usos (Martins e Maia, 2019).

O crescimento populacional no município justifica o processo de expansão urbana em seu território, os números revelam que nas três últimas décadas a população da cidade praticamente triplicou, saindo de 221.052 habitantes em 1970 para 702.235 habitantes em 2009 (Santos 2012).

Segundo os dados do censo demográfico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a população era de 723.514 habitantes, enquanto que em 2000 a população

era de 595.429 habitantes. A Figura 6 demonstra o comportamento da população ao longo dos anos do município (IBGE, 2022).

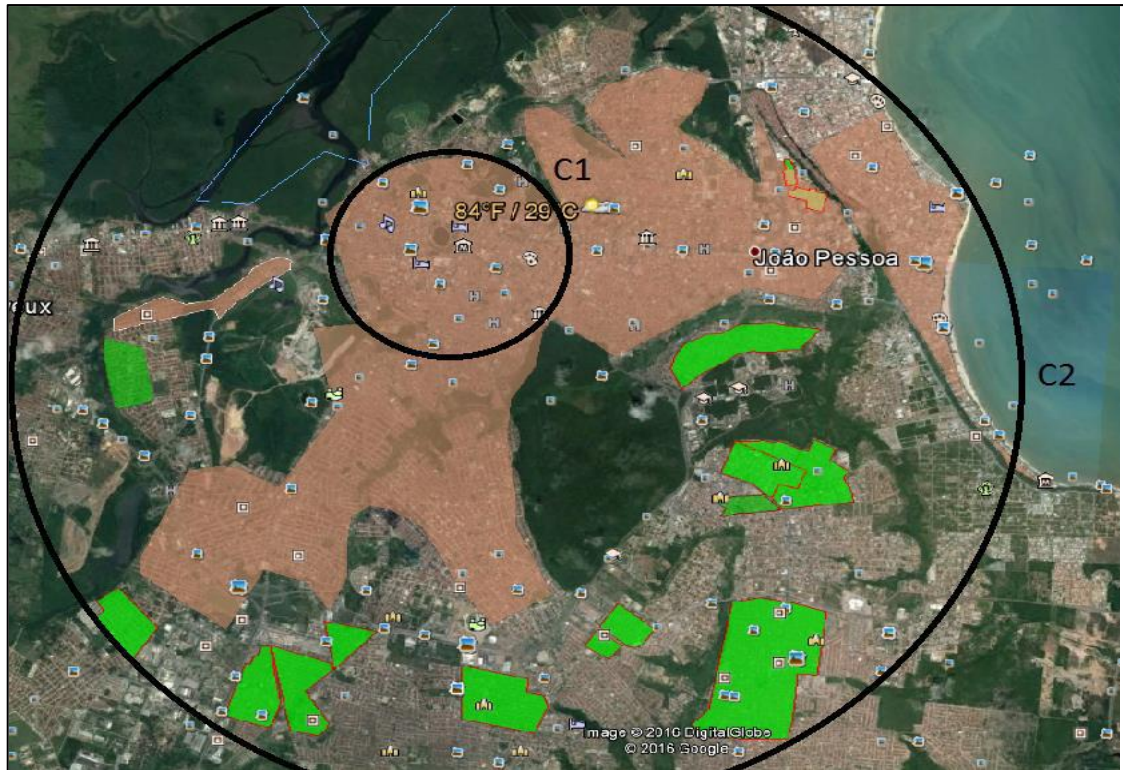


Fonte: IBGE (2022).

Em seu estudo (Martins e Maia 2019) constatam que a partir do lançamento do PMCMV (Minha Casa, Minha Vida), em 2009, vários empreendimentos habitacionais foram implantados em João Pessoa, nas suas diversas modalidades e faixa de renda. Na faixa prioritária (Faixa 1), que é a dedicada à população de menor renda, foram produzidas entre 2009 e 2013, o total de 9132 unidades habitacionais. Destes, 584 foram contratadas em 2009, 2348 contratadas em 2010, 992 contratadas em 2010 e 5208 contratadas em 2013. Dessas, 3924 foram entregues até julho de 2016.

O crescimento urbano apresentou uma descontinuidade (Figura 7), a malha urbana em João Pessoa em meados da década de 1970 (em marrom) e a posição dos conjuntos habitacionais implantados no período do governo militar (1964-1984) (em cor verde). Em vários desses empreendimentos, ficou nítida a descontinuidade em relação às áreas urbanas, maior círculo inscrito (C1) e menor círculo circunscrito (C2) (Martins e Maia, 2019).

Figura 7 – A malha urbana em João Pessoa em meados da década de 1970 (em marrom) e a implantação dos conjuntos habitacionais no período do governo militar (1964-1984) – Maior círculo inscrito (C1) e menor círculo circunscrito (C2).



Fonte (Ribeiro 2020).

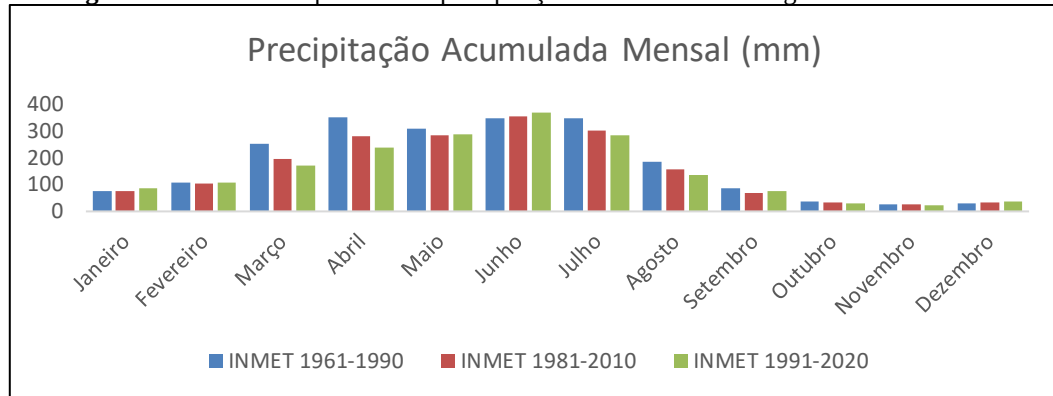
3.2 CONTEXTO CLIMÁTICO DA CIDADE DE JOÃO PESSOA

Para a caracterização do clima da cidade, foram utilizados como referências os dados das normais climatológicas do INMET (2022), obtidas por meio de médias de parâmetros meteorológicos, obedecendo aos critérios da Organização Meteorológica Mundial (OMM) para períodos padronizados de trinta anos. Em João Pessoa, os dados climáticos começaram a ser registrados em 1961 e estão organizados em três normais climatológicas: de 1961 – 1190, 1981-2010 e 1991-2020.

Para as análises, primeiramente resgata-se as características do clima regional, segundo a classificação climática de Köppen–Geiger, é do tipo As (clima quente e úmido), com dois períodos climáticos distintos: seco e chuvoso (Santos, 2011). Os meses de Março a Agosto compreendem os meses de estação climática “Chuvosa” e de Setembro a Janeiro estação climática “Seca”. Essas características podem ser visualizadas através dos gráficos das normais climatológicas do INMET (Figura 8, Figura 9 e Figura 10), observando os baixos valores de pluviosidade entre os meses de outubro até dezembro. A temperatura média máxima ocorre em fevereiro com 28,1 °C (1991-2020), e a temperatura média mínima em julho com 24,2 °C

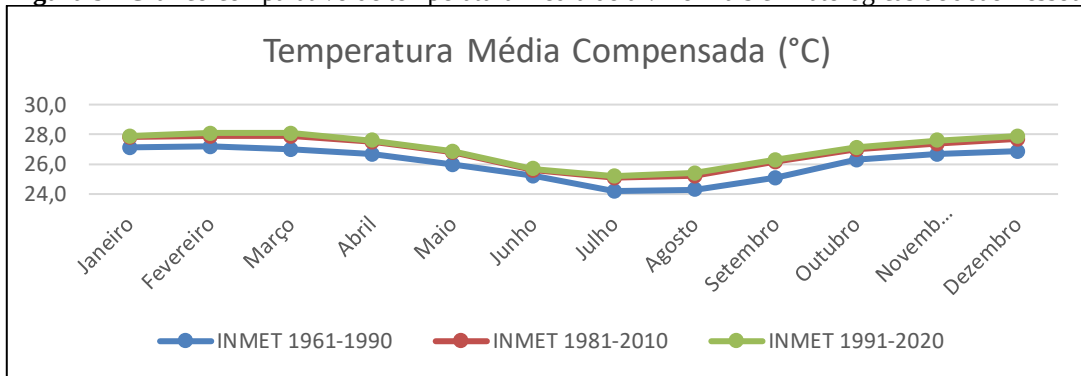
(1961-1990), aumentando seu valor para 25,2 °C no período de 1991- 2010. A umidade relativa do ar média diminui na temporada de seca, atingindo valores médios de 72,9%, coincidindo com o período de temperaturas mais elevadas.

Figura 8 - Gráfico comparativo de precipitação: Normais climatológicas de João Pessoa



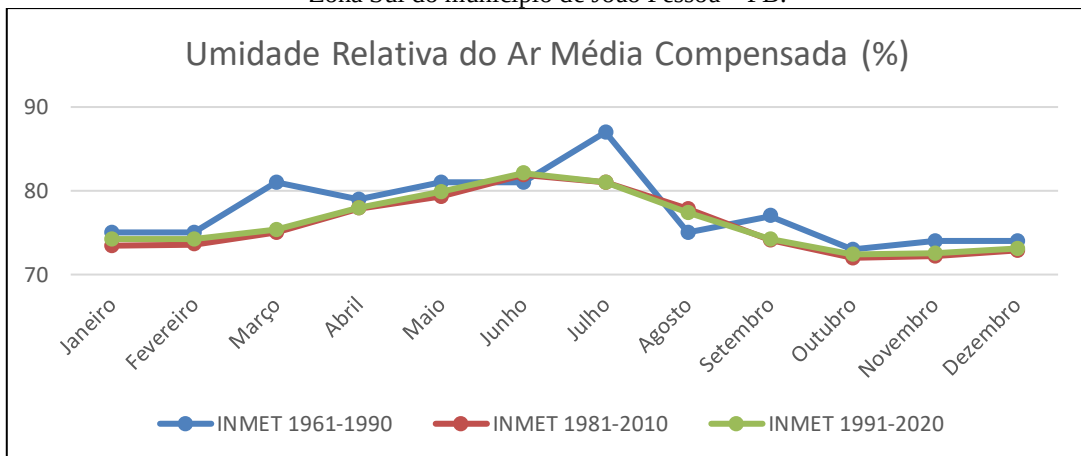
Fonte: INMET (2022).

Figura 9 - Gráfico comparativo de temperatura média do ar: Normais climatológicas de João Pessoa



Fonte: INMET (2022).

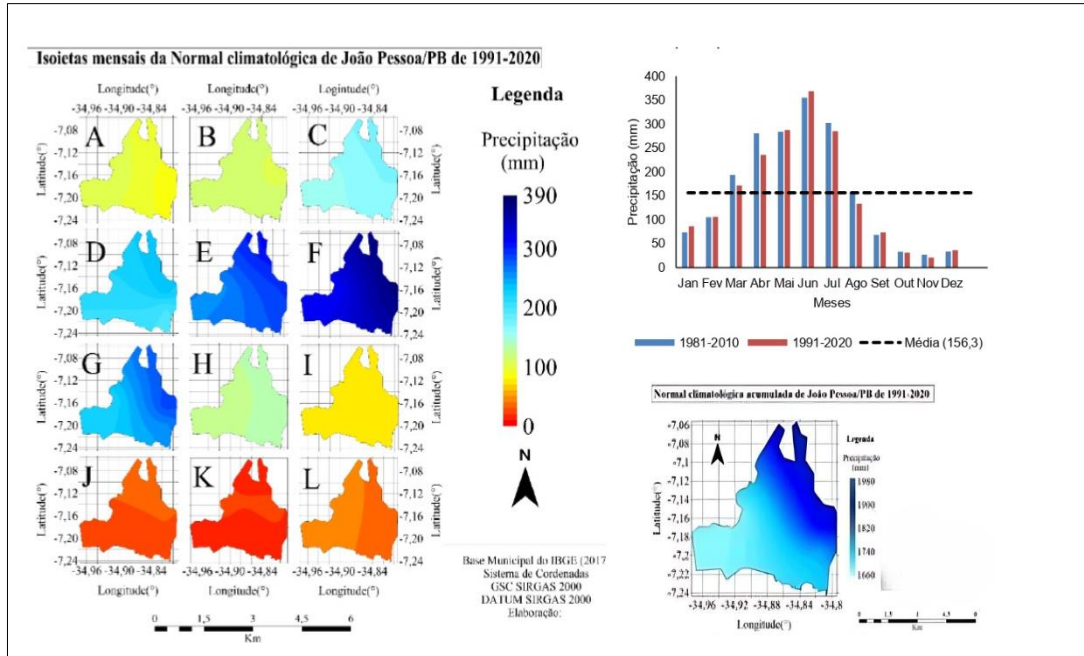
Figura 10 - Divisão da área de estudo por bairros e localização regiões estações climatológicas Zona Norte e Zona Sul do município de João Pessoa – PB.



Fonte: INMET (2022).

As isoietas mensais de normal climatologia de 1991-2020 (Figura 11), apresenta 150 mm que corresponde de agosto a fevereiro, com destaque para novembro que é o de menor com quase toda sua área abaixo dos 25 mm (Nascimento, Silva, e Moises 2024).

Figura 11 – Normais climatológicas de João Pessoa de 1991 a 2020: Isoietas mensais normal



Fonte: Adaptado de (Nascimento et al., 2024).

Diante do que foi visto, João Pessoa passa por constante urbanização, este estudo busca associar as preocupações climáticas às análises sobre ilhas de calor urbano, as mudanças do Uso e Cobertura do Solo e conforto térmico na cidade.

3.3 DELIMITAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

Outros trabalhos se propuseram a analisar o campo térmico urbano e a sua relação com as diversas formas de uso e cobertura do solo, como Santos (2011) e Silva (2020). Os autores possuem em comum a mesma área de estudo, o município de João Pessoa, porém com períodos distintos, de 1963 a 2011 na pesquisa de Santos, 2011 e Silva, 2020b de 2011–2018.

Como se pode observar há uma lacuna atual em analisar a dinâmica espacial no período entre 2018 a 2023, para avaliar o impacto das mudanças recentes da urbanização na geração de ilhas de calor urbanas de superfície na cidade de João Pessoa. Portanto, essa dissertação avalia o período entre 2013 a 2022 a dinâmica do uso e ocupação do solo para a área de estudo. Também são estimados os índices relacionados a: vegetação (NDVI), áreas urbanizadas

(NDBI), temperatura da superfície (LST) e desconforto térmico (IDT), com dados de sensoriamento remoto por satélite.

Ademais, também avalia-se o nível de conforto térmico com base no IDT, ajustado por (Santos 2012), através dos dados meteorológicos de duas estações automáticas do INMET, localizadas em regiões estratégicas, área Norte e Sul da cidade João Pessoa. Os dados obtidos foram analisados espacialmente dentro do município de João Pessoa, considerando as áreas próximas as estações do INMET dividindo a cidade em duas regiões: Norte e Sul (Figura 12).

Figura 12 - Divisão da área de estudo por bairros e localização regiões estações climatológicas Zona Norte e Zona Sul do município de João Pessoa – PB



Fonte: Autora (2024).

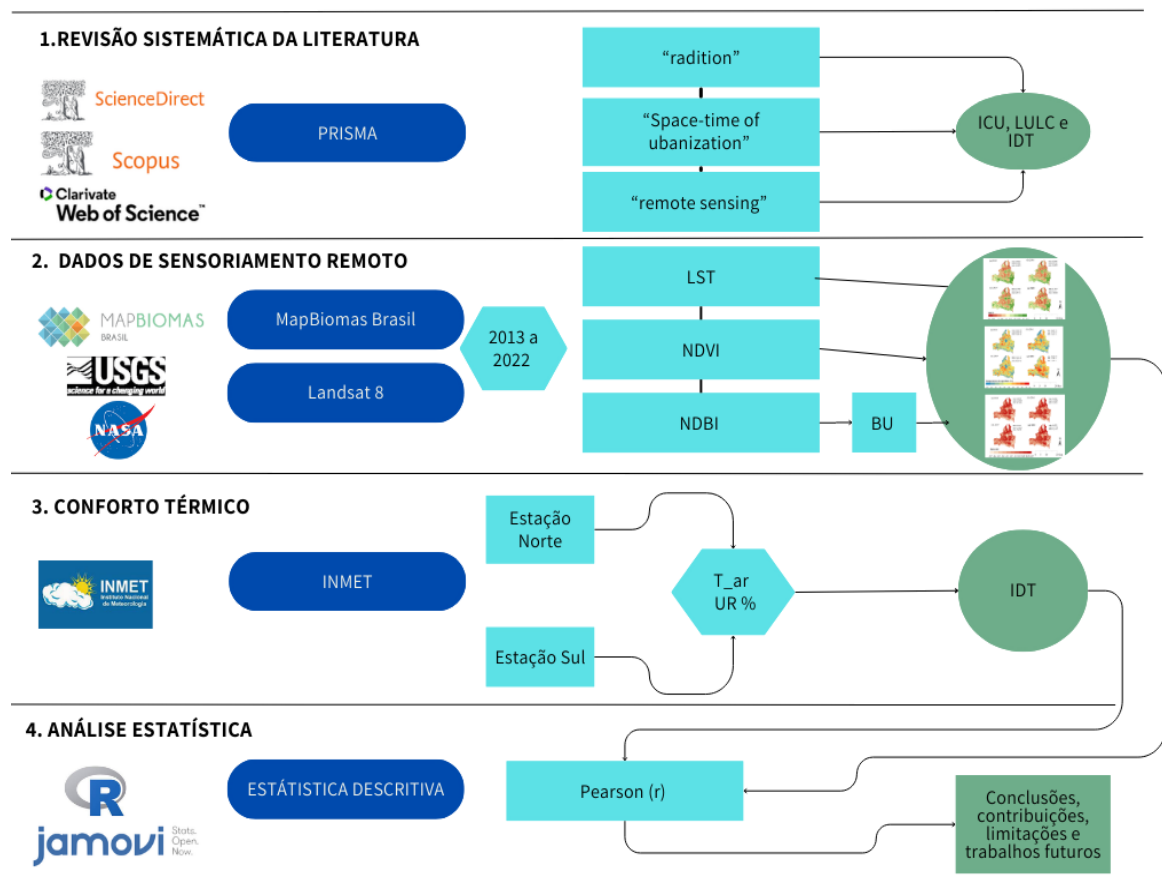
A região Norte, mais urbanizada, abrange bairros centrais e turísticos como Tambaú e Manaíra, com infraestrutura consolidada e maior densidade populacional. Em termos climáticos, a proximidade com a orla marítima e áreas verdes proporciona um microclima mais ameno, com temperaturas moderadas pela ventilação oceânica, embora ainda ocorram ilhas de calor urbano (Souza et al., 2016).

Por outro lado, a região Sul, em processo de expansão e com crescimento urbano mais recente, é composta por bairros periféricos como Valentina e Mangabeira, caracterizados por menor densidade e maior área pavimentada. Esse cenário contribui para um aumento da temperatura e desconforto térmico, devido à ausência de áreas verdes e menor ventilação, resultando em um microclima mais quente, exacerbado pela urbanização desordenada (Santos; Santos, 2013).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

O método deste trabalho está dividido em quatro etapas principais, a Figura 13 relaciona o fluxo de trabalho.

Figura 13 - Fluxograma da metodologia



Fonte: Autora (2024).

4.1 METODOLOGIA DA REVISÃO SISTEMÁTICA

No início, para atingir os objetivos da pesquisa, foi realizada uma Revisão Sistemática da literatura, com apoio da metodologia dos Principais Itens para Relatar Revisões Sistemáticas e Meta-Análises (PRISMA).

A revisão sistemática é uma revisão de uma pergunta formulada de forma clara, que utiliza métodos sistemáticos e explícitos para identificar, selecionar e avaliar criticamente pesquisas relevantes, e coletar e analisar dados para plano que serão incluídos na revisão, portanto o PRISMA consiste em um checklist e um fluxograma para auxiliar os autores em suas pesquisas (ITENS, 2015).

Seguindo as orientações da metodologia PRISMA, foram determinados termos iniciais em português, espanhol e inglês para estratégias estratégicas de busca nas bases de dados Scopus, *Web of Science* e *ScienceDirect*. Optou-se por termos iniciais mais amplos, como “radiação”, “Espaço-tempo de urbanização” e “sensoriamento remoto”, na fase exploratória inicial da pesquisa e desenvolvimento da delimitação clara do objetivo do trabalho, a escolha não incluiu os termos finais “ilha de calor” e “desconforto térmico”. Esses termos foram incluídos posteriormente devido à sua especificidade e ao desejo de abranger uma gama mais ampla de resultados.

As buscas inicialmente abrangeram estudos publicados até agosto de 2022. Para garantir a atualização e evitar lacunas na revisão, foram incluídos estudos publicados posteriormente, até a data de finalização deste trabalho. Além disso, realizaram-se buscas manuais nas listas de referências dos estudos selecionados, com o objetivo de identificar publicações relevantes mais recentes e assegurar a qualidade e a atualidade da revisão bibliográfica.

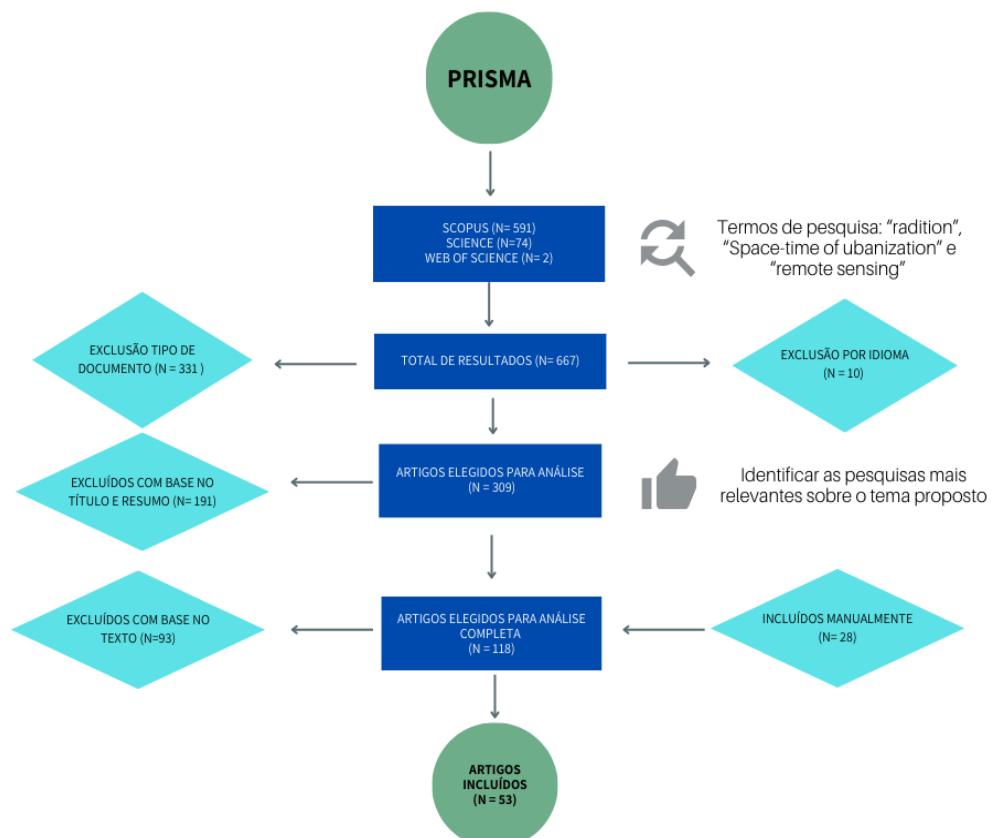
A pesquisa inicial resultou em um total de 667 documentos (*Scopus*: 591, *ScienceDirect*: 74, *Web of Science*: 2). No entanto, para garantir a relevância dos trabalhos incluídos, foram aplicados critérios de exclusão que faziam parte do processo metodológico. O primeiro critério foi o refinamento por ‘Tipo de documento’ nas bases de dados, selecionando apenas artigos e revisões, o que reduziu o número para 289 trabalhos no Scopus, 45 na ScienceDirect e 2 na Web of Science, totalizando 336 artigos.

O terceiro critério de eliminação foi o idioma. Foram considerados pesquisas escritas nos idiomas inglês, português e espanhol, restando 309 trabalhos. O filtro de idiomas pouco reduziu o tamanho total da amostra, a grande maioria dos resultados foram publicados em inglês.

Após a análise inicial de títulos e resumos, utilizou-se a metodologia PRISMA para filtrar os artigos mais relevantes, excluindo aqueles que não abordavam diretamente temas relacionados à radiação, urbanização espaço-temporal ou ao uso de sensoriamento remoto. Esse processo resultou em uma amostra de 118 artigos (74 da Scopus, 42 da ScienceDirect e 2 da Web of Science). Em seguida, procedeu-se à leitura integral dos textos, o que levou à exclusão de 93 estudos por não apresentarem conexão direta com os objetivos da dissertação, resultando em 25 artigos selecionados para a análise final. Esse refinamento rigoroso assegurou a pertinência dos estudos ao contexto urbano-climático, garantindo a coerência metodológica da pesquisa.

Foram adicionados 28 artigos identificados por meio de buscas manuais, realizadas nas referências dos estudos selecionados e em publicações recentes. Essa abordagem complementou a revisão sistemática aplicada com a metodologia PRISMA, permitindo a inclusão de trabalhos relevantes que poderiam ter sido omitidos nas buscas automatizadas. Assim, a amostra consolidada totalizou 53 documentos, conforme apresentado na Figura 14. A busca manual não substitui o uso do PRISMA, mas serve como um complemento para garantir uma revisão abrangente e atualizada da literatura.

Figura 14 - Diagrama de Fluxo da Revisão Sistemática



Fonte: Autora (2024).

Após a análise do conteúdo dos trabalhos selecionados, fez-se a identificação da necessidade de analisar a relação entre ilhas de calor, ocupação do solo e o conforto térmico dentro de ecossistemas urbanos, que não entraram na pesquisa inicial. Fez-se a identificação dos principais autores nos estudos sobre o clima urbano, quando são afetados pelo processo de urbanização, através de fatores como: tamanho da cidade, população urbana, velocidade do vento e a geometria dos vales e dos prédios.

Foi possível verificar que dados de satélites de sensoriamento remoto permitem a compreensão atual da situação e da dinâmica dos ecossistemas e da cobertura da terra. Quanto à radiação solar, a análise serviu para identificar que a pesquisa climática ambiental regional é essencial no estudo sobre conforto térmico dentro de ecossistemas urbanos.

Como visto, para complementar a pesquisa inicial, foi realizada uma nova busca na literatura utilizando a metodologia PRISMA. Dessa vez, os termos-chave utilizados foram "ilhas de calor", "ocupação do solo" e "conforto térmico", as pesquisas encontradas auxiliaram a análise mais aprofundada das interações entre esses elementos e suas implicações no contexto urbano. As pesquisas descobertas por meio desta nova revisão sistemática resultaram no embasamento teórico apresentado neste trabalho.

4.2 DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Inicialmente, foram escolhidas imagens satelitais da coleção Landsat 8. Sua plataforma opera com dois sensores: Operational Land Imager (OLI), com nove bandas espectrais, e o Thermal Infrared Sensor (TIRS) com duas bandas do termal infravermelho, totalizando 11 bandas.

O Landsat 8, foi lançado em 11 de fevereiro de 2013 com o objetivo de fornecer imagens de alta qualidade dos comprimentos de onda do visível e infravermelho de todas as massas de terra e áreas costeiras da Terra, atualizando constantemente o banco de dados do Programa Landsat (USGS, 2016).

Para a realização do estudo, foram utilizadas quatro imagens de satélites do tipo L2, correspondentes aos anos de 2013, 2016, 2019 e 2022, capturadas pelos sensores OLI e TIRS, que são de refletância/emitância de superfície. O satélite Landsat possui uma resolução temporal de 16 dias, permitindo uma média de 11 a 12 imagens por ano durante o período de estudo. A seleção das imagens priorizou aquelas com menor presença de nuvens; para isso, foi realizada uma verificação detalhada da porcentagem de nuvens, extraindo essa informação uma a uma. Para o ano de 2013, a menor porcentagem de nuvens encontrada foi de 27,96%; para 2016, 18,87%; para 2019, 23,05%; e para 2022, 22,84%. As imagens escolhidas, com suas

respectivas datas, foram: 03 de dezembro de 2013, 25 de novembro de 2016, 26 de maio de 2019 e 06 de agosto de 2022. Informações adicionais estão disponíveis no Apêndice A.

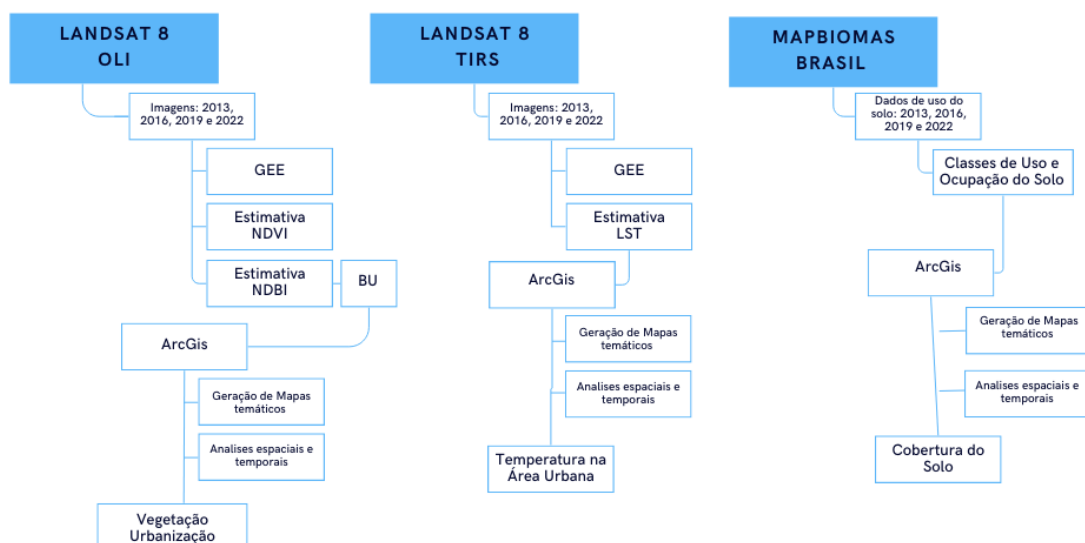
Os dados utilizados, e o processamento aplicado neste estudo, são baseados na computação em nuvem no ambiente do Google Earth Engine GEE. Para a criação de algoritmos, foi utilizada a linguagem de programação JavaScript, sendo utilizado no editor de código da plataforma do GEE.

Neste estudo, desenvolveu-se uma interface de processamento em JavaScript (API) no GEE para avaliar ilhas de calor em João Pessoa, utilizando dados de temperatura da superfície obtidos pelas imagens TIRS, fornecidas pelo sensor TIRS, e dados de refletância obtidos pelas imagens do sensor OLI. Essa abordagem permite uma análise abrangente das condições térmicas e das características da superfície urbana.

Neste estudo, desenvolveu-se uma interface de processamento em JavaScript (API) no ambiente Google Earth Engine (GEE) para avaliar ilhas de calor em João Pessoa, utilizando dados de temperatura da superfície obtidos pelas imagens do Landsat 8/Thermal Infrared Sensor (TIRS) com resolução de 30 metros.

Para reduzir possíveis erros relacionados a imagens afetadas por nuvens, foi empregada uma função de máscara de nuvens (*function cloudMask image*) que identifica e oculta pixels afetados por nuvens, com base na banda de qualidade da imagem que contém informações sobre a presença de nuvens. Com essa abordagem, foi possível minimizar a influência de nuvens nas imagens analisadas, conforme descrito no script apresentado no Apêndice B. A Figura 15 reúne a visão geral do fluxo de trabalho que será detalhado nos itens seguintes.

Figura 15 – Fluxograma de trabalho para o uso de dados sensoriamento remoto



Fonte: Autora (2024).

Para a análise do índice de vegetação e LST, o território urbano foi dividido em duas zonas, Norte e Sul, para que se pudesse fazer a comparação dos valores médios estimados da temperatura de superfície para cada uma das zonas com os valores de temperatura do ar obtidos em campo pelas estações disponíveis.

4.2.1 Dinâmica do uso e ocupação do solo (LULC)

Para a análise da variabilidade dos tipos de uso e ocupação do solo na área de estudo, foi utilizada a coleção 8 do projeto MapBiomas - Projeto de Mapeamento Anual do Uso e Cobertura da Terra no Brasil. Essa iniciativa que envolve uma rede colaborativa que utiliza processamento em nuvem e classificadores de imagens desenvolvidos e operados a partir do GEE para gerar uma série histórica de mapas de uso e cobertura da terra (MAPBIOMAS, 2023).

MapBiomas possui resolução espacial de 30 m, com classificação para todo o território nacional, a coleção 8 são 29 classes mapeadas, cobrindo o período de 1985 a 2022. O esquema de classificação do MapBiomas é um sistema hierárquico com uma combinação de classes LULC, a cobertura do solo refere-se às características da superfície da Terra, enquanto o uso do solo está ligado às interações humanas com as superfícies terrestres. No nível 1 do MapBiomas, existem seis classes: floresta (1), formação não florestal (2), agropecuária (3), área não vegetada (4), corpos d'água (5) e não observada (6) (Souza et al. 2020).

Neste trabalho foi obtido o LULC para os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022, com mapas representativos das classes: floresta (1), formação não florestal (2), agropecuária (3), área não vegetada (4) e Corpo D'água (5). Cinco esquemas diferentes de classificação de cobertura do solo foram adotados no MapBiomas (Souza et al., 2020). Entretanto, para este estudo, foi utilizado apenas o primeiro nível de classificação, conforme mencionado anteriormente. Os tipos específicos de cobertura do solo, incluindo as categorias dos demais níveis, estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Sistema de classificação de uso e cobertura do solo para MapBiomas no Brasil

Nível 1	Nível 2	Nível 3	Descrição
Floresta	Formação Florestal Natural	Formação Florestal	Tipos de vegetação com predominância de espécies arbóreas com dossel contínuo de alta densidade, áreas que foram perturbadas por incêndios e/ou exploração madeireira e florestas resultantes de regeneração natural.
		Formação de Savana	Tipos de vegetação com estrato arbóreo de densidade variável, distribuído sobre um estrato arbustivo-herbáceo contínuo.
		Mangue	Formação florestal densa e perene, frequentemente inundada pela maré e associada ao ecossistema costeiro de manguezais.
	Plantação Florestal		Espécies de árvores plantadas para uso comercial.

Formação não florestal	Formação não florestal em zonas húmidas		Planície de inundação com influência fluvial e lacustre, sujeita a inundações periódicas ou permanentes, localizada ao longo de cursos d'água e em áreas de várzea que acumulam água, com vegetação herbácea arbustiva e/ou formações arbóreas e pioneiras, e brejos (influência marinha).
	Formação de pastagens		Tipo de vegetação com predominância de estrato herbáceo, incluindo manchas com estrato arbustivo-herbáceo bem desenvolvido.
	Salina		“Apicuns” ou salinas são formações muitas vezes sem vegetação arbórea, associadas a áreas salinas e menos alagadas do manguezal, geralmente na transição desta área para o continente.
	Outras formações não florestais		Campos naturais, Savana, Savana Parque, Savana Estepe, Savana Campo-Arborizada, “Campinarana” no bioma Amazônia.
Agropecuária	Pasto		Áreas de pastagem, naturais ou plantadas, relacionadas com a atividade agropecuária. Em especial, nos biomas Pampa e Pantanal, parte da área classificada como Formação Campestre também inclui áreas de pastagem.
	Agricultura	Cultura anual e perene	Áreas predominantemente ocupadas por culturas anuais e em algumas regiões (principalmente no Nordeste) com presença de culturas perenes.
		Cultura semi-perene	Áreas cultivadas com a plantação de cana-de-açúcar.
	Mosaico de Agricultura e Pastagem		Áreas agrícolas onde não era possível distinguir entre pastagem e agricultura.
Área sem vegetação	Praia e Duna		Áreas arenosas, de coloração branca brilhante, onde não há predominância de vegetação de qualquer tipo.
	Infraestrutura urbana		Áreas urbanas com predominância de superfícies não vegetadas, incluindo estradas, rodovias e construções.
	Afloramento rochoso		Rochas naturalmente expostas na superfície terrestre, sem cobertura de solo, muitas vezes com presença parcial de vegetação rochosa e declive elevado.
	Mineração		Áreas relacionadas à grande extração mineral, com clara exposição do solo devido a maquinário pesado. Foram consideradas apenas as áreas pertencentes ao mapa do Departamento Nacional de Produção Mineral (DNPM) (SIGMINE).
	Outra área não vegetada		Áreas de superfície não vegetadas (infraestrutura, áreas urbanas ou mineração) não mapeadas em suas classes, e áreas de solo exposto (principalmente solo arenoso) não classificadas como formação de pastagem ou gramíneas.
Corpo D'água	Rio, Lago e Oceano		Rios, lagos, represas, reservatórios e outros corpos d'água
	Aqüicultura		Lagos artificiais, onde predominam as atividades de aqüicultura e/ou produção de sal

Fonte: Autora (2024).

4.2.2 Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), proposto inicialmente por Rouse et al. (1973), foi obtido a partir dos valores de reflectância das faixas espectrais do vermelho (RED, 0.636-0.673 μm) e do infravermelho próximo (NIR, 0.851-0.879 μm) para cada um dos anos analisados, a partir da Equação 1:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}} \quad (1)$$

O NDVI varia de -1 a 1, no qual valores de NDVI próximos de 1 correspondem a altos vigores vegetativos. Por outro lado, valores positivos próximos de 0 correspondem às superfícies com baixo vigor vegetativo e solos expostos, enquanto valores negativos correspondem a corpos hídricos ou nuvens.

4.2.3 Temperatura de superfície (LST)

Para gerar mapas termais baseados na temperatura de superfície (*Land Surface Temperature – LST*), utilizou-se a bandas correspondente ao infravermelho termal do sensor TIRS. Existem diferentes algoritmos propostos para estimar a LST e corrigir os efeitos atmosféricos das imagens da missão Landsat. Neste trabalho foi utilizado o algoritmo do tipo duplo, com duas bandas termais, o *split-window* (SW), desenvolvido por (Jimenez-Munoz et al. 2014). A estimativa foi obtida utilizando-se as bandas termais 10 e 11 para imagens do satélite Landsat do sensor TIRS, a partir da Equação 2:

$$LST = T_{b10} + c_1(T_{b10} - T_{b11}) + c_2(T_{b10} - T_{b11})^2 + c_0 + (c_3 + c_4 \omega)(1 - \varepsilon) + (c_5 + c_6 \omega)\Delta\varepsilon \quad (2)$$

onde T_{b10} e T_{b11} são as temperaturas de brilho são as temperaturas de brilho das bandas 10 e 11, respectivamente, em Kelvin (K), ε é a emissividade média da superfície das duas bandas, $\varepsilon = 0,5 (\varepsilon_{b10} + \varepsilon_{b11})$, $\Delta\varepsilon$ é a diferença de emissividade, $\Delta\varepsilon = (\varepsilon_{b10} - \varepsilon_{b11})$, ω é o conteúdo total de vapor de água atmosférico, $\omega = \frac{\omega(0)}{R\omega(0)}$, onde $\omega(0)$ é o conteúdo de água na atmosfera próxima ao solo e $R\omega(0)$ é o conteúdo de água na primeira camada da atmosfera em relação à total (0.6834 para atmosfera tropical). O c_0 a c_6 são os coeficientes SW a serem determinados a partir de dados simulados: $c_0 = 0,268$, $c_1 = 1,378$, $c_2 = 0,183$, $c_3 = 54,3$, $c_4 = 2,238$, $c_5 = 129,2$ e $c_6 = 16,4$.

Como os dados de radiância do Landsat 8 TIRS são disponibilizados com valores de DN (número digital de acordo com a resolução radiométrica) que precisam ser convertidos para radiância TOA (topo da atmosfera, nível 2), em que se utilizou a Equação 3:

$$L\lambda = MpQcal + Ap$$

onde, $L\lambda$ é a radiância espectral planetária, M_p é o fator multiplicativo, A_p é o fator aditivo e Q_{cal} é o valor de DN pixel a pixel.

A temperatura de brilho calculada e disponibilizada no produto Landsat 8 é convertida em °C, e ε se refere a emissividade da superfície, estimada a partir da Equação 4:

$$\varepsilon = 0,004F_c + 0,986 \quad (4)$$

onde, F_c é a fração de cobertura vegetal, obtida a partir do NDVI por meio da seguinte equação:

$$F_c = \frac{NDVI - NDVI_{\text{mínimo}}}{(NDVI_{\text{máximo}} - NDVI_{\text{mínimo}})^2} \quad (5)$$

4.2.4 Índice de Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI)

O Índice de Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI), proposto por (Zha, Gao, e Ni 2003). Esse índice foi desenvolvido e projetado para visualizar a resposta espectral de áreas impermeáveis como terrenos construídos através da diferença observada de bandas correspondentes ao infravermelho próximo (NIR) e ao infravermelho médio (MIR). Através da combinação de bandas, assim como o NDVI, os resultados variam de -1 a +1, porém valores mais próximos de +1 indicam áreas impermeáveis, como edificações e ocupações urbanas e valores próximos de -1 indicam áreas não construídas.

O índice é obtido pela combinação das bandas 5 e 6 para as imagens do Landsat 8, que representam respectivamente as bandas espectrais do infravermelho próximo (NIR) e do infravermelho médio (SWIR), conforme a Equação 6.

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \quad (6)$$

onde, SWIR – banda do infravermelho médio e NIR – banda do infravermelho próximo.

Apesar do NDBI gerar valores que auxiliam no processo de classificação de áreas urbanizadas, de forma a distinguir seus diferentes tipos de usos e ocupações apresenta certa incoerência, as respostas à radiação eletromagnética de áreas urbanizadas são misturadas com as respostas de solo exposto, gerando assim uma única classificação (Carvalho Da Silveira et al. 2023).

Sendo assim, de modo a reduzir os possíveis erros, utilizou-se o método proposto por (He et al. 2010), denominado de Índice de Construção (BU). Com a combinação dos índices

NDVI e NDBI é possível diferenciar de forma mais precisa áreas de solo exposto, construções e vegetação. Para o índice, valores positivos, próximos de +1, representam áreas impermeáveis, enquanto valores negativos, próximos de -1, representam áreas permeáveis. O cálculo para obtenção do BU foi realizado através da Equação 7:

$$BU = NDBI - NDVI \quad (7)$$

onde, NDVI é Índice de Vegetação por Diferença Normalizada e NDBI o Índice de Diferença Normalizada para Áreas Construídas.

4.3 ESTIMATIVA DO ÍNDICE DE DESCONFORTO DE THOM

As condições de conforto térmico foram calculadas na escala anual e diária a partir dos dados obtidos das estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) localizadas na região Norte (82798 – Estação Convencional, -34.84W e -7.09S) e Sul (A320 – Estação Automática, -34.81W e -7.16S) para a cidade de João Pessoa.

Nessas estações, os dados de temperatura média diária do ar e umidade relativa média diária foram coletados em dias contínuos de 2013 a 2022. Entretanto, foram identificadas algumas falhas, caracterizadas pela ausência de informações em poucos dias. Para tratar essas falhas, foram realizados procedimentos estatísticos de interpolação, utilizando o software R. Para o preenchimento das lacunas, foi obtida uma equação de regressão linear baseada nos dados de Xavier et al. (2022), possibilitando a continuidade da pesquisa.

A partir dos valores de umidade relativa do ar (UR, %) provenientes das estações do INMET presentes nas zonas Norte e Sul da cidade, chegou-se aos valores de umidade absoluta, efetuando-se a conversão com o auxílio da carta psicrométrica e os respectivos valores de temperatura do ar (T_{ar}) das mesmas estações. Após a conversão, tendo em mãos os valores de UR (%) e a temperatura média do ar ($^{\circ}C$), aplicou-se o IDT por meio da Equação 8:

$$IDT = T_{ar} - (0,55 - 0,005UR) (T_{ar} - 14,5) \quad (8)$$

Para caracterizar o grau de desconforto, classificou-se o IDT de acordo com (Santos, 2011) (Tabela 3), ajustado às condições climáticas da cidade de João Pessoa.

Tabela 3 - Faixa de classificação IDT ($^{\circ}C$) ajustado às condições climáticas da cidade de João Pessoa

Faixas IDT (° C) Nível de desconforto térmico
$IDT < 24,0$ Confortável
$24 \leq IDT \leq 26,0$ Parcialmente confortável
$26 < IDT < 28,0$ Desconfortável
$IDT \geq 28,0$ Muito desconfortável

Fonte: Adaptado de (SANTOS 2011).

A classificação foi realizada individualmente para cada estação (Norte e Sul) e de forma geral para a cidade de João Pessoa. O IDT foi feito de forma pontual, utilizando uma estação representativa para a zona norte e outra para a zona sul, considerando as diferentes características urbanísticas e climáticas de cada região. Essa abordagem permitiu observar com maior precisão as variações térmicas locais, levando em conta a maior densidade urbana e presença de áreas verdes na zona norte, em contraste com o crescimento desordenado e o desconforto térmico mais acentuado na zona sul.

4.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA

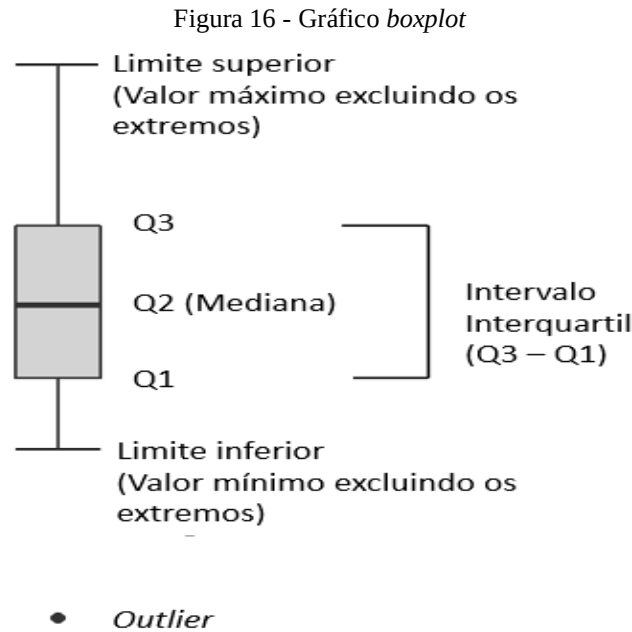
Após o mapeamento dos índices espectrais obtidos: NDVI, LST, NDBI, LULC e os dados de desconforto térmico IDT da cidade de João Pessoa. Foi preenchida uma tabela de atributos para cada índice com os valores das estimativas calculadas. Para análise estatística desses dados, baseou-se no pressuposto que o crescimento da urbanização resultaria em diferentes valores de temperatura de superfície e do índice desconforto térmico entre os anos analisados (2013, 2016, 2019 e 2022).

Também foram analisados o comportamento dos índices entre as duas regiões da cidade (Norte e Sul). Antes de aplicar alguma técnica de análise de variância do IDT, testes de normalidade foram realizados para verificar se os dados são paramétricos ou não paramétricos. Sendo assim, as etapas para análises estatísticas dos resultados são: 1. Análise da distribuição dos dados; 2. Análise de variância do IDT; 3. Análise de correlação.

4.4.1 Análise da distribuição dos dados

Nesta etapa optou-se pelo uso do gráfico *boxplot*, ou gráfico de caixa. É um gráfico utilizado para representar visualmente a distribuição de um conjunto de dados, mostrando

informações importantes, como a mediana, quartis, valores mínimos e máximos, além de possíveis valores discrepantes (*outliers*). A Figura 16 traz a representação gráfica do *boxplot*.



Fonte: Adaptado de De Cicco (2018)
Tradução da autora.

O *boxplot* tradicional exhibe medidas de tendência central não-paramétrica (mediana), de dispersão (quartis), forma de distribuição ou simetria da amostra (valores mínimo e máximo) e valores extremos (*outliers*). Assim, é construído com base em um resumo de cinco números: valor mínimo, primeiro quartil (Q1), mediana, terceiro quartil (Q3) e valor máximo.

Os valores máximo e mínimo são, respectivamente, o maior e o menor valor encontrado dentro da série. A mediana é a medida de posição central dos dados e, por definição, divide o tamanho da amostra pela metade. Os quartis são divididos em três conjuntos contendo cada um 25% dos dados. O primeiro quartil situa-se entre o valor mínimo e a mediana. O segundo quartil é a mediana, o que define a posição central da série de dados. O terceiro quartil está situado entre a mediana e o valor máximo.

O intervalo interquartil ($Q3 - Q1$) define a diferença entre Q3 e Q1. No gráfico é representado pela dimensão da caixa. O limite inferior é o valor mínimo do conjunto de dados, até uma vez e meia o intervalo interquartil, excluindo os outliers. Já o limite superior é o valor máximo do conjunto de dados, até uma vez e meia o intervalo interquartil, excluindo os outliers. O que estiver fora dos limites será considerado valores outliers, ou seja, são valores distantes que compõem a série de dados.

4.4.2 Análise de correlação

Com vistas a realizar o procedimento de análise da correlação, aplicou-se o teste de Shapiro-Wilk (Shapiro & Wilk, 1965) para verificar um dos pressupostos centrais para verificar a aderência dos dados à distribuição normal. Nesse caso, o teste pode ser feito com as seguintes hipóteses:

- Hipótese nula (H_0): distribuição dos dados = normal ($p\text{-valor} > 0,05$);
- Hipótese alternativa (H_1): distribuição dos dados $\neq$ normal ($p\text{-valor} \leq 0,05$).

Ao realizar o teste, percebeu-se que os resultados indicaram a rejeição da hipótese nula. Ou seja, o conjunto de dados, em sua maioria, apresenta uma distribuição normal, com exceção para variável “IDT NORTE”. No Apêndice C encontram-se os resultados tabulados e os histogramas obtidos através do Software R e Jamovi.

Uma vez entendido que os dados seguem uma distribuição normal, buscou-se uma medida de correlação. Foi utilizado o coeficiente de correlação amostral de Pearson (r) como método estatístico para a análise da correlação entre as variáveis quantificadas a um nível de significância de 95%.

As variáveis utilizadas nesse tratamento estatístico foram o NDVI, LST, BU, LULC e os dados de desconforto térmico IDT calculado. O procedimento permitiu expressar numericamente a associação linear entre as variáveis, sendo possível medir o grau com que as mesmas se associam.

É importante mencionar que o coeficiente assume valores entre -1 e 1, dos quais r positivo indica associação positiva entre variáveis (diretamente proporcionais) e r negativo demonstra associação negativa (inversamente proporcionais). Quanto maior o módulo de r , mais forte a correlação entre as variáveis.

Para complementar as análises realizadas foi aplicada a correlação de Spearman para analisar a relação entre as variáveis quantitativas (dados de sensoriamento) e qualitativas (conforto térmico). Denominado pela letra ρ (rho), que é indicado para avaliar correlação entre duas variáveis, essa correlação avalia a relação monotônica entre elas, isso significa que as variáveis tendem a mudar juntas, mas não necessariamente a uma taxa constante.

4.4.3 Análise de tendência índices espectrais NDVI, LST e BU e os dados de desconforto térmico IDT

O teste de Mann-Kendall (Mann, 1945; Kendall, 1975) consiste em comparar cada valor da série temporal com os valores restantes, sempre em ordem sequencial. É contado o número de vezes que os termos restantes são maiores do que o valor analisado. A estatística S é obtida pela soma de todas as contagens, dado como se segue:

$$S = \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{i-1} \text{sin}al(x_i - x_j) \quad (9)$$

em que o Sinal $(x_i - x_j)$ é obtido da seguinte forma:

$$\text{Sinal} = \begin{cases} 1 & \text{se } (x_i - x_j) > 0 \\ 0 & \text{se } (x_i - x_j) = 0 \\ -1 & \text{se } (x_i - x_j) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

A estatística S tende para a normalidade quando n for grande, com média $E(S)$ e variância $\text{Var}(S)$ definidas como se segue:

$$E(S) = 0$$

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n+1)(2n+5) - \sum_{i=1}^q t_p(t_p-1)(2t_p+5)}{18} \quad (11)$$

em que (t_p) é número de dados com valores iguais num certo grupo (p) e q o número de grupos contendo valores iguais na série de dados num certo grupo p. O segundo termo representa um ajuste para dados censurados. O teste estatístico parametrizado (ZMK) é dado por:

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{Var(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{Var(S)}} & S < 0 \end{cases} \quad (12)$$

A presença de tendência estatisticamente significativa na série temporal é avaliada usando-se o valor de Z. Essa estatística é usada para testar a hipótese nula que nenhuma tendência existe. O valor positivo de ZMK indica uma tendência crescente. Para testar qualquer tendência constante, crescente ou decrescente para um nível significativo de p, é rejeitada a hipótese nula se o valor absoluto de Z é maior que $Z_{1-p/2}$ o qual é obtido na tabela da distribuição normal.

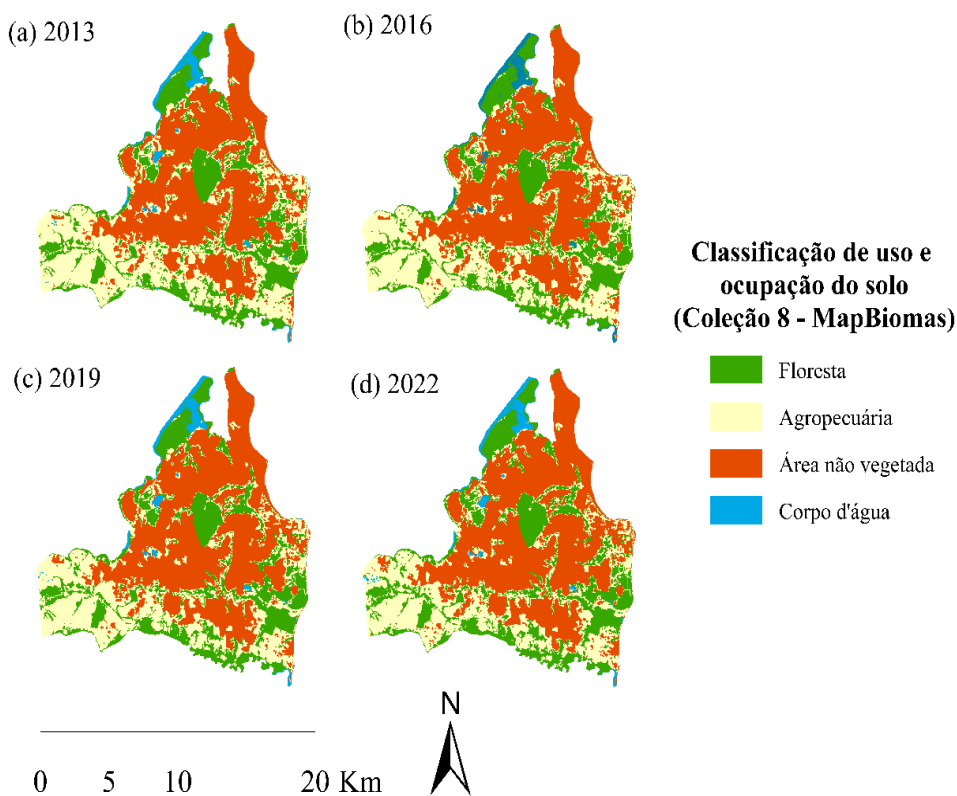
Neste trabalho foram aplicados os níveis de significância de $p = 0,01$ e $0,05$. Verificada a significância estatística da tendência da série temporal, foram traçadas as distribuições espaciais do nível de conforto térmico para a cidade de João Pessoa durante os períodos seco e chuvoso para as condições climáticas (2013, 2016, 2019 e 2022).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 VARIABILIDADE DAS CLASSES DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO (LULC)

Na Figura 17, pode-se observar a distribuição da cobertura e uso do solo da área de estudo para os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022.

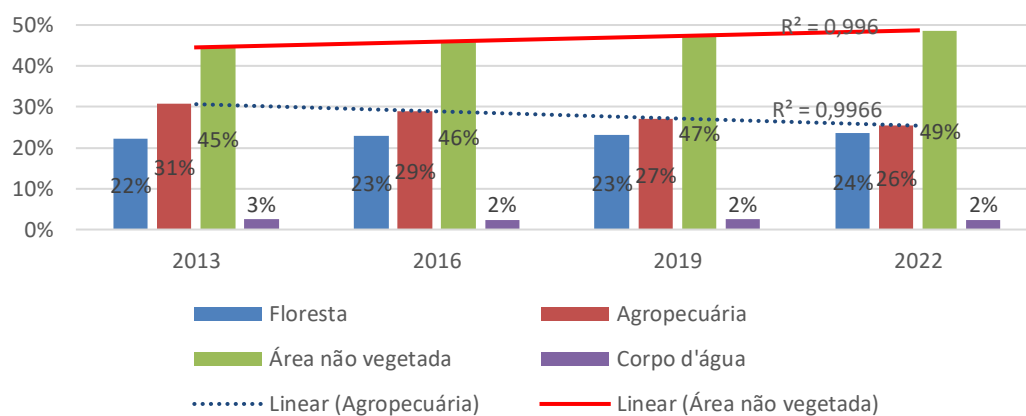
Figura 17 - Mapas de uso e ocupação do solo para 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D)



Fonte: Autora (2024).

Os valores encontrados na classificação mostram mudanças nas áreas de todas as classes adotadas, como mostra a Figura 18.

Figura 18 - Variação das classes de uso e ocupação do solo entre 2013 e 2021



Fonte: Autora (2024).

Observa-se que as áreas não vegetadas aumentaram de 45% em 2013 para 49% em 2022, o que representa um crescimento de 9.270,57 km² para 10.110,88 km² ao longo do período, um acréscimo de 840,31 km². Em contrapartida, a área destinada à agropecuária reduziu-se de 31% para 26% entre 2013 e 2022, correspondendo a uma diminuição de 6.396,53 km² para 5.305,60 km², uma perda de aproximadamente 1.090,93 km². Já os corpos d'água permaneceram relativamente estáveis, variando entre 2% e 3%, com pequenas oscilações entre 528,20 km² e 490,14 km² ao longo dos anos.

As linhas de tendência para Agropecuária e Área não vegetada, com coeficientes de determinação (R^2) de 0,9966, indicam uma excelente precisão no ajuste dos dados, refletindo claramente as tendências de diminuição da agropecuária e aumento das áreas não vegetadas ao longo do tempo. Esses altos valores de R^2 sugerem que as linhas de tendência explicam quase toda a variação nos dados observados para essas categorias.

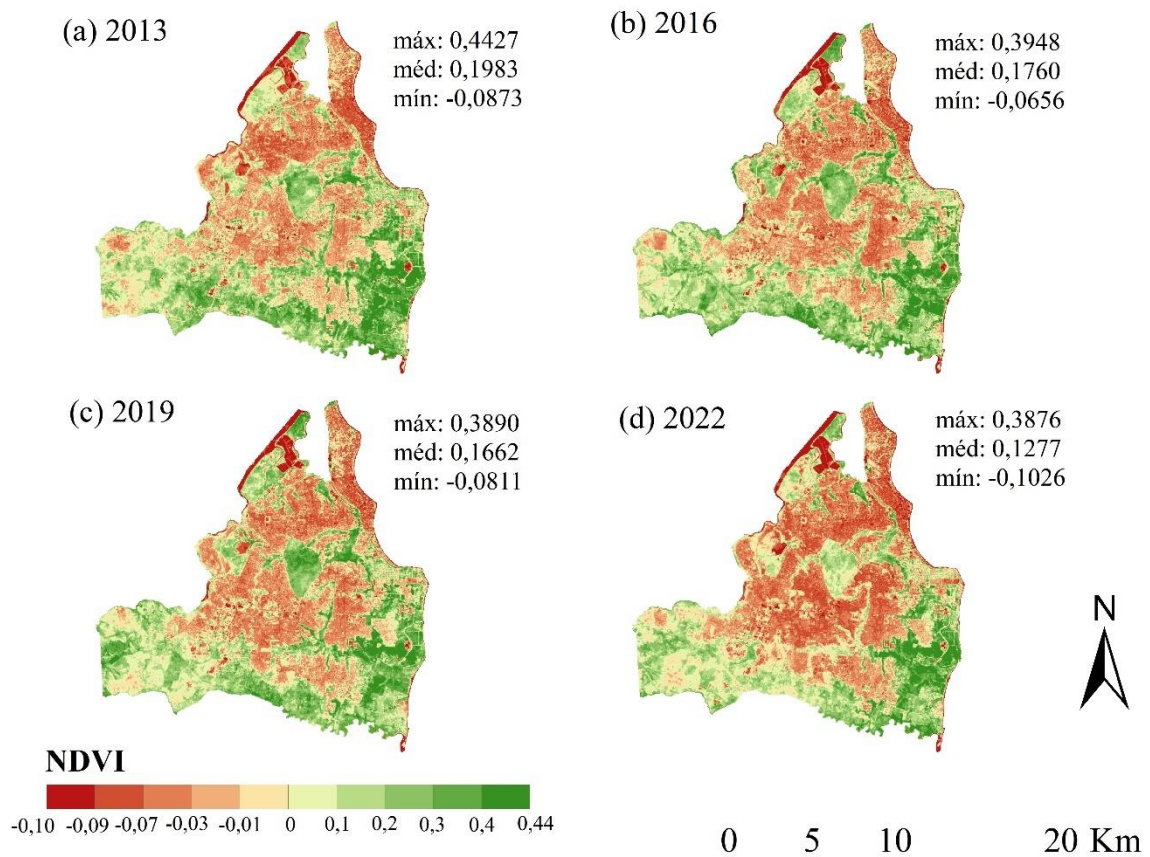
A análise dos dados revela uma tendência contínua de diminuição das áreas destinadas à agropecuária, possivelmente devido a processos de urbanização ou outras mudanças no uso do solo. Em contrapartida, o aumento nas áreas não vegetadas pode indicar um crescimento urbano e expansão das áreas construídas ou expostas. A estabilidade das áreas de Floresta e Corpo d'água sugere que não houve mudanças significativas nesses tipos de uso do solo, com a floresta mantendo-se em torno de 22-24% (de 4.615,78 km² para 4.888,93 km²) e os corpos d'água com pequenas variações.

5.2 AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICE ESPECTRAL DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)

De forma geral, o NDVI para os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022 apresentou uma variação entre um valor mínimo de -0,0656 (Figura 19b). a um valor máximo de 0,4427 (Figura 19a). Os valores menores, negativos ou próximos a 0 indicam pixels com pouca ou nenhuma vegetação. Esses valores são representados na legenda pela cor vermelha, que sinaliza áreas com menos vegetação ou solo exposto. Valores moderados entre 0,2 a 0,5 estão associados à vegetação esparsa, arbustiva e gramíneas (Werneck 2022).

Há valores NDVI próximos a 0,5 que representam área florestal e cobertura densa de árvores, os valores mais próximos aparecerem apenas 2013 (NDVI = 0,4427) (Figura 19a). Este alto valor NDVI (> 0,4427) não foi ilustrado nos anos posteriores, 2016, 2019 e 2022. É notável que áreas de vegetação densa tenham sido alteradas para áreas construídas.

Figura 19 - Variabilidade espacial do NDVI para os anos de 2013 (a), 2016 (b), 2019 (c) e 2022 (d).



Fonte: Autora (2024).

A proporção do valor positivo acima de 0,3 que inclui árvores densas, florestas, arbustos e pastagens tende a diminuir nos últimos 10 anos (Figura 19d). Enquanto isso, valores positivos e negativos em torno de zero, como menos 0,10 a mais 0,30, que representam área construída e terra nua, passaram a aumentar de 2016 a 2022 (Figura 19 b, c e d).

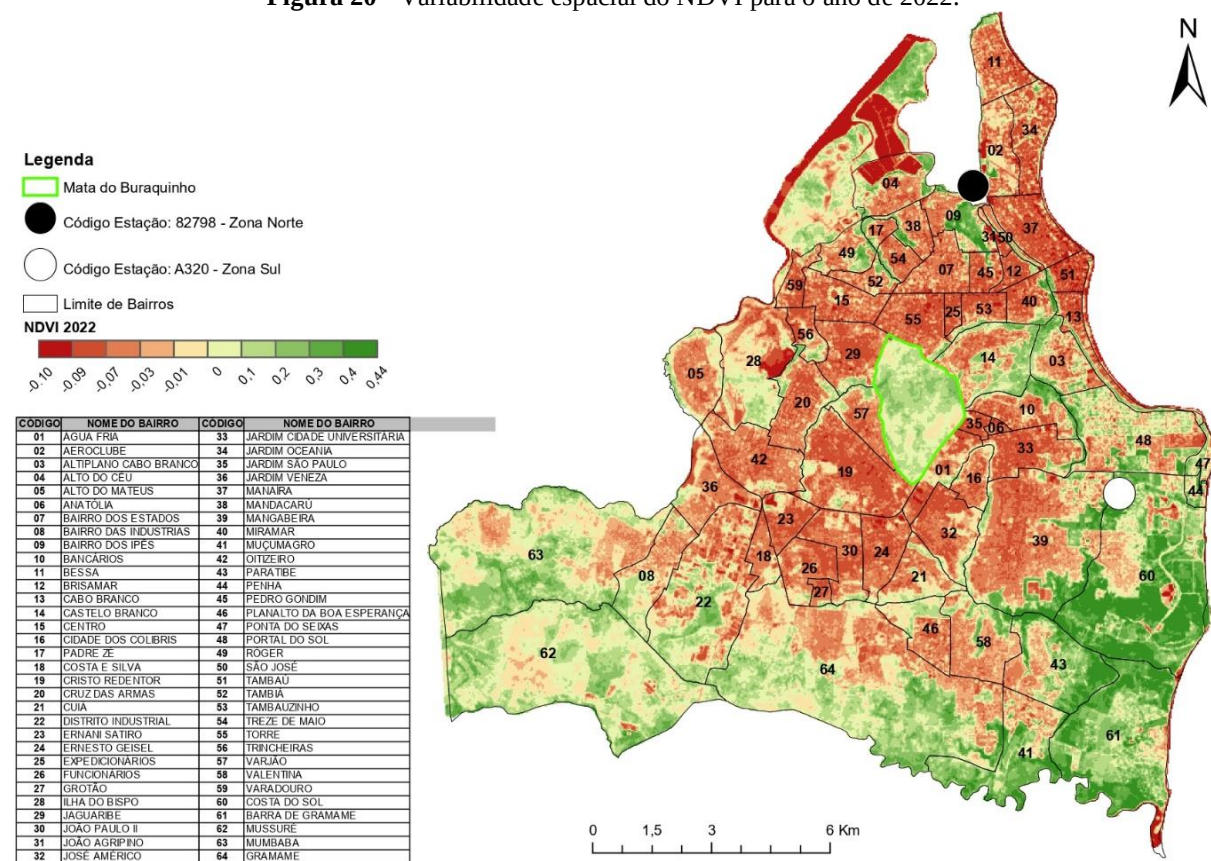
A cidade de João Pessoa é caracterizada por apresentar intenso desenvolvimento urbano, com expressivo setor imobiliário, além de ter resultado no maior crescimento populacional ao longo dos anos quando comparada às demais cidades, como visto anteriormente, a capital da Paraíba, é a cidade que teve maior aumento na população em 2022, na lista das 20 cidades com a maior população do Brasil, João Pessoa é a última colocada, mas foi a que teve o maior aumento em 12 anos (IBGE, 2022).

A queda mais brusca nos valores médios do índice, valores negativos e próximos a zero, se deu entre os dois últimos anos analisados (2019 e 2022), cenário observado na Figura 17, na parte Norte e Sul da cidade sofreram maior perda nos valores de NDVI para os pixels presentes nas imagens, com maior coloração vermelha. Na região Norte, encontram-se os bairros localizados na faixa litorânea da cidade, como Cabo Branco, Tambaú, Manaíra e Bessa (Figura

20 códs. 13, 51, 37 e 11). Por outro lado, na parte Sul da cidade, destacam-se os bairros de Mangabeira, Paratibe, Valentina, Planalto da Boa Esperança e Gramame (Figura 20 códs. 39, 43, 58, 46 e 64). A presença de áreas urbanizadas nessas regiões influencia diretamente as condições térmicas locais, refletindo a relação entre o uso do solo e a temperatura de superfície.

Por outro lado, algumas localidades permaneceram com valores de NDVI acima da média anual, como por exemplo a Mata do Buraquinho, com NDVI entre a 0,24 a 0,28. Tais pontos da cidade servem como importantes “reguladores térmicos” do microclima local, uma vez que as áreas verdes são agentes importantes no processo de evapotranspiração e no consequente resfriamento das zonas vizinhas (Figura 20 códs. 39, 43, 58, 46 e 64).

Figura 20 - Variabilidade espacial do NDVI para o ano de 2022.



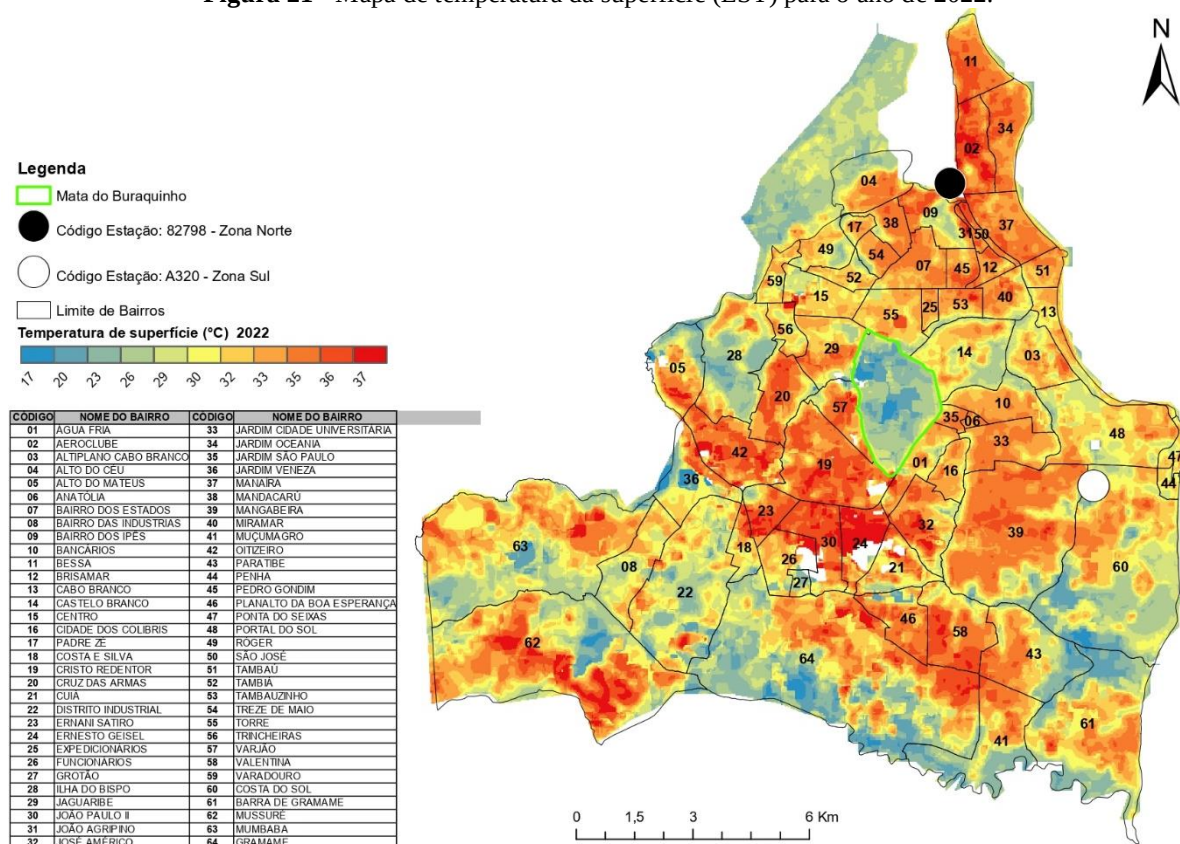
Fonte: Autora (2024).

5.3 AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICE ESPECTRAL TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (LST)

O mapa mais recente, referente ao ano de 2022, apresenta a estimativa da temperatura da superfície na área de estudo para os dias em que as imagens foram capturadas (Figura 21). Essas imagens foram obtidas pelo sensor Landsat 8/Thermal Infrared Sensor (TIRS), com uma

resolução espacial de 30 metros, utilizando um script desenvolvido no ambiente GEE (APÊNDICE B).

Figura 21 - Mapa de temperatura da superfície (LST) para o ano de 2022.



Fonte: Autora (2024).

A relação das imagens com as datas, estimativa média LST e período climático, foi disponibilizado na Tabela 4.

Tabela 4 - Características das imagens do TIRS/Landsat 8

ITEM	ARQUIVO IMAGEM	DATA DA IMAGEM	LST °C	PERÍODOS CLIMÁTICOS
1	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221212	03/12/2013	25,48	SECO
2	LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA/LC08_214065_20161125	25/11/2016	27,70	SECO
3	LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA/LC08_214065_20190526	26/05/2019	28,38	CHUVOSO
4	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220806	06/08/2022	29,54	CHUVOSO

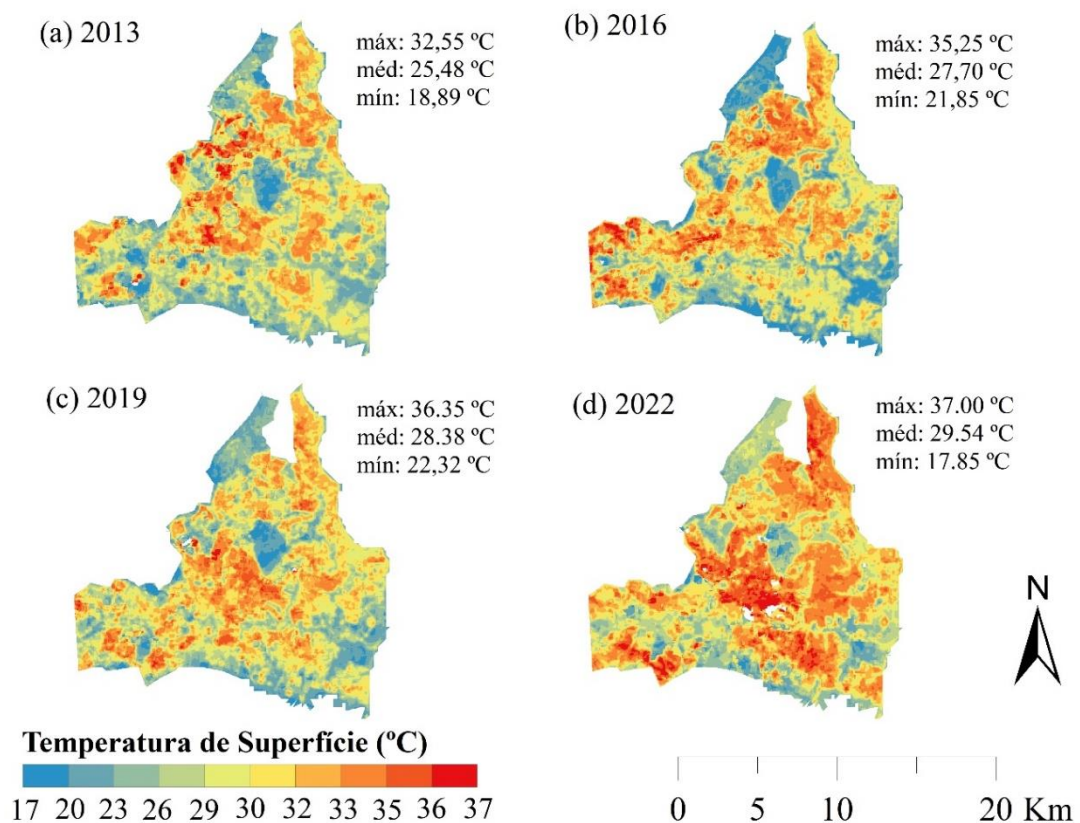
Fonte: Autora (2024).

A parte central desta área (Figura 21) abriga a Reserva Biológica Mata do Buraquinho, que contém uma extensa reserva florestal de mata atlântica, caracterizada por uma vegetação rica e diversa (Bezerra; Santos; Aguiar, 2013). Esse ambiente preserva as condições naturais do ecossistema, contribuindo para a manutenção da biodiversidade local. Os valores menores das estimativas de Temperatura de Superfície (LST) estão concentrados nessa área e em seu entorno, enquanto as áreas não vegetadas ou urbanizadas apresentam valores mais elevados.

Isso confirma que as áreas com diferentes coberturas do solo, especialmente as urbanizadas, têm um impacto significativo na LST. Embora o NDVI não determine diretamente como os diferentes usos e coberturas do solo (LULC) afetam a LST, a análise indica que a diminuição dos valores de NDVI, especialmente nas áreas urbanas, está correlacionada com o aumento das temperaturas. Na região Norte de João Pessoa, onde estão localizados os bairros da faixa litorânea, como Cabo Branco, Tambaú, Manaíra e Bessa (Figura 20 cód. 13, 51, 37 e 11), assim como na parte Sul, que inclui os bairros de Mangabeira, Paratibe, Valentina, Planalto da Boa Esperança e Gramame (Figura 20 cód. 39, 43, 58, 46 e 64), observou-se uma significativa alteração no campo térmico urbano.

Os resultados das estimativas da LST mostram que a concentração de áreas com temperatura da superfície elevadas ($>38^{\circ}\text{C}$) aumentou de 2013 a 2022. Mais da metade da área de João Pessoa continha temperaturas inferiores a 27°C em 2013 (Figura 22a). Enquanto isso, em 2022 (Figura 22d), as áreas com estimativas de LST em média de 32°C aparecem em quase todo território da cidade, visualmente é observado no mapa o aumento de LST em João Pessoa de 2013 para 2022, a faixa de coloração amarelo-vermelha representa temperaturas de 32°C a 42°C .

Figura 22 - Variabilidade espacial da temperatura de superfície (LST) para os anos de 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D)



Fonte: Autora (2024).

A Figura 22 mostra a variação da temperatura da superfície (LST) ao longo dos anos 2013, 2016, 2019 e 2022. De acordo com a imagem, observa-se um aumento contínuo na temperatura média da superfície, especialmente nas áreas urbanizadas. Em 2013, a temperatura média foi de aproximadamente 25,48°C (máxima de 32,55°C), enquanto em 2016, essa média já havia aumentado para 27,70°C (máxima de 35,25°C). Em 2019, durante a estação chuvosa, a média foi de 28,38°C, com uma temperatura máxima registrada de 36,35°C, o que é considerado elevado para um período caracterizado por temperaturas tipicamente mais amenas, reforçando a gravidade das condições de aquecimento em João Pessoa. Já em 2022, a temperatura média atingiu 29,54°C, e a máxima chegou a 37,00°C.

Embora a Figura 22 não traga a demarcação explícita dos bairros, os valores estimados de temperatura de superfície observados nas áreas mais quentes coincidem com regiões urbanizadas como os bairros de Mangabeira, Valentina, Bessa, Manaíra, Tambaú e Cabo Branco. Essas áreas apresentaram temperaturas de superfície superiores a 37°C, em contraste com as áreas mais vegetadas da cidade, como a Mata do Buraquinho e o bairro de Gramame, que registraram temperaturas mais baixas, próximas de 20°C, em 2022.

Tais diferenças térmicas entre áreas urbanas e vegetadas corroboram a hipótese de que a expansão das áreas construídas e a diminuição da vegetação têm intensificado o fenômeno das ilhas de calor urbano em João Pessoa. A análise espacial da LST demonstra que bairros que sofreram maior perda de vegetação, como mostrado pela queda no NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), também apresentaram um aumento substancial da temperatura de superfície, evidenciando a relação direta entre desmatamento e aquecimento local.

Assim, os dados confirmam que a perda de vegetação contribui para a formação de zonas mais quentes, com efeitos pronunciados em bairros residenciais, como Bessa, Manaíra, Tambaú, Cabo Branco, Bancários, Mangabeira e Valentina. A LST é um parâmetro essencial para estudos climáticos globais, especialmente em contextos de mudanças climáticas, pois afeta o balanço de radiação e calor na superfície terrestre, sendo crucial para a previsão de cenários futuros de aquecimento (Rocha et al., 2024).

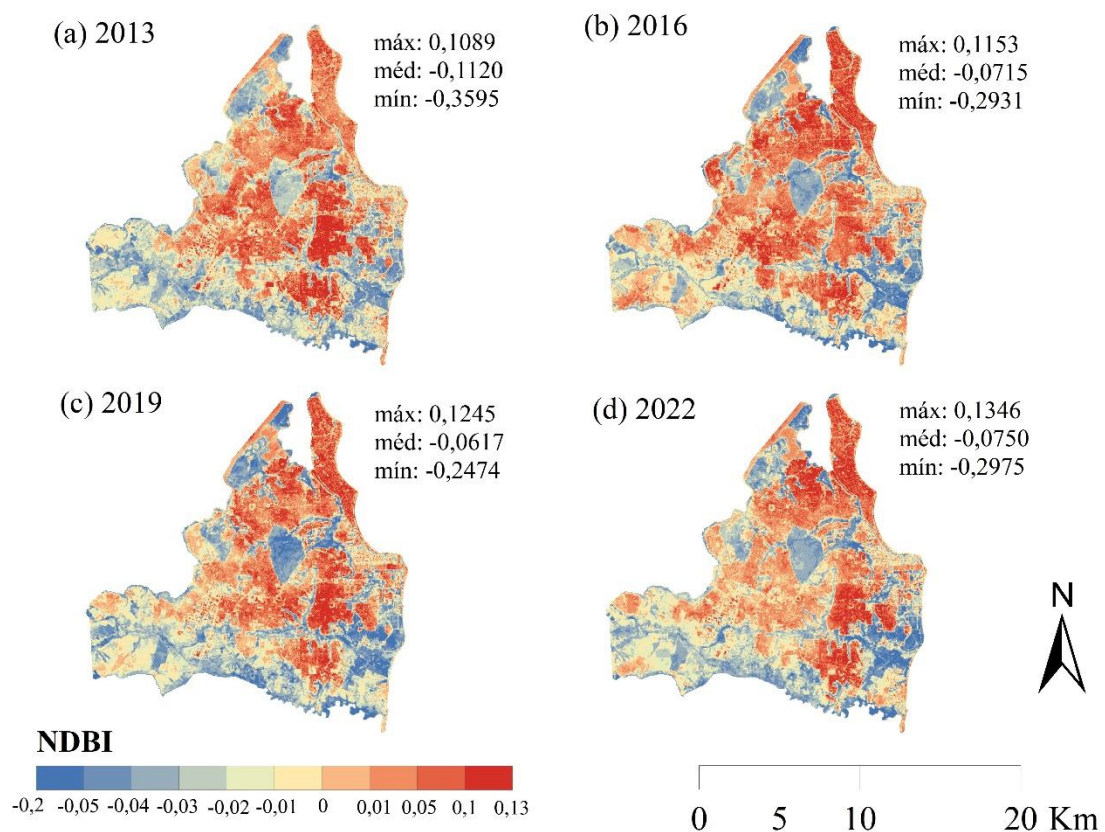
5.4 ÍNDICE DE DIFERENÇA NORMALIZADA PARA ÁREAS CONSTRUÍDAS (NDBI) E ÍNDICE DE CONSTRUÇÃO (BU)

Este estudo se concentra no mapeamento de áreas construídas por meio do NDBI e do BU.

O NDBI é um método eficaz para mapear automaticamente áreas urbanas construídas usando as imagens Landsat. No entanto, essa abordagem também tem algumas limitações, os valores de NDBI e NDVI demonstraram comportamento oposto, em que áreas com valores negativos de NDVI apresentaram-se de forma positiva no NDBI, como regiões impermeáveis. Portanto, o valor NDBI positivo deve indicar áreas construídas e o valor NDVI positivo deve indicar vegetação (Carvalho da Silveira et al., 2023; He et al., 2010). Neste estudo, o NDBI apresentou erros, mostrando alguma vegetação como área construída devido limitações na sua classificação, visto que valores de reflectância de áreas construídas são misturados com valores de vegetações mais secas e solo exposto (Xu, 2008).

Na Figura 23 observa-se o predomínio dessa classe para o ano 2013, porém para o ano de 2022 ocorre uma drástica redução.

Figura 23 - Mapas representação do índice NDBI para os anos de 2013 (A), 2016 (B), 2019 (C) e 2022 (D).



Fonte: Autora (2024).

Para correção dos problemas apresentados de classificação do índice NDBI, onde não foi possível separar áreas urbanas de terras áridas e nuas utilizou-se o índice BU, para distinção entre área urbana e solo exposto. A Tabela 5 apresenta os valores das estimadas do índice BU, com os valores médios anuais do período estudado para o município de João Pessoa.

Tabela 5 - Valores das estimadas do índice BU medias anuais para os anos 2013, 2016, 2019 e 2022

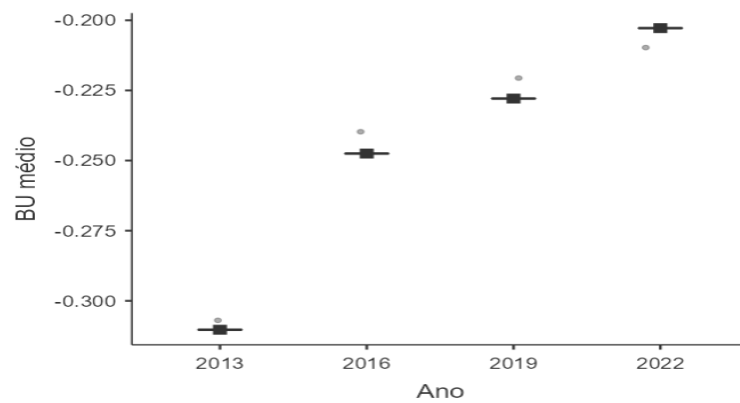
Ano	BU médio	BU mínimo	BU máximo
2013	-0.310	-0.747	0.0530
2016	-0.247	-0.672	0.0858
2019	-0.228	-0.624	0.111
2022	-0.203	-0.685	0.129

Os resultados mostram que a estimativa do índice BU, que mede a densidade de áreas construídas em relação a outras superfícies, revela uma tendência de crescimento urbano entre os anos de 2013 e 2022 (Figura 24). Em 2013, o valor médio do BU era de -0,3103, indicando a predominância de áreas menos urbanizadas. Já em 2016, o índice médio aumentou para -0,2475, e essa tendência de urbanização continuou, com a média chegando a -0,2279 em 2019 e a -0,2028 em 2022. Esse padrão demonstra claramente a expansão das áreas construídas ao longo da última década.

Ao observar as áreas em vermelho nos mapas de BU, que indicam maiores densidades de construções, nota-se que essas áreas se expandiram de forma significativa entre 2013 e 2022. Essa expansão reflete diretamente o avanço da urbanização, especialmente em áreas anteriormente menos ocupadas, o que está relacionado ao crescimento populacional e à intensificação da produção imobiliária em João Pessoa, como sugerido por Gustavo, Fernandes e Israel (2019).

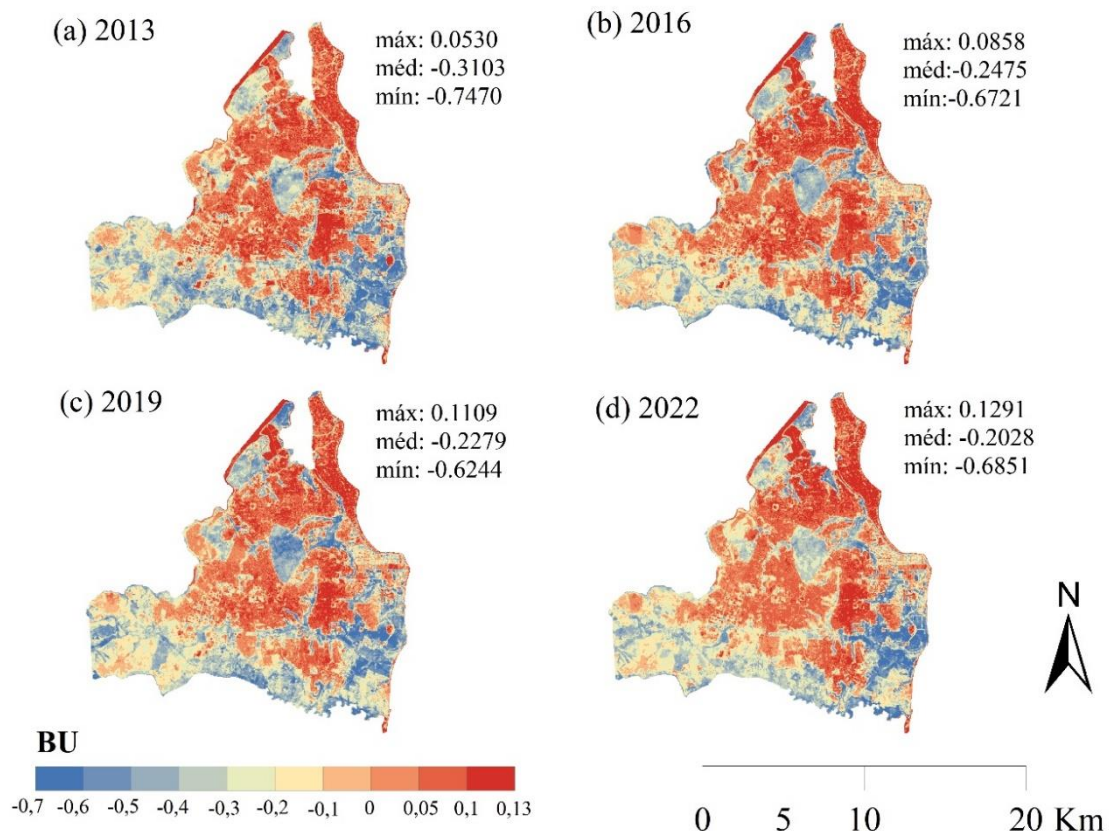
É importante ressaltar que o índice BU não mede vegetação, mas sim a proporção de áreas construídas. Portanto, a redução das áreas com valores de BU mais baixos (em tons azuis e verdes) indica a substituição de espaços menos urbanizados, ou até mesmo vegetados, por novas construções. Esse aumento das áreas construídas tem gerado conflitos ambientais, como problemas de drenagem urbana, impermeabilização do solo e impacto no microclima local, além de agravar o fenômeno das ilhas de calor urbano, conforme discutido por Yu et al. (2018).

Esses dados reforçam que a expansão urbana, evidenciada pelos maiores valores de BU (Figura 24), não apenas contribui para o crescimento da malha construída, mas também implica em desafios de infraestrutura e qualidade ambiental que precisam ser considerados em planejamentos futuros.

Figura 24 - Índice BU para os anos de 2013, 2016, 2019 e 2022

Fonte: Autora (2024).

O Mapa da representação do índice BU (Figura 25) mostram as estimativas das áreas construídas. Os resultados indicam um aumento nas áreas construídas do ano de 2013 (Figura 25a) para 2022 (Figura 25d), juntamente com uma redução nas regiões não construídas (principalmente vegetação).

Figura 25 – Mapas representação do índice BU para os anos de 2013 (a), 2016 (b), 2019 (c) e 2022 (d)

Fonte: Autora (2024).

João Pessoa não sofreu mudanças significativas na última década com relação a área de reserva florestal (Mata do Buraquinho) que abrange uma área de aproximadamente 515

hectares. As maiores mudanças em relação a diminuição da vegetação ocorreram na região Norte da cidade, tal fato está relacionado com a substituição de solos expostos por novas construções, e na parte sul da cidade com o surgimento de loteamentos residenciais, o que também foi observado por (Rocha et al. 2024) nos anos de 1990 a 2016. Esses resultados destacam a importância do planejamento urbano e do ordenamento territorial em João Pessoa (De Sousa et al. 2023).

(Rocha et al. 2024), em sua análise, prevê que o crescimento urbano se expandirá de forma concêntrica a partir dos centros urbanos existentes na cidade de João Pessoa, resultando em uma diminuição significativa das áreas vegetadas até 2040. Isso destaca a importância da infraestrutura e das instalações urbanas no desenvolvimento das cidades, e a necessidade de um planejamento proativo para assegurar que a urbanização ocorra de maneira equilibrada com a preservação ambiental.

5.5 ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DO CONFORTO TÉRMICO LOCAL

A Tabela 5 traz os valores de temperatura do ar e umidade relativa anuais para as estações do INMET da Zona Norte e da Zona Sul da cidade:

Tabela 5 - Temperatura média anual do ar e umidade relativa por estação INMET

	ANO	Períodos climáticos	T_ar °C SUL	UR % SUL	IDT SUL	T_ar °C NORTE	UR % NORTE	IDT NORTE
Média		CHUVOSO	25.8	76.2	24.3	26.2	79.4	24.9
Desvio - padrão	2013		0.728	5.51	0.906	0.741	7.75	0.582
		SECO	26.1	74.8	24.5	26.7	79.7	25.4
			0.747	5.20	0.433	0.866	8.38	0.294
Média		CHUVOSO	26.0	80.1	24.7	26.3	81.0	25.1
Desvio - padrão	2016		1.13	7.25	0.982	1.11	6.93	1.06
		SECO	27.1	71.5	25.1	27.9	73.7	26.0
			0.792	2.24	0.643	0.814	1.98	0.680
Média		CHUVOSO	26.5	78.2	25.0	27.3	78.3	25.8
Desvio - padrão	2019		1.78	3.93	1.41	1.64	3.79	1.35
		SECO	27.1	71.7	25.1	27.9	74.6	26.0
			0.944	5.61	0.733	0.948	5.26	0.836
Média	2022	CHUVOSO	27.0	77.1	25.4	26.8	79.4	25.4

ANO	Períodos climáticos	T_ar °C SUL	UR % SUL	IDT SUL	T_ar °C NORTE	UR % NORTE	IDT NORTE
<i>Desvio - padrão</i>		1.15	4.58	0.947	0.818	5.54	0.690
	SECO	27.4	70.8	25.3	28.0	75.3	26.1
		1.13	2.51	0.870	1.04	6.15	0.691

Fonte: Autora (2024).

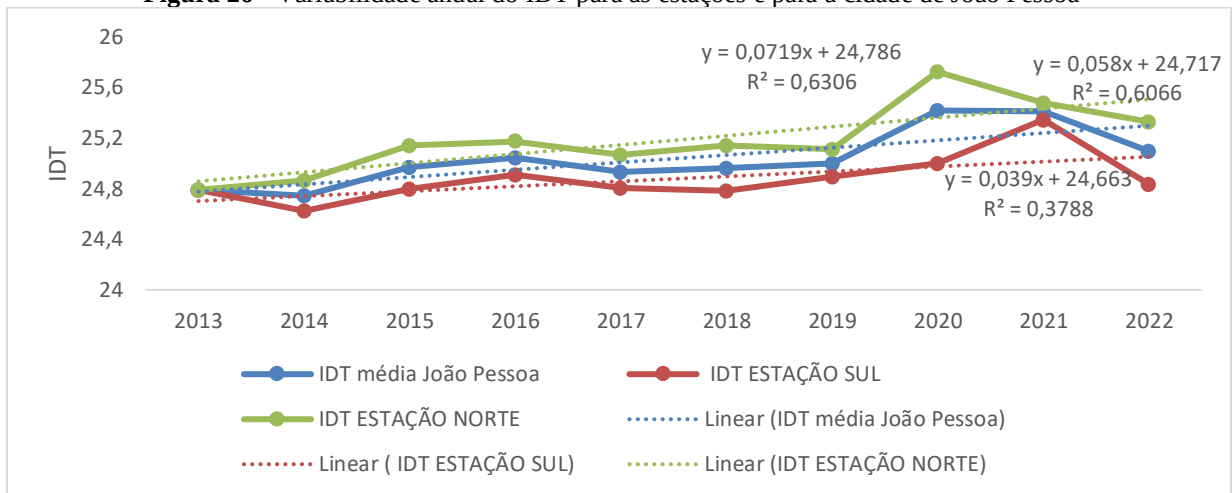
Observa-se que os valores de temperatura do ar estão no intervalo aproximado de 26°C a 27°C na estação Sul e 26°C a 28°C na estação Norte, cujos valores caracterizam o clima tropical úmido da cidade, de acordo com a carta bioclimática da NBR 15220-333 (ABNT, 2005), com temperaturas elevadas durante todo o ano.

A estação do INMET da Zona Norte apresenta, de forma consistente, temperaturas mais altas e umidade relativa maior em comparação com a região Sul, tanto nos períodos chuvosos quanto seco. Em 2016, durante o período seco, a temperatura média na Zona Norte foi de 27,9°C, enquanto na Zona Sul foi de 27,1°C. Em 2013, no período chuvoso, a umidade relativa foi de 79,4% na Zona Norte e 76,2% no Sul. Além disso, o Índice de Desconforto de Thom (IDT) é mais elevado na estação Norte. Em 2022, no período seco, o IDT na estação Norte foi de 26,1, enquanto no Sul foi de 25,3.

Observa-se que em 2022, no período chuvoso, a UR na estação Norte foi de 79,4%, enquanto na Sul foi de 77,1%. No período seco do mesmo ano, a UR na estação Norte foi de 75,3%, em comparação com 70,8% na estação Sul. Esses dados comprovam a tendência de maior umidade na estação Norte da cidade de João Pessoa em relação à estação Sul.

A faixa de umidade relativa do ar entre 30 e 50% atribui condições favoráveis para a saúde humana, porém, níveis superiores a 65% podem aumentar a incidência de doenças respiratórias e alergias segundo Prüss-Üstün et al. (2016). Observa-se que em ambas as estações a umidade relativa do ar apresenta percentuais altíssimos, acima de 74%, cuja condição influencia diretamente no bem-estar das pessoas na cidade e no consumo de energia.

Com relação aos valores obtidos do Índice de Desconforto de Thom (IDT) para a cidade de João Pessoa e a posterior classificação obtida, tem-se cenário de crescimento do índice (Figura 26), tanto para a estação Norte quanto para Sul, assim como para o valor médio em João Pessoa:

Figura 26 - Variabilidade anual do IDT para as estações e para a cidade de João Pessoa

Fonte: Autora (2024).

A Figura 26 exibe a média do IDT para João Pessoa, assim como para as estações Sul e Norte da cidade, onde estão localizadas as estações meteorológicas do INMET, no período de 2013 a 2022. No eixo X, os anos são apresentados como um marcador temporal, mas o que realmente está sendo variado são os dados meteorológicos relacionados ao desconforto térmico, como a temperatura e a umidade relativa, que influenciam diretamente o cálculo do IDT. No eixo Y, encontram-se os valores do IDT, que refletem a resposta dessas condições climáticas ao longo do tempo.

As equações de regressão linear presentes no gráfico indicam a tendência de aumento do desconforto térmico, à medida que as variáveis climáticas responsáveis pelo cálculo do IDT, como a temperatura e a umidade, variam ao longo dos anos. A variável X, portanto, não é o ano em si, mas os dados meteorológicos representados ao longo do tempo. Na equação da estação Norte, $y=0,0719x+24,786$, o coeficiente 0,0719 indica que, para cada unidade de variação das condições climáticas medidas anualmente, o IDT aumenta em média 0,0719 unidades.

Além disso, o coeficiente de determinação $R^2=0,6306$ indica que 63,06% da variação no IDT pode ser explicada pelas condições meteorológicas observadas ao longo dos anos, reforçando a tendência de aquecimento e aumento do desconforto térmico durante o período analisado.

O gráfico inclui três conjuntos de dados principais: IDT média João Pessoa, IDT estação Norte, e IDT estação Sul. O IDT estação Norte e o IDT estação Sul referem-se aos cálculos do IDT realizados com base nos dados das estações meteorológicas situadas nas regiões Norte e Sul de João Pessoa, respectivamente, conforme ilustrado na Figura 12. O IDT média João Pessoa representa a média aritmética dos valores de IDT obtidos nas duas estações meteorológicas, sendo uma média entre as estações Norte e Sul.

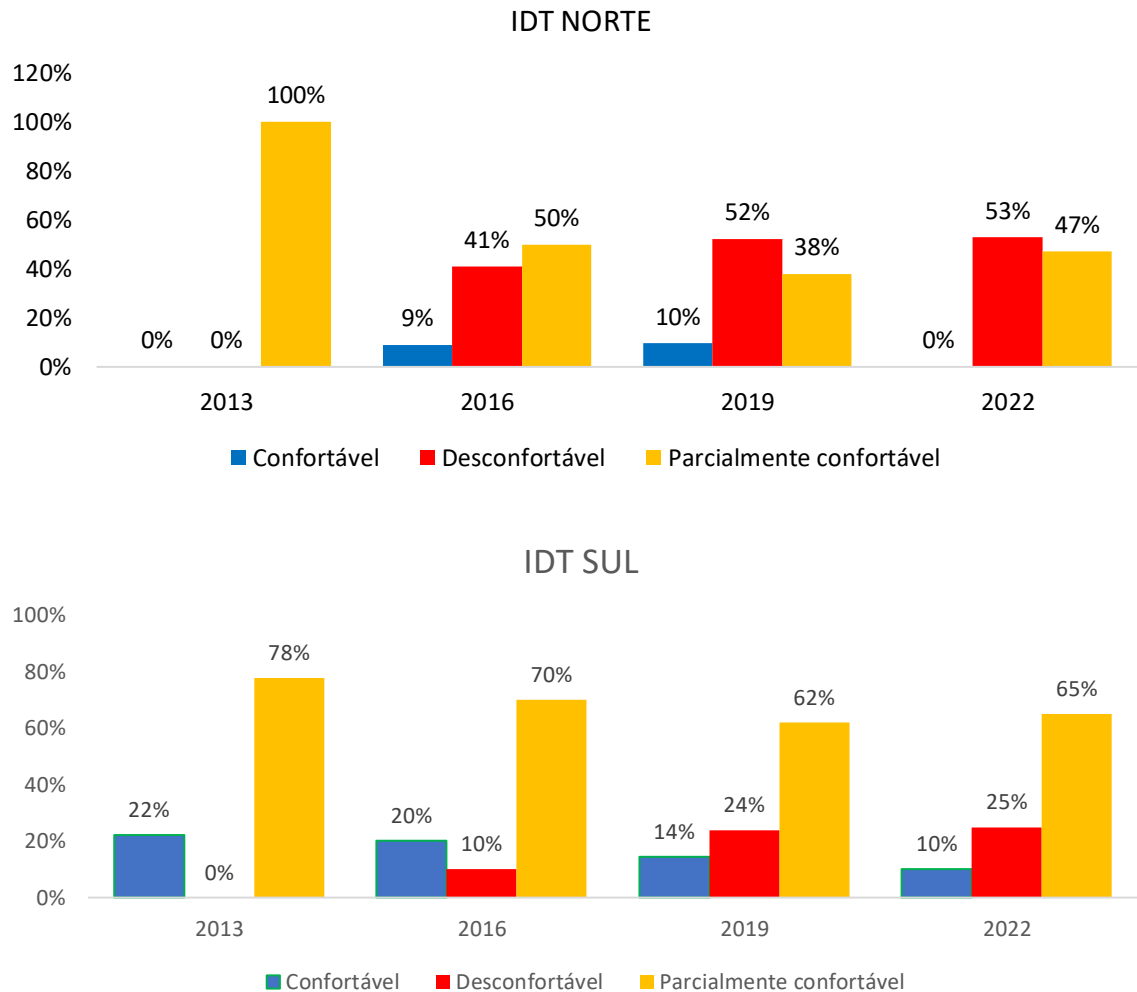
A análise dos dados revela uma tendência de aumento no IDT em João Pessoa ao longo do período estudado. Observa-se que a estação Norte apresenta um aumento mais acentuado, enquanto a estação Sul apresenta um aumento menor. O IDT média João Pessoa, que reflete a combinação dos valores das duas estações, demonstra um crescimento intermediário. Isso pode parecer contraditório à primeira vista, pois, se o IDT média João Pessoa é calculado a partir das médias das estações Norte e Sul, a expectativa seria que seu aumento fosse intermediário em relação às duas. No entanto, o crescimento acentuado do IDT na estação Norte, ao longo dos anos, tem um impacto mais significativo na média geral, o que explica por que o aumento do IDT média João Pessoa se aproxima mais dos valores da estação Norte.

As equações das tendências lineares na Figura 26 indicam que a estação Norte teve um crescimento médio anual de 0,0719 no IDT ($R^2 = 0,6306$, $p > 0,005$), o IDT média João Pessoa apresentou um aumento de 0,058 por ano ($R^2 = 0,6066$), e a estação Sul teve um crescimento anual de 0,039 ($R^2 = 0,3788$). Esses resultados sugerem uma correlação positiva significativa entre os anos e o aumento do IDT, com a estação Norte apresentando a maior taxa de crescimento. A influência predominante da estação Norte sobre a média geral de João Pessoa indica que mudanças na temperatura e no desconforto térmico nessa área têm um peso considerável sobre a percepção geral do clima na cidade.

Pode-se observar que ao longo do período analisado, houve um aumento gradual da média anual do IDT, indicando que a cidade de João Pessoa tem enfrentado condições de desconforto térmico cada vez mais severas. Podemos notar, ainda, que os valores do IDT ficaram acima do limite considerado parcialmente confortável ($24^{\circ}\text{C} \leq \text{IDT} \leq 26,0^{\circ}\text{C}$) em todos os anos analisados, demonstrando assim que a população da cidade de João Pessoa tem enfrentado condições próximas ao desconforto térmico durante grande parte da série estudada.

A classificação do IDT para as estações do INMET na região Norte e Sul, com os dados climáticos (Temperatura do ar e Umidade Relativa) nas mesmas datas é apresentada na Figura 27. Essa classificação anual foi obtida por estação e obtido o percentual da faixa classificatória para os anos do estudo.

Figura 27 - IDT e classificação anuais para as estações Norte e Sul e para toda a cidade de João Pessoa



Fonte: Autora (2024).

A análise das condições do IDT nas regiões Norte e Sul ao longo dos anos revela tendências distintas. Em 2013, todas as condições na região Norte foram consideradas "Parcialmente confortáveis", sem nenhuma ocorrência de condições "Confortáveis" ou "Desconfortáveis".

No entanto, a partir de 2016, houve uma diversificação nas condições, com 9% classificadas como "Confortáveis", 41% como "Desconfortáveis" e 50% como "Parcialmente confortáveis". Essa tendência de aumento nas condições "Desconfortáveis" continuou em 2019, atingindo 52%, enquanto as condições "Confortáveis" permaneceram estáveis em 10%. Em 2022, a situação piorou, com 53% das condições sendo "Desconfortáveis" e nenhuma condição "Confortável" registrada.

Na região Sul, em 2013, a maioria das condições (78%) foram consideradas "Parcialmente confortáveis", com 22% sendo "Confortáveis" e nenhuma "Desconfortável". Em

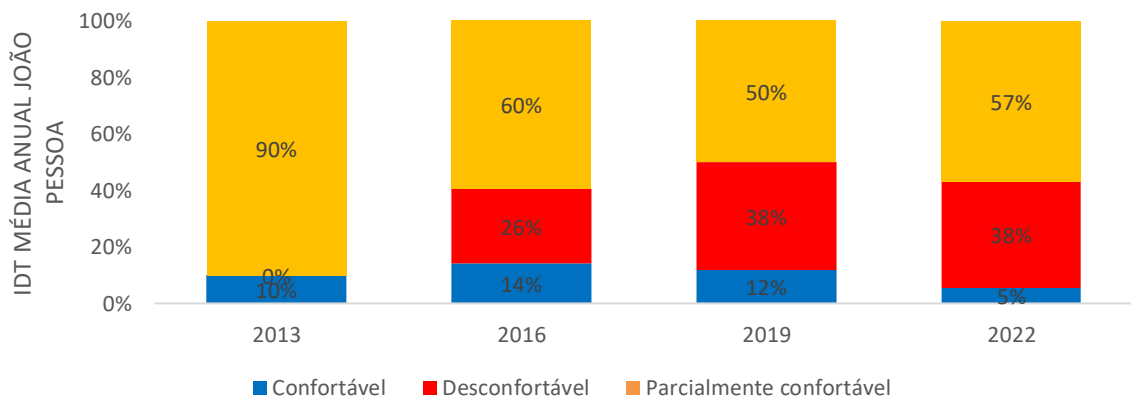
2016, as condições "Confortáveis" diminuíram para 20%, enquanto 10% foram classificadas como "Desconfortáveis" e 70% como "Parcialmente confortáveis".

Em 2019, as condições "Confortáveis" caíram para 14%, enquanto as "Desconfortáveis" aumentaram para 24% e as "Parcialmente confortáveis" diminuíram para 62%. Em 2022, 10% das condições foram "Confortáveis", 25% "Desconfortáveis" e 65% "Parcialmente confortáveis".

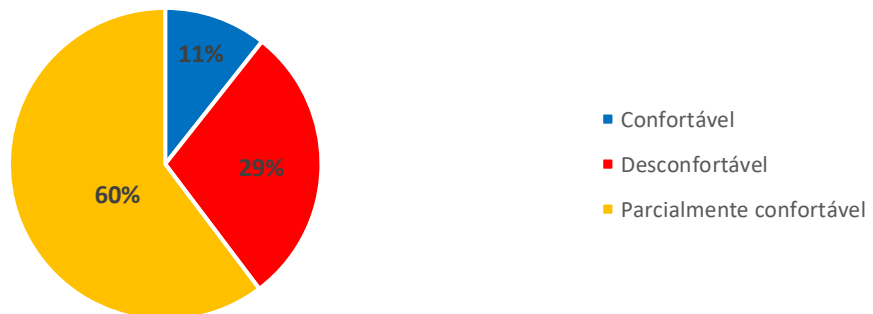
Comparando as duas regiões, a região Norte mostra uma tendência preocupante de aumento nas condições "Desconfortáveis" e a completa eliminação das condições "Confortáveis" até 2022. A região Sul, embora tenha uma maior diversidade nas condições ao longo dos anos, também apresenta um aumento gradual nas condições "Desconfortáveis" e uma diminuição nas condições "Confortáveis". Essas análises sugerem que a qualidade das condições está se deteriorando em ambas as regiões, com uma situação mais crítica no Norte.

Entre os anos analisados a classificação geral encontrada para a cidade de João Pessoa é predominantemente "Parcialmente confortável" (60%) e as demais classificações apresentou "desconfortável" (29%) e "confortável" (11%) (Figura 28).

Figura 28 - IDT e classificação anuais para as estações Norte e Sul e para toda a cidade de João Pessoa



IDT MÉDIA ANUAL 2013, 2016, 2019 E 2022 - JOÃO PESSOA



Fonte: Autora (2024).

A análise das médias do IDT nas regiões de João Pessoa (Sul e Norte) de 2013 a 2022 evidencia uma tendência crescente em todas as áreas estudadas, com a região Norte apresentando o maior ao longo dos anos. Estes dados ressaltam a importância de monitorar e entender as variações climáticas, visto que podem ter implicações que afeta não apenas os climas em escala local e regional, mas também a qualidade do ar, a saúde humana, a biodiversidade e o funcionamento dos ecossistemas (Cai et al. 2019).

As diferenças observadas entre as regiões (Norte e Sul) na cidade João Pessoa, sugerem a necessidade de abordagens específicas, tais como: planejamento urbano adaptativo, políticas ambientais regionais, monitoramento contínuo, educação pública, incentivos econômicos, pesquisa e inovação, e gestão de recursos hídricos (Gartland 2011) apresenta diversas estratégias de mitigação das ilhas de calor: aumento do plantio de árvores nas áreas urbanas e a implementação de telhados verdes, que ajudam a absorver a água e reduzir o calor local. Além disso, Gartland sugere a utilização de pavimentos permeáveis, que permitem a infiltração de água no solo, e o controle das emissões de gases poluentes, seguindo diretrizes ambientais para melhorar a qualidade do ar e diminuir a temperatura nas cidades.

5.6 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS ÍNDICES ESPECTRAIS NDVI, LST, BU E OS DADOS DE DESCONFORTO TÉRMICO IDT

Na Tabela 6 são apresentadas as estatísticas de medidas de tendência central (média, desvio padrão) e o teste Shapiro-Wilk para avaliar a questão da normalidade dos índices espectrais obtidos: NDVI, LST, BU e os dados de desconforto térmico IDT da cidade de João Pessoa para os anos estudados: 2013, 2016, 2019 e 2022.

Tabela 6 - Estatísticas descritiva e avaliação da normalidade dos índices espectrais obtidos: NDVI, LST, BU e os dados de desconforto térmico IDT da cidade de João Pessoa

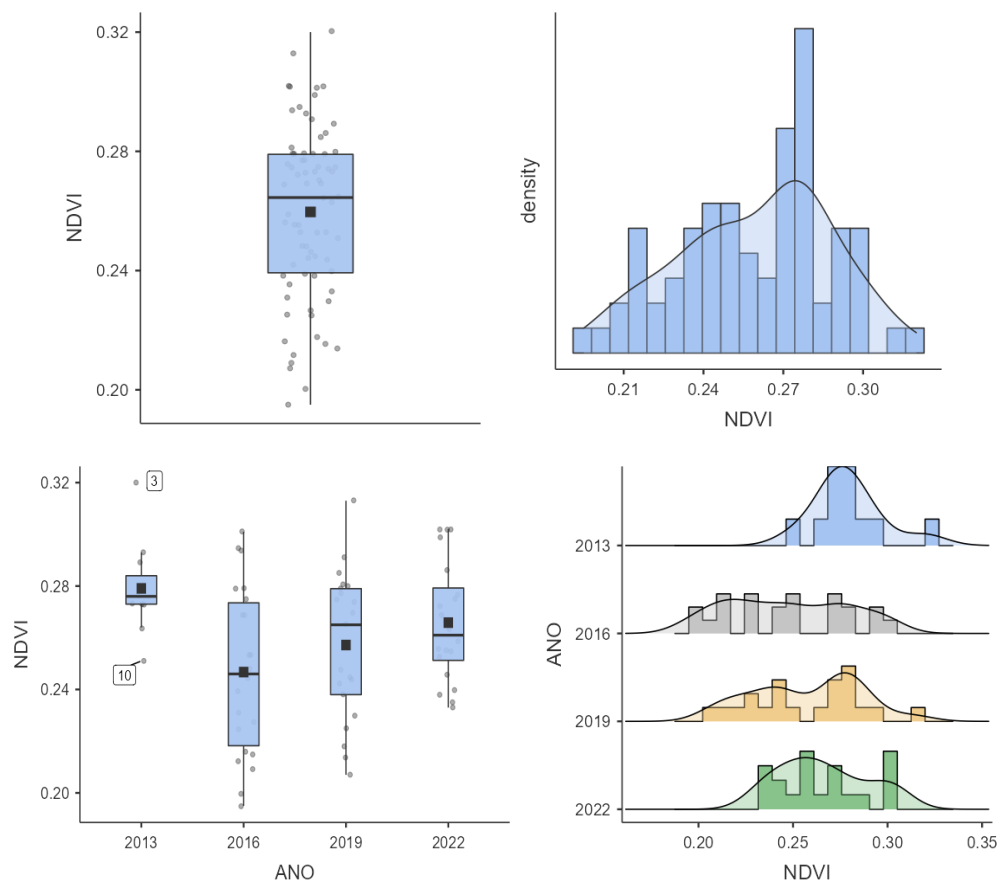
	Média	Desvio-padrão	W (Shapiro-Wilk)	p
NDVI	0.167	0.0295	0.965	0.812
LST	27.8	1,71	0.963	0.798
BU	-0.247	0.0459	0.941	0.659
IDT estação Sul	25.0	0.939	0.967	0.059
IDT estação Norte	25.6	0.946	0.962	0.032
T_ar °C Sul	26.8	1.22	0.953	0.010
UR % Sul	74.7	5.60	0.949	0.007
T_ar °C Norte	27.2	1.23	0.955	0.013
UR % Norte	77.3	6.02	0.944	0.003

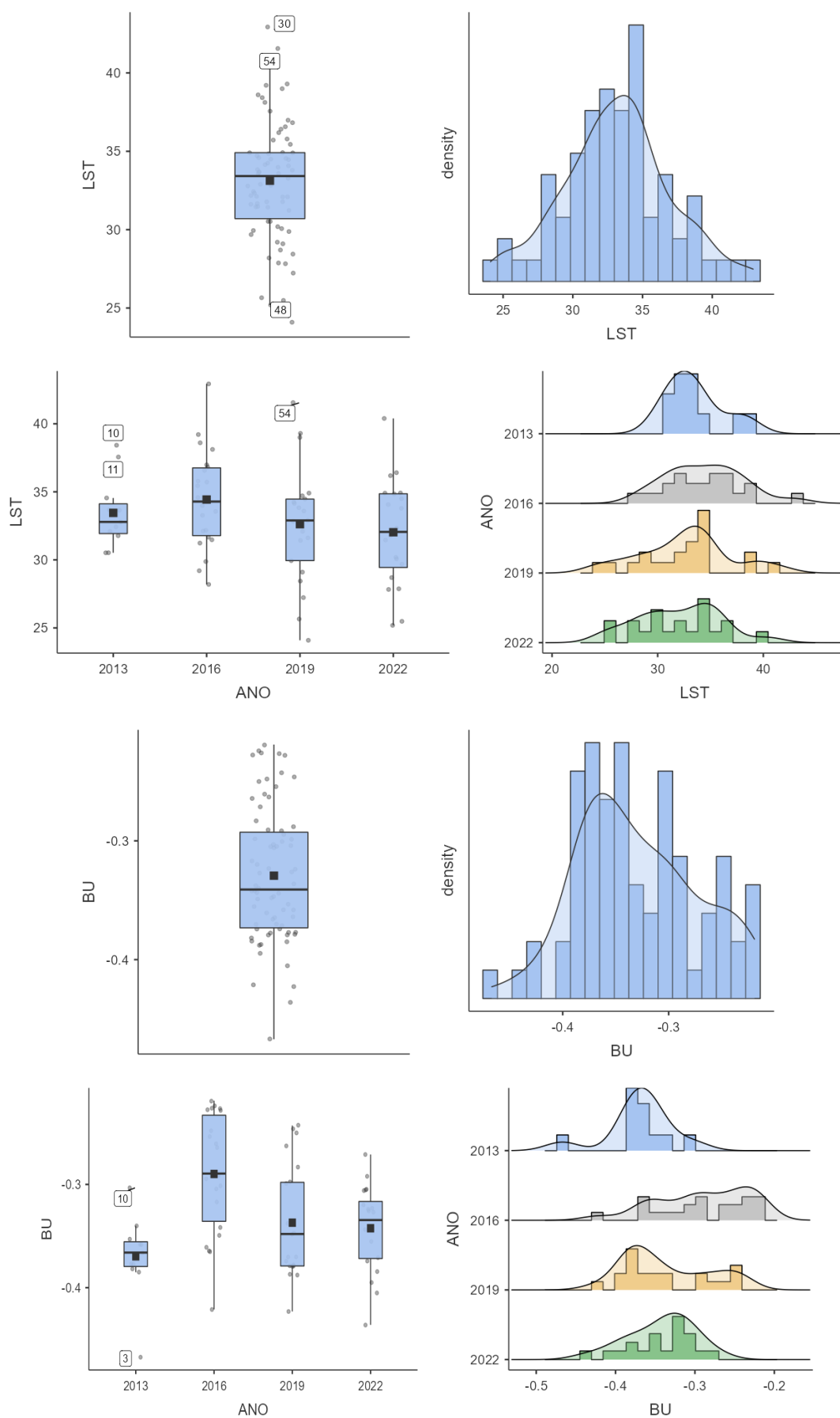
Fonte: Autora (2024).

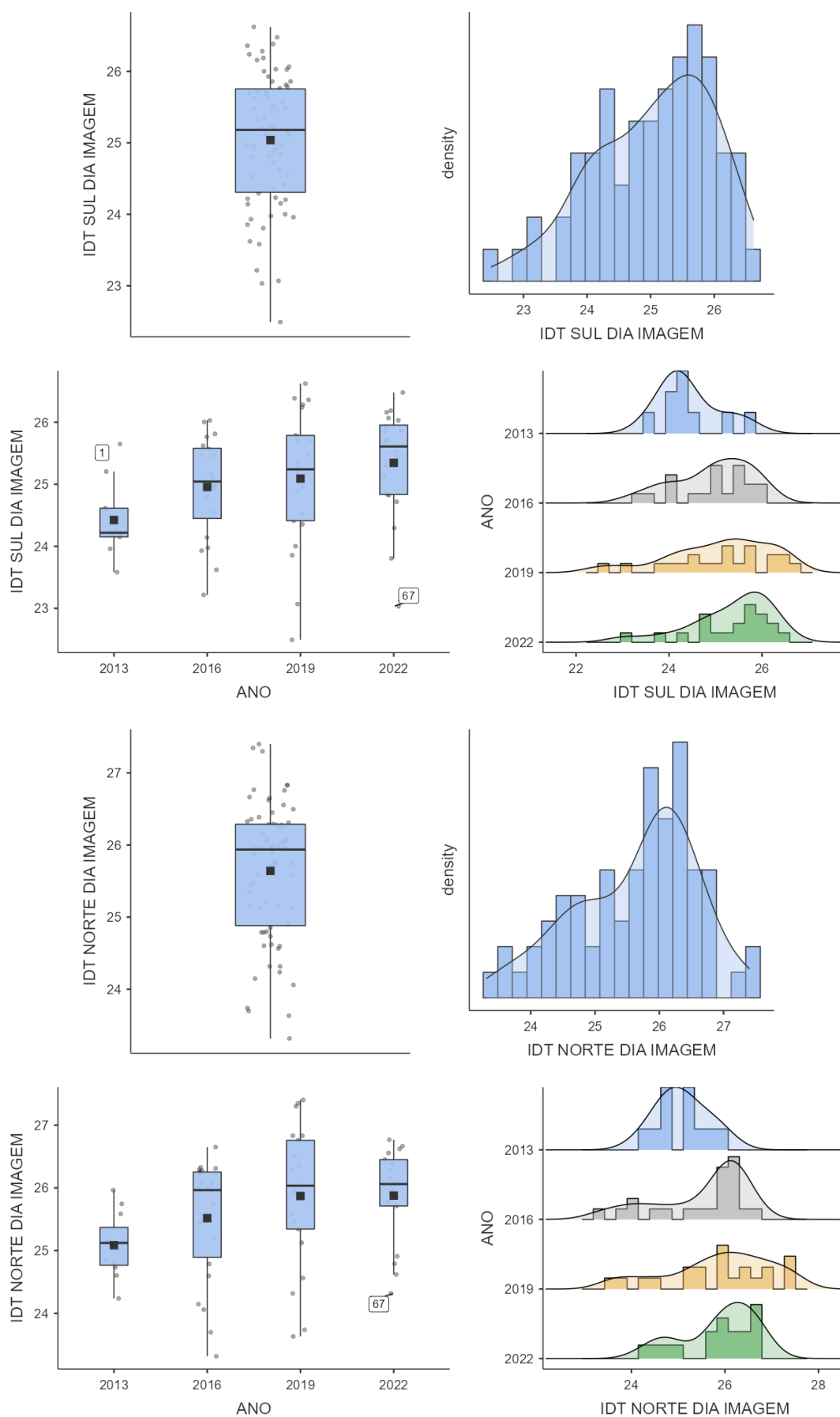
As variáveis utilizadas no estudo foram submetidas ao teste de normalidade Shapiro-Wilk para determinar o comportamento dos dados e auxiliar na escolha dos testes estatísticos mais apropriados. Os resultados indicaram que as variáveis LST, NDVI e BU seguem uma distribuição normal ($p\text{-valor} > 0,05$), o que permite o uso de métodos paramétricos para análise. No entanto, as variáveis IDT estação Norte, $T_{ar} \text{ } ^\circ\text{C}$ Norte, UR % Norte, $T_{ar} \text{ } ^\circ\text{C}$ Sul e UR % Sul não apresentaram distribuição normal ($p\text{-valor} < 0,05$), exigindo cautela na interpretação dos resultados e buscando analisá-las através de métodos não paramétricos.

Além da verificação da normalidade, a análise dos gráficos (Figura 29) foi realizada para visualizar possíveis anomalias ou outliers, as quais são ratificadas pelos resultados na tabela 6, para $p < 0.05$. Não foram encontradas discrepâncias significativas, o que sugere que os dados são consistentes com a expectativa para o contexto do estudo.

Figura 29 - Gráficos dos índices espectrais obtidos: NDVI, LST, NDBI, LULC e os dados de desconforto térmico IDT da cidade de João Pessoa







Fonte: Autora (2024).

Para investigar a relação entre as ilhas de calor urbana superficial, ocupação do solo e desconforto térmico, foram aplicadas tanto a Correlação de Pearson quanto a Correlação de Spearman para todas as variáveis. A aplicação da Correlação de Pearson foi justificada pela normalidade das variáveis LST, NDVI e BU, que permitem uma análise paramétrica da associação linear. Já a Correlação de Spearman foi aplicada para todas as variáveis, independentemente da normalidade, oferecendo uma medida da associação monotônica, o que é especialmente útil para variáveis que não seguem uma distribuição normal (Hoffman, 2015).

Essa abordagem dupla (Pearson e Spearman) garante uma análise robusta das relações entre as variáveis, permitindo uma compreensão mais abrangente dos dados e suas interações.

Dado que as variáveis LST e IDT são respostas térmicas, e considerando a necessidade de uma análise mais detalhada das variações climáticas, foi adotada uma abordagem adicional para analisar os dados ao longo do ano e também segmentá-los por períodos climáticos, especificamente as temporadas seca e chuvosa. A Tabela 7 ilustra a distribuição percentual dos dados durante esses períodos climáticos, mostrando um equilíbrio entre os períodos seco e chuvoso.

Tabela 7 - Percentual de dados por períodos climáticos					
Períodos climáticos	LST, NDVI, BU E ANO (N)	(%)	IDT SUL (N)	IDT NORTE (N)	(%)
CHUVOSO	36	49%	32	34	46%
SECO	38	51%	39	37	50%

Fonte: Autora (2024).

A distribuição dos dados foi equilibrada entre as estações seca e chuvosa, com uma média de 49% de dados para cada período. Esse equilíbrio é essencial para realizar uma análise representativa das variáveis no contexto climático específico de João Pessoa. A separação dos dados por sazonalidade permite uma melhor avaliação das respostas térmicas dos índices espectrais (LST) e dos dados de desconforto térmico (IDT). O regime pluviométrico, que afeta a umidade relativa do ar e a atividade fotossintética da vegetação, tem um impacto significativo no NDVI e nas medições de desconforto térmico (Werneck, 2022). Analisando os dados separadamente para as temporadas seca e chuvosa, conseguimos compreender melhor as variações provocadas pelas condições climáticas e obter uma visão mais detalhada das interações entre as variáveis.

5.7 ANÁLISES DE CORRELAÇÃO DE PEARSON

Neste estudo foram usados indicadores para investigar o quanto as variáveis tem relação entre si, com a correlação de Pearson (r) teve a finalidade analisar o comportamento dos dados. Na Tabela 8, estão dispostas as matrizes de correlação obtidas entre as variáveis o NDVI, LST, BU e os dados de desconforto térmico IDT calculado para estação da Zona Norte e Zona Sul da Cidade, a fim de se analisar localmente esse parâmetro estatístico.

	BU	LST	NDVI	IDT estação Sul
BU	—			
LST	0.437 ***	—		
NDVI	-0.826 ***	0.307 **	—	
IDT estação Sul	0.141	0.238 *	-0.170	—

Fonte: Autora (2024).

A análise da matriz de correlação de Pearson entre as variáveis BU (Índice de Construção), LST e NDVI revelou relações significativas que confirmam a hipótese inicial e destacam aspectos importantes sobre o ambiente urbano e suas interações.

A correlação positiva moderada entre BU e LST ($r = 0.437$, $p < 0.001$) sugere que áreas com maior densidade de construção tendem a registrar temperaturas de superfície mais elevadas, evidenciando a contribuição do desenvolvimento urbano para o efeito das ilhas de calor (Oliveira Borges et al., 2022). Essa observação reforça o conhecimento de que a urbanização influencia diretamente a elevação das temperaturas locais, mas o que se destaca aqui é a intensidade dessa relação e como ela se manifesta em contextos específicos de uso do solo.

Por outro lado, a forte correlação negativa entre BU e NDVI ($r = -0.826$, $p < 0.001$) confirma a expectativa de que o aumento do índice de construção está associado a uma redução significativa da cobertura vegetal. Essa Embora seja uma relação conhecida, a presente análise oferece um entendimento mais detalhado ao associar essa perda de vegetação reflete no não apenas ao aumento da temperatura, com mas também às suas implicações para o conforto térmico externo (cidades, intraurbanas) e qualidade de vida urbana. Tais análises são ratificadas por Werneck (2022), pois com menor cobertura vegetal implica na diminuição da a

capacidade das áreas urbanas de regular a temperatura através da evapotranspiração e sombreamento, o que é crucial para mitigar o desconforto térmico.

A correlação negativa moderada entre LST e NDVI ($r = -0.307$, $p < 0.01$) apesar de moderada mostra reforça a importância das áreas verdes como reguladoras naturais de temperatura, indicando que a presença de vegetação poderá efetivamente reduzir as temperaturas de superfície. E Lopes; Emmanuela; Hora (2023) sublinha o papel essencial da vegetação urbana não apenas como uma ferramenta, mas como um componente chave na formulação de estratégias de adaptação climática.

Esses resultados têm implicações diretas para políticas públicas e planejamento urbano. Ao identificar como diferentes padrões de índice de construção e cobertura vegetal influenciam as temperaturas e condições de umidade, torna-se possível orientar políticas de desenvolvimento urbano mais sustentáveis. Recomenda-se que planejadores urbanos integrem indicadores como LST, NDVI e IDT no nível de unidade de gerenciamento de planejamento regulatório para promover medidas eficazes de mitigação dos efeitos das ilhas de calor urbanas (UHI). Tais medidas poderiam incluir a implementação de corredores verdes, a preservação de áreas vegetadas existentes e a promoção de infraestrutura verde como parte das regulamentações de construção e planejamento (Gartland, 2011).

Em síntese, a análise não apenas reforça as relações já conhecidas entre o índice de construção, redução da vegetação e aumento de temperatura, mas também fornece *insights* valiosos sobre como a variação espacial e as condições microclimáticas devem ser consideradas no planejamento urbano. Com esses dados, é possível desenvolver políticas públicas mais eficazes que promovam cidades resilientes e confortáveis frente às mudanças climáticas (Cai et al. 2019).

5.8 ANÁLISES DE CORRELAÇÃO DE SPEARMAN

Embora seja amplamente reconhecido que a substituição da vegetação por construções tende a formar ilhas de calor devido ao aumento da temperatura, é essencial examinar essas relações de forma mais detalhada e destacar a necessidade de apresentar provas específicas. Como há variáveis que não possuem distribuição normal (Tabela 6), realizou-se análises das relações entre todas as variáveis utilizando o teste não paramétrico de Spearman, onde as relações já apresentadas podem ser ratificadas.

Buscando entender a relação entre as ilhas de calor urbana superficial, a ocupação do solo e o índice de desconforto térmico de Thom em áreas da cidade de João Pessoa, decidiu-se

realizar análises de correlação envolvendo os índices espectrais obtidos (NDVI, LST, BU) e os dados de IDT para cada ano e em cada estação estudada. É importante ressaltar que, apesar das evidências gerais, é necessário comprovar afirmações relacionadas às variabilidades locais, aos dados climáticos específicos e às implicações para políticas públicas.

Por outro lado, enfatiza-se que certas evidências precisam ser analisadas através de relações, tendo em vista o fortalecimento das suposições levantadas nessa dissertação, e a validade das conclusões justifica a implementação de ações práticas. Nesta pesquisa percebe-se variabilidades locais e condições climáticas específicas, e ressaltar a importância dessas correlações é essencial para garantir que as implicações para políticas públicas sejam baseadas em dados concretos e robustos. Evidências com rigor científico colabora na eliminação de dúvidas, fornecendo uma base sólida para futuras pesquisas, contribuindo assim para um entendimento mais profundo das complexidades ambientais e urbanas que influenciam o desconforto térmico em áreas urbanas, que nesta pesquisa utiliza-se como referência o Índice de Desconforto de Thom (IDT).

A Tabela 9 apresenta os resultados da correlação de Spearman para todo o período de estudo (2013, 2016, 2019 e 2022). Mesmo diante do que pode parecer evidente, é fundamental garantir que conclusões e intervenções em João Pessoa sejam baseadas em evidências sólidas, conforme apresentado nesta dissertação.

Tabela 9 - Correlação de Spearman

	NDVI	BU	LST	T_ar °C Sul	UR % Sul	IDT estação Sul	T_ar °C Norte	UR % Norte	IDT estação Norte
BU	- 0,78***	-	-	-	-	-	-	-	-
LST	-0,24*	0,42***	-	-	-	-	-	-	-
T_ar °C Sul	-0,2	0,12	0,28*	-	-	-	-	-	-
UR % Sul	0,31**	-0,27*	-0,4***	-0,44***	-	-	-	-	-
IDT estação Sul	-0,12	0,07	0,15	0,92***	-0,09	-	-	-	-
T_ar °C Norte	-0,24*	0,18	0,36**	0,9***	- 0,49***	0,79***	-	-	-
UR % Norte	0,13	-0,12	-0,32**	-0,31**	0,77***	-0,04	- 0,51***	-	-
IDT estação Norte	-0,23	0,17	0,24*	0,88***	-0,23	0,89***	0,91***	-0,14	-

Fonte: Autora (2024).

A matriz de correlação mostra relações importantes entre variáveis urbanas e climáticas, destacando a necessidade de evidências específicas para João Pessoa. A correlação negativa entre o NDVI e o Índice de Construção (BU) ($r = -0,78$, $p < 0,001$) indica que áreas mais urbanizadas têm menor cobertura vegetal, enquanto a correlação positiva entre LST e BU ($r = 0,42$, $p < 0,001$) sugere que regiões com maior densidade de construções tendem a ser mais quentes, contribuindo para a intensificação das ilhas de calor.

Também se observa a influência da vegetação e da umidade no conforto térmico. A correlação positiva entre NDVI e UR % Sul ($r = 0,31$, $p < 0,01$) sugere que áreas com maior cobertura vegetal são mais úmidas, o que pode mitigar o desconforto térmico, reforçando o papel da vegetação na modulação das temperaturas e da umidade relativa (Costa et al., 2024).

Em relação ao IDT, a temperatura do ar, tanto na estação Sul quanto na estação Norte, apresenta uma forte correlação positiva com o IDT ($r = 0,91$, $p < 0,001$), indicando que temperaturas mais altas estão associadas a maior desconforto térmico. Embora essa relação seja previsível, dado que o IDT utiliza temperatura e umidade relativa em seu cálculo, a correlação com outras variáveis, como a LST, sugere que intervenções no ambiente construído podem influenciar o conforto térmico (Pioppi; Pigliautile; Pisello, 2020).

A urbanização, com a redução da cobertura vegetal e o aumento das superfícies construídas, parece intensificar o desconforto térmico nas áreas estudadas. Portanto, estratégias que priorizem a vegetação urbana e a gestão do uso do solo podem ajudar a mitigar os efeitos das ilhas de calor e melhorar o conforto térmico nas cidades. Essas observações são relevantes para a formulação de políticas públicas voltadas à promoção de ambientes urbanos mais habitáveis e resilientes às mudanças climáticas (Krehbiel; Zhang; Henebry, 2017).

5.9 ANÁLISES TENDÊNCIAS ATRAVÉS DO TESTE DE MANN-KENDALL

Para compreender como as condições climáticas e urbanísticas afetam o desconforto térmico em João Pessoa, foi aplicado o teste de Mann-Kendall (MK) - (Tabela 10). Este teste visa identificar tendências temporais nas variáveis relacionadas às ilhas de calor urbana, ocupação do solo e desconforto térmico, ajudando a esclarecer como essas variáveis evoluem ao longo do tempo e qual seu impacto no conforto térmico.

Tabela 10 - Teste de Mann-Kendall		
Variáveis	S	valor p
NDVI	-0,013	0,877
BU	0,013	0,874
LST	-0,079	0,325
T_ar °C Sul	0,182	0,026*
UR % Sul	-0,132	0,107
IDT estação Sul	0,134	0,102
T_ar °C Norte	0,196	0,0160*
UR % Norte	-0,117	0,149
IDT estação Norte	0,176	0,031

Fonte: Autora (2024).

Os resultados do teste de MK revelaram que:

- A temperatura do ar nas estações Sul ($S = 0,182$, $p = 0,026$) e Norte ($S = 0,196$, $p = 0,016$) apresenta tendências crescentes significativas, indicando um aumento na temperatura ao longo do tempo. Isso pode contribuir para a intensificação da ICU.
- O IDT na estação Norte mostrou uma tendência crescente significativa ($S = 0,176$, $p = 0,031$), que sugere que o desconforto térmico tende a aumentar e associado ao aumento da temperatura.

As demais variáveis, como NDVI, BU, LST e UR% média em ambas as estações, não apresentaram tendências significativas ao longo dos quatro anos analisados. É importante ressaltar que, embora os dados anuais possam parecer insuficientes para detectar tendências robustas, as estimativas foram baseadas em dados diários, permitindo uma análise mais detalhada das variações temporais dessas variáveis. Mesmo que essas variações não apontem para tendências temporais consistentes ao longo do período analisado, os resultados são essenciais para compreender a influência combinada das condições climáticas e da urbanização sobre o desconforto térmico em João Pessoa. Esses achados fornecem subsídios importantes para a formulação de estratégias de gestão das ilhas de calor urbano, visando à melhoria do conforto térmico nas áreas urbanizadas da cidade (Pioppi; Pigliautile; Pisello, 2020).

6 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

A relação entre ICU superficial, ocupação do solo e o IDT para João Pessoa é investigada, com destaque para o processo de urbanização e identificado pelo aumento das áreas construídas (BU) e pela redução da cobertura vegetal (NDVI), que por sua vez está associada ao aumento das temperaturas de superfície (LST) e no agravamento do desconforto térmico.

As análises de correlação entre LST, NDVI e BU para diferentes anos e estações meteorológicas confirmam a conexão entre urbanização e o aumento da ICU. Destaque para correlação positiva moderada entre BU e LST ($r = 0.437$, $p < 0.001$), no qual sugere que áreas com maior densidade de construção tendem a registrar LST elevadas. Isso mostra que o crescimento urbano sem planejamento adequado contribui para intensificação da ICU. Há alta correlação negativa entre BU e NDVI ($r = -0.826$, $p < 0.001$), isso confirma o aumento das áreas construídas e, conseqüentemente à redução da vegetação. Tal diminuição da cobertura vegetal compromete a capacidade de regulação térmica das áreas urbanas, o que é essencial para mitigar os efeitos da ICU e melhorar o conforto térmico.

O IDT obtido para avaliação das condições de conforto térmico na cidade via teste de Mann-Kendall mostra tendências crescentes na temperatura do ar nas porções Sul ($S = 0.182$, $p=0.026<0,05$) e Norte ($S = 0.196$, $p=0.016<0,05$), seguido de aumento nas condições de desconforto térmico ao longo do tempo. Além disso, o IDT na estação Norte também apresentou uma tendência crescente ($S = 0.176$, $p = 0.031<0,05$), com sensação de desconforto térmico e aumento da temperatura.

6.1 LIMITAÇÕES DA ABORDAGEM METODOLÓGICA

Embora esta pesquisa tenha aberto oportunidades para a discussão sobre a relação entre ilhas de calor urbana superficial, ocupação do solo e índice de desconforto térmico de Thom em áreas da cidade de João Pessoa, algumas questões a limitam e requerem estudos adicionais. Primeiramente, a variabilidade dos índices espectrais (NDVI, LST, NDBI/BU e LULC) também resulta da seleção de imagens de satélite, pois os sensores disponíveis não atendem integralmente as necessidades das pesquisas em áreas urbanas na questão resolução espaço-temporal.

Sensores com alta resolução temporal, como o MODIS, possui alta resolução temporal (1 a 2 dias), entretanto a resolução espacial para a banda termal é de 1 Km. Nesse sentido, foi mantida a utilização de imagens do Landsat 8 (resolução espacial de 30 m) para o estudo do

ambiente térmico urbano na escala local. No entanto, sem dados noturnos e por um período de revisita de 16 dias, mostrando sempre um horário específico do dia

Ressalta-se também o estabelecimento de maiores critérios para seleção das imagens com menor cobertura de nuvens para melhorar a precisão das informações, os pixels contaminados pela presença de nuvens podem ser removidos por algoritmos de triagem (Zhou et al. 2018).

Finalmente, por mais que diversos trabalhos apontam uma forte correlação NDVI e a temperatura de superfície (LST) sinaliza que a queda de NDVI anual, decorrente da perda de vegetação por desmatamento e mudança dos tipos de uso e ocupação do solo, aumenta os valores de temperatura de superfície e, consequentemente, a formação das ilhas de calor urbano, não substitui as aferições das variáveis em campo com dados micrometeorológicos que impactam o conforto térmico humano e o consumo de energia.

6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Tendo em vista os resultados obtidos, sugere-se complementar as análises com informações espectrais adicionais para enriquecer o estudo. Para futuros desdobramentos da pesquisa, recomenda-se a análise das diferenças de temperatura do ar entre novas zonas (pontos locais), com dados coletados em campo em diferentes pontos da cidade, e o cálculo de novos índices de desconforto térmico, com foco no estresse térmico humano. Incorporar variáveis como umidade do ar, velocidade do vento e temperatura radiante média deve ser incentivado.

Melhorias na compreensão da relação entre ilhas de calor urbana superficial, urbanização e conforto térmico podem ser extremamente úteis para o planejamento urbano. Esses avanços podem contribuir para a definição de padrões urbanos apropriados para novos empreendimentos e para a identificação das estratégias de mitigação de calor urbano mais adequadas para cada área da cidade. Logo, perguntas de pesquisa que podem ser feitas incluem:

- Quais são os efeitos das variações na umidade do ar e na velocidade do vento sobre o conforto térmico urbano?
- Como a inclusão de variáveis adicionais, como a temperatura radiante média, pode alterar a avaliação do desconforto térmico em diferentes zonas da cidade?
- Como as estratégias de mitigação de calor urbano podem ser adaptadas para atender às necessidades específicas de diferentes áreas da cidade?

- Quais padrões urbanos são mais eficazes na redução das ilhas de calor e na melhoria do conforto térmico urbano?

Os métodos de trabalho para tais questionamentos podem ser abordadas usando SR, levantamento de dados de campanhas de campo passadas, com o planejamento de novos experimentos com medições pontuais (estações meteorológicas fixas) e transectos, ou ainda por meio de simulações numéricas.

Essas questões evocam ainda a necessidade de levantamento de parâmetros urbanísticos em escala compatível com essas análises para toda área urbana, como quantitativos de área impermeável, projeção de edificações, altura, fator de visão do céu, entre outros. Os resultados esperados englobam a melhor compreensão dos diferentes padrões da forma urbana e o clima local, proporcionando comparações entre estudos a partir de um método padronizado de classificação da morfologia urbana. Esses resultados podem contribuir para a constituição de uma base de dados mais robusta para avaliação dos impactos das estratégias de mitigação do calor urbano, quando necessárias, e que também devem associar fatores socioeconômicos.

REFERÊNCIAS

- Akbari, H., M. Pomerantz, e H. Taha. 2001. “Cool surfaces and shade trees to reduce energy use and improve air quality in urban areas”. *Solar Energy* 70(3):295–310. doi: 10.1016/S0038-092X(00)00089-X.
- Amorim, Margarete Cristiane de Costa Trindade. 2021. *Ilhas de calor em cidades tropicais de médio e pequeno porte: teoria e prática*. Editora Appris.
- Bezerra, Maria Izabelly Lima, Joel Silva dos Santos, e Ávilla Pessoa Aguiar. 2013. “Ilhas de Calor: Importância da Vegetação na Amenização Climática em João Pessoa\PB”. *Revista Brasileira de Geografia Física* 06(05):1275–91.
- Cai, Danlu, Klaus Fraedrich, Yanning Guan, Shan Guo, Chunyan Zhang, e Xiuhua Zhu. 2019. “Urbanization and climate change: Insights from eco-hydrological diagnostics”. *Science of The Total Environment* 647:29–36. doi: 10.1016/j.scitotenv.2018.07.319.
- CAPUTO, Carlos Roberto, e Margarete Cristiane de Costa Trindade AMORIM. 2021. “A formação de ilhas de calor em cidade pequena: o estudo de Osvaldo Cruz/SP/Brasil”. *Revista Brasileira de Climatologia* 29:359–82. doi: 10.5380/abclima.
- Carvalho Da Silveira, Paula, Claudia Guimarães, Camargo Campos, Eder Alexandre, Schatz Sá, Leonardo Josué Biffi, e Julia Cucco Dalri. 2023. “ANÁLISE DAS SUPERFÍCIES URBANAS PARA IDENTIFICAÇÃO DE ILHAS DE CALOR ATRAVÉS DA APLICAÇÃO DE ÍNDICES RADIOMÉTRICOS E DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE Analysis of urban surfaces to identify heat islands through the application of radiometric indexes and surfac”. *Revista Brasileira de Climatologia* 33:329–53.
- Carvalho, Guilhardo Barros Moreira de, Luiz Bueno da Silva, Ricardo Victor Rodrigues Barbosa, e Erivaldo Lopes de Souza. 2023. “Análise da verticalização no microclima urbano e conforto térmico - Estudo de caso”. *Xvii Encontro Nacional De Conforto No Ambiente Construído* 17:1–10. doi: 10.46421/encac.v17i1.3731.
- Costa, G. A., A. R. Santos, D. B. Pirovani, H. M. Dias, R. C. F. Carvalho, J. R. Carvalho, K. B. Souza, T. R. Moreira, R. G. Silva, A. P. Senhorelo, e S. H. Kunz. 2024. “Geotechnologies Applied To the Behavioral Study of Urban Heat Islands”. *Mercator (Fortaleza)* 22:e22022.
- Duarte, Manuela de Luna Freire. 2010. “Comportamento microclimático urbano: estudo de caso de um recorte urbano em João Pessoa-PB”.
- Ferreira, Bárbara Carlos, André Luiz, Dantas Estevam, e Diego Corrêa Maia. 2022. “Clima Urbano, Ilhas de Calor e Conforto Térmico nos Bairros do Cabula e Pernambués no Centro Urbano de Salvador (BA)”. 06:2768–80.
- Ferreira Neto, João Batista, Gabriel Pereira, e João Paulo Assis Gobo. 2023. “Normal climatológica do conforto térmico das cidades que já sediaram o ENCAC/ELACAC”. *Xvii Encontro Nacional De Conforto No Ambiente Construído* 17:1–5. doi: 10.46421/encac.v17i1.3787.
- Fitz, Paulo Roberto. 2018. *Geoprocessamento sem complicação*. Oficina de textos.

Florenzano, Teresa Gallotti. 2007. *Iniciação em sensoriamento remoto*. Oficina de textos.

Francisco, Paulo Roberto Megna, João Miguel de Moraes Neto, Viviane Farias Silva, George Do Nascimento Ribeiro, e Djail Santos. 2023. “Avaliação Da Dinâmica Temporal Da Cobertura E Uso Das Terras Do Município De Patos-Pb Utilizando Mapbiomas”. *Geo UERJ* (42):e66971. doi: 10.12957/geouerj.2023.66971.

FRANCISCO RESENDE DE ALBUQUERQUE, JOEL SILVA DOS SANTOS GUTIERRES, ELLEN KÉVELLEN DIÓGENES DE ARAÚJO MOURA PESSOA, e HENRIQUE ELIAS. 2021. “ANOMALIAS TÉRMICAS E SUA RELAÇÃO COM DESVIOS TÉRMICO SURBANOS EM FRAGMENTOS INTRAURBANOS NA REGIÃO METROPOLITANA DE JOÃO PESSOA”. (November):30–47. doi: 10.13140/RG.2.2.11935.69282.

Gartland, Lisa. 2011. *Ilhas de calor: como mitigar zonas de calor em áreas urbanas*. Oficina de textos.

Gusson, Carolina S. 2020. “O impacto da verticalização no microclima urbano e no conforto térmico na escala do pedestre: o papel da geometria e da envoltória dos edifícios”. *Tese (Tecnologia da Arquitetura)*:268.

Gustavo, Luis, Pontes Fernandes, e Bartolomeu Israel. 2019. “Crescimento Demográfico da Paraíba”. 1–18.

He, Chunyang, Peijun Shi, Dingyong Xie, e Yuanyuan Zhao. 2010. “Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach”. *Remote Sensing Letters* 1(4):213–21. doi: 10.1080/01431161.2010.481681.

IBGE. 2019. *MANUAIS TÉCNICOS EM GEOCIÊNCIAS - Acesso e Uso de Dados Geoespaciais*.

IBGE. 2022. “Censo demográfico 2022: População e domicílios”. 75.

Jimenez-Munoz, Juan C., Jose A. Sobrino, Drazen Skokovic, Cristian Mattar, e Jordi Cristobal. 2014. “Land Surface Temperature Retrieval Methods From Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data”. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 11(10):1840–43. doi: 10.1109/LGRS.2014.2312032.

Kleerekoper, Laura, Marjolein Van Esch, e Tadeo Baldiri Salcedo. 2012. “How to make a city climate-proof, addressing the urban heat island effect”. *Resources, Conservation and Recycling* 64:30–38. doi: 10.1016/j.resconrec.2011.06.004.

Landsberg, Helmut E. 1981. “Urban Energy Fluxes”. *The Urban Climate* 53–82.

Lima, Lincon de Carvalho, Solange Maria Leder, Luiz Bueno da Silva, e Erivaldo Lopes de Souza. 2019. “Conforto térmico em espaços abertos no clima quente e úmido: estudo de caso em um parque urbano no Bioma Mata Atlântica”. *Ambiente Construído* 19(2):109–27. doi: 10.1590/s1678-86212019000200311.

Lombardo, Magda Adelaide. 1988. “A ilha de calor de São Paulo”. *Revista Ambiente* 2(1):14–18.

Lopes, Silva, Karla Emmanuela, e Ribeiro Hora. 2023. “MODELO DE REGRESSÃO PARA IDENTIFICAÇÃO DE ILHA DE CALOR: UM MAPEAMENTO SISTEMÁTICO REGRESSION MODEL FOR HEAT ISLAND IDENTIFICATION: A SYSTEMATIC MAPPING A cidade é uma organização muito antiga , que marca sua presença na história por meio”. 1–16.

Ma, Jun-yang, Man-yao Li, Ze-zheng Qi, Ming Fu, Tian-feng Sun, Hany M. Elsheikha, e Wei Cong. 2021. “Jo ur l P of”. *Science of the Total Environment* 150562.

Manawadu, L., e V. P. I. S. Wijeratne. 2022. “The Methodological Approach of Assessing Urban Vertical Expansion Using Satellite Remote Sensing Techniques”. P. 165–78 in.

Marçal, Nely Alexandre, Richarde Marques da Silva, Celso Augusto Guimarães Santos, e Joel Silva dos Santos. 2019. “Analysis of the environmental thermal comfort conditions in public squares in the semiarid region of northeastern Brazil”. *Building and Environment* 152(January):145–59. doi: 10.1016/j.buildenv.2019.02.016.

Martins, Paula Dieb, e Doralice Sátyro Maia. 2019. “Da Nova Malha Urbana Ao Tecido Consolidado: a Expansão Urbana Através Da Produção Imobiliária Em João Pessoa – Pb”. *Geo UERJ* (35):e44244. doi: 10.12957/geouerj.2019.44244.

Mendes, Tamires Gabryele de Lima, Rafael Silva dos Anjos, Tânelly Neria Santos, Ayobami Moreira, Badiru, e Ranyere Silva Nóbrega. 2019. “Journal of Environmental Scientific approach on heat islands in Recife-PE”. *Journal of Environmental Analysis and Progress* 01:1–13.

Nascimento, Maxsuel Bezerra, Israel Walter Hilário Silva, e Claudio Moises. 2024. “Artigo de Pesquisa NOS MUNICÍPIOS DE JOÃO PESSOA E CAMPINA GRANDE , ESTADO DA PARAÍBA ENTRE 1981 A 2020 Climatological normals of rainfall in the municipalities of João Pessoa and Campina Grande , state of Paraíba between 1981 and 2020 regime pluviométric”. 110:91–110.

Nery, Jussana, Telma Andrade, e Tereza Moura. 2006. “Conforto térmico em Salvador: o índice PET e sua abordagem projetual”. *RUA: Revista de urbanismo e arquitetura* 7(1).

Nóbrega, Ranyére Silva, e Thiago Verçosa da Silva Lemos. 2011. “O Microclima E O (Des) Conforto Térmico Em Ambientes Abertos Na Cidade Do Recife”. *Revista de Geografia* 28(1):93–109.

de Oliveira Moura, Marcelo, Maria Elisa Zanella, e Marta Celina Linhares Sales. 2010. “CONFORTO TÉRMICO EM FORTALEZA-CE”. *Revista da ANPEGE* 6(06):177–89.

Patel, Shikha, Madhavi Indraganti, e Rana N. Jawarneh. 2024. “A comprehensive systematic review: Impact of Land Use/ Land Cover (LULC) on Land Surface Temperatures (LST) and outdoor thermal comfort”. *Building and Environment* 249(August 2023):111130. doi: 10.1016/j.buildenv.2023.111130.

Pioppi, Benedetta, Ilaria Pigliautile, e Anna Laura Pisello. 2020. “Human-centric microclimate analysis of Urban Heat Island: Wearable sensing and data-driven techniques for identifying mitigation strategies in New York City”. *Urban Climate* 34(September):100716. doi:

10.1016/j.uclim.2020.100716.

Ribeiro, Edson Leite. 2020. “Impactos de grandes Programas de Habitação de Interesse Social na estrutura das cidades : o caso de João Pessoa - PB”. 2:81–96.

Rocha, Paula Isabella de Oliveira, Ana Paula Xavier Dantas, Celso Augusto Guimarães Santos, e Richarde Marques da Silva. 2024. “Assessing urban forest decline and predicting future expansion: a spatial analysis and modeling approach in João Pessoa City, Brazil”. *Modeling Earth Systems and Environment* 10(3):3923–40. doi: 10.1007/s40808-024-01983-8.

Santos, Joel Silva dos. 2012. “Campo Térmico Urbano e a sua Relação com o Uso e Cobertura do Solo em Cidade Tropical Úmida (Thermal Urban Field and its Relation to the Use and Land Cover in a Humid Tropical City)”. *Revista Brasileira de Geografia Física* 5(3):540–57. doi: 10.26848/rbgf.v5i3.232851.

SANTOS, Joel Silva dos. 2011. “Campo térmico urbano e a sua relação com o uso e cobertura do solo em uma cidade tropical úmida.”

Santos, Joel Silva dos, Vicente de Paulo Rodrigues da Silva, Eduardo Rodrigues da Silva, Lincoln Eloi de Araújo, e Angelina Dias Leão Costa. 2012. “Campo Térmico Urbano e a sua Relação com o Uso e Cobertura do Solo em Cidade Tropical Úmida”. *Revista Brasileira de Geografia Física* 03:540–57.

Shimabukuro, Yosio E., e Bernardo F. T. Rudorff. 2006. “Dados do sensor MODIS para o mapeamento e monitoramento da cobertura vegetal e uso da terra Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE Divisão de Sensoriamento Remoto Av . dos Astronautas 1758 – Caixa Postal 515 12201-970 - São José dos Campos , SP ”. 929–38.

Silva, Regiane Aparecida de Souza e Silva. 2020. “As mudanças no uso e cobertura da terra e sua influência na geração de ilhas de calor urbana da superfície e conforto térmico em João Pessoa, Paraíba”.

Da Silva, Vicente De Paulo Rodrigues, Pedro Vieira De Azevedo, Robson Souto Brito, e João Hugo Baracuy Da Cunha Campos. 2010. “Evaluating the urban climate of a typically tropical city of northeastern Brazil”. *Environmental Monitoring and Assessment* 161(1–4):45–59. doi: 10.1007/s10661-008-0726-3.

de Sousa, Cynthia Alves Félix, José Augusto Ribeiro da Silveira, Celso Augusto Guimarães Santos, e Richarde Marques da Silva. 2023. “A methodological proposal to analyze urban sprawl, negative environmental impacts, and land degradation in the case of João Pessoa City (Brazil) between 1991 and 2018”. *Environmental Monitoring and Assessment* 195(6):738. doi: 10.1007/s10661-023-11325-3.

Souza, Carlos M., Julia Z. Shimbo, Marcos R. Rosa, Leandro L. Parente, Ane A. Alencar, Bernardo F. T. Rudorff, Heinrich Hasenack, Marcelo Matsumoto, Laerte G. Ferreira, Pedro W. M. Souza-Filho, Sergio W. de Oliveira, Washington F. Rocha, Antônio V. Fonseca, Camila B. Marques, Cesar G. Diniz, Diego Costa, Dyeden Monteiro, Eduardo R. Rosa, Eduardo Vélez-Martin, Eliseu J. Weber, Felipe E. B. Lenti, Fernando F. Paternost, Frans G. C. Pareyn, João V. Siqueira, José L. Viera, Luiz C. Ferreira Neto, Marciano M. Saraiva, Marcio H. Sales, Moises P. G. Salgado, Rodrigo Vasconcelos, Soltan Galano, Vinicius V. Mesquita, e Tasso Azevedo.

2020. “Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine”. *Remote Sensing* 12(17):2735. doi: 10.3390/rs12172735.
- de Souza e Silva, Regiane, Richarde Marques da Silva, Anne Falcão de Freitas, Joel Silva dos Santos, Celso Augusto Guimarães Santos, e Eduardo Rodrigues Viana de Lima. 2022. “Thermal comfort conditions at microclimate scale and surface urban heat island in a tropical city: A study on João Pessoa city, Brazil”. *International Journal of Biometeorology* 66(6):1079–93. doi: 10.1007/s00484-022-02260-y.
- Souza, Jussara Freire de, Richarde Marques Silva, e Alexandro Medeiros Silva. 2016. “Influência do uso e ocupação do solo na temperatura da superfície: o estudo de caso de João Pessoa - PB”. *Ambiente Construído* 16(1):21–37. doi: 10.1590/s1678-86212016000100058.
- Steadman, R. G. 1979. “The Assessment of Sultriness. Part I: A Temperature-Humidity Index Based on Human Physiology and Clothing Science”. *Journal of Applied Meteorology* 18(7):861–73. doi: 10.1175/1520-0450(1979)018<0861:TAOSPI>2.0.CO;2.
- Thom, E. C. 1959. “The Discomfort Index”. *Weatherwise* 12(2):57–61. doi: 10.1080/00431672.1959.9926960.
- Voogt, J. A., e T. R. Oke. 2003. “Thermal remote sensing of urban climates”. *Remote Sensing of Environment* 86(3):370–84. doi: 10.1016/S0034-4257(03)00079-8.
- Werneck, Daniela Rocha. 2022. “Variabilidade da temperatura de superfície diurna entre as zonas climáticas locais (LCZ): um estudo para a área urbana do Distrito Federal”.
- Yin, Zhengtong, Zhixin Liu, Xuan Liu, Wenfeng Zheng, e Lirong Yin. 2023. “Urban heat islands and their effects on thermal comfort in the US: New York and New Jersey”. *Ecological Indicators* 154(November 2022):110765. doi: 10.1016/j.ecolind.2023.110765.
- Zha, Y., J. Gao, e S. Ni. 2003. “Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery”. *International Journal of Remote Sensing* 24(3):583–94. doi: 10.1080/01431160304987.
- Zhang, Danni, Chang Liu, Jiansheng Wu, e Hongliang Wang. 2024. “A satellite-based approach for thermal comfort simulation: A case study in the GBA”. *Urban Climate* 53(March 2023):101776. doi: 10.1016/j.uclim.2023.101776.
- Zhang, Xiaodong, Ji Zhou, Shunlin Liang, e Dongdong Wang. 2021. “A practical reanalysis data and thermal infrared remote sensing data merging (RTM) method for reconstruction of a 1-km all-weather land surface temperature”. *Remote Sensing of Environment* 260(2006). doi: 10.1016/j.rse.2021.112437.
- Zhou, Decheng, Jingfeng Xiao, Stefania Bonafoni, Christian Berger, Kaveh Deilami, Yuyu Zhou, Steve Frolking, Rui Yao, Zhi Qiao, e José A. Sobrino. 2018. “Satellite Remote Sensing of Surface Urban Heat Islands: Progress, Challenges, and Perspectives”. *Remote Sensing* 11(1):48. doi: 10.3390/rs11010048.
- Zhu, Zhe, Yuyu Zhou, Karen C. Seto, Eleanor C. Stokes, Chengbin Deng, Steward T. A.

Pickett, e Hannes Taubenböck. 2019. "Understanding an urbanizing planet: Strategic directions for remote sensing". *Remote Sensing of Environment* 228(May):164–82. doi: 10.1016/j.rse.2019.04.020.

APÊNDICE A- INFORMAÇÕES DAS IMAGENS UTILIZADAS

Informações das imagens utilizadas							
Item	Arquivo imagem	Data da Imagem	Períodos climáticos	T média, diária Estação Sul	UR, diária Estação Sul	T média, diária Estação Norte	UR, diária Estação Norte
1	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130525	25/05/2013	Chuvoso	26,83	82,5	27,38	80
2	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130610	10/06/2013	Chuvoso	25,21	78,666667	26,66	73
3	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130626	26/06/2013	Chuvoso	NA	NA	25,86	83
4	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130712	12/07/2013	Chuvoso	NA	NA	25,22	91,75
5	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130728	28/07/2013	Chuvoso	25,37	70,083333	26,18	69,75
6	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130813	13/08/2013	Chuvoso	25,80	73,375	25,94	78,75
7	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130914	14/09/2013	Seco	25,25	82,416667	26,06	85,25
8	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20130930	30/09/2013	Seco	25,98	72,291667	26,9	74,25
9	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20131016	16/10/2013	Seco	26,71	68,75	27,54	72,75
10	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20131101	01/11/2013	Seco	25,60	77,125	25,66	91,75
11	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20131203	03/12/2013	Seco	27,04	73,375	27,58	74,5
12	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160126	26/01/2016	Seco	27,96	70,958333	28,42	71,75
13	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160211	11/02/2016	Seco	27,15	70,666667	27,5	71,25
14	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160227	27/02/2016	Seco	27,76	75,875	28,3	74
15	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160314	14/03/2016	Chuvoso	27,69	73,375	27,46	79
16	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160330	30/03/2016	Chuvoso	27,02	85,583333	27,22	86,5
17	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160415	15/04/2016	Chuvoso	26,55	83,666667	26,58	90,75
18	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160501	01/05/2016	Chuvoso	25,05	91,25	25,62	93,25
19	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160517	17/05/2016	Chuvoso	26,77	80,541667	27,58	77,5
20	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160602	02/06/2016	Chuvoso	NA	NA	27,42	81,25
21	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160618	18/06/2016	Chuvoso	25,57	73	25,6	74,75
22	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160704	07/07/2016	Chuvoso	24,90	83,708333	25,88	79,5
23	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160720	20/07/2016	Chuvoso	24,22	81,208333	25,08	76,25

24	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160805	05/08/2016	Chuvoso	NA	NA	24,24	82,75
25	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160821	21/08/2016	Chuvoso	26,19	68,125	26,82	70
26	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160906	06/09/2016	Seco	25,21	73	25,72	74,5
27	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20160922	22/09/2016	Seco	26,73	73,791667	27,54	75
28	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20161008	08/10/2016	Seco	26,74	72,875	28,1	71,75
29	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20161024	24/10/2016	Seco	26,76	70,958333	27,74	77
30	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20161109	09/11/2016	Seco	27,208696	70,652174	28,02	76,75
31	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20161125	25/11/2016	Seco	27,13913	68,869565	28,26	73,25
32	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20161211	11/12/2016	Seco	27,995652	68	28,7	73,75
33	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20161227	27/12/2016	Seco	27,678261	70,869565	28,46	72
34	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190102	02/01/2019	Seco	27,766667	71,625	28,82	70,5
35	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190118	18/01/2019	Seco	27,991667	69,25	28,1	75,75
36	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190203	03/02/2019	Seco	26,175	85	27,82	85,5
37	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190219	19/02/2019	Seco	28,234783	75,173913	28,98	79,5
38	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190307	07/03/2019	Chuvoso	28,0625	69,5	28,98	73
39	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190323	23/03/2019	Chuvoso	28,208333	78,958333	29,04	79,5
40	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190408	08/04/2019	Chuvoso	28,345833	74,25	29,1	71,75
41	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190424	24/04/2019	Chuvoso	27,854167	78	27,7	81,5
42	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190510	10/05/2019	Chuvoso	28,125	75,416667	29,04	78,25
43	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190526	26/05/2019	Chuvoso	26,570833	81,625	27,42	80,5
44	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190611	11/06/2019	Chuvoso	26,375	77,208333	26,88	81
45	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190627	27/06/2019	Chuvoso	25,154167	80,333333	26,28	73,5
46	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190713	13/07/2019	Chuvoso	25,4125	82,375	26,24	82,75
47	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190729	29/07/2019	Chuvoso	24	82,166667	24,76	80
48	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190830	30/08/2019	Chuvoso	23,466667	80,25	24,88	80
49	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20190915	15/09/2019	Seco	25,445833	73,583333	25,72	77,25
50	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20191001	01/10/2019	Seco	26,433333	69,208333	27,38	71,25
51	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20191017	17/10/2019	Seco	26,3375	72,25	27,1	76,5
52	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20191102	02/11/2019	Seco	27,358333	65,958333	28,02	71,25
53	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20191118	18/11/2019	Seco	27,704167	69,375	28,22	69,75

54	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20191204	04/12/2019	Seco	27,766667	65,375	28,42	69
55	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220110	10/01/2022	Seco	28,2875	71,916667	27,68	86
56	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220126	26/01/2022	Seco	28,041667	70,708333	28,18	77
57	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220211	11/02/2022	Seco	28,366667	71,416667	28,5	74,75
58	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220227	27/02/2022	Seco	28,691304	65,913043	28,9	68,25
59	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220315	15/03/2022	Chuvoso	27,545455	79,363636	NA	NA
60	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220331	31/03/2022	Chuvoso	28,104167	70,916667	NA	NA
61	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220416	16/04/2022	Chuvoso	28,491667	73,833333	28,2	74,5
62	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220502	02/05/2022	Chuvoso	26,866667	85,208333	26,76	87,25
63	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220518	18/05/2022	Chuvoso	27,270833	78	27,12	80,5
64	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220619	19/06/2019	Chuvoso	26,258333	78,041667	25,92	82
65	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220705	05/07/2022	Chuvoso	26,045833	72,416667	26,48	71,75
66	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220806	06/08/2022	Chuvoso	25,020833	79	26,16	80,5
67	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220907	07/09/2022	Seco	24,475	73,708333	25,12	86,25
68	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20220923	23/09/2022	Seco	26,433333	73,875	27,54	74,5
69	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221009	09/10/2022	Seco	27,183333	73,083333	28,1	80,25
70	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221025	25/10/2022	Seco	26,854545	70,136364	27,86	74
71	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221110	10/11/2022	Seco	27,5375	66,291667	28,46	68,75
72	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221126	26/11/2022	Seco	27,630435	70,73913	28,86	73,5
73	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221212	12/12/2022	Seco	27,522727	70,909091	28,34	71,25
74	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_214065_20221228	28/12/2022	Seco	27,878261	70,391304	NA	69

Nota: Horário de passagem do Landsat 8 é de aproximadamente 13:00 h (UTC) ou 10:00 h (horário de Brasília). A classificação dos períodos climáticos conforme Köppen–Geiger, e os registros de temperatura do ar e umidade relativa do ar utilizados referem-se ao mesmo dia da passagem do satélite.

APÊNDICE B - SCRIPT UTILIZADO NO AMBIENTE DO GOOGLE EARTH ENGINE GEE

Script utilizado no ambiente do Google Earth Engine GEE

```
O presente script representa o passo a passo para análise temporal da temperatura
// // de superfície e NDVI para a cidade de João Pessoa para os anos de 2013,
// // 2016, 2019 e 2022
// // Delimitando a área de estudo através do feature collection
// var muni = ee.FeatureCollection("FAO/GAUL_SIMPLIFIED_500m/2015/level2");
// var county_name1 = 'Joao Pessoa';
// var county1 = muni.filter(ee.Filter.eq('ADM2_NAME', county_name1));
// Map.centerObject(county1.geometry(), 12);
// var muni_features = [muni.filter(ee.Filter.eq('ADM2_NAME', county_name1))];
// var joao_pessoa = ee.FeatureCollection(muni_features).flatten();
// // Map.addLayer(joao_pessoa);
// // 2013
// var col = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
//     .filterDate('2013-01-01','2014-01-01')
//     .filterBounds(joao_pessoa)
//     .median();
// // print(col);
// var ndvi = col.normalizedDifference(['SR_B5','SR_B4']).rename('NDVI'); //NDVI
// var ndvimin_max = ndvi.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print('NDVI mínimo e máximo 2013: ', ndvimin_max);
// var ndvipalette = ['FFFFFF', 'CE7E45', 'DF923D', 'F1B555', 'FCD163', '99B718',
// '74A901',
//   '66A000', '529400', '3E8601', '207401', '056201', '004C00', '023B01',
//   '012E01', '011D01', '011301'];
// var ndviVis = {min: -0.15120625212368333, max: 0.8581518540317834, palette:
ndvipalette};
// Map.addLayer(ndvi.clip(joao_pessoa), ndviVis, 'NDVI 2013');
// var min = ee.Number(ndvi.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.min(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var max = ee.Number(ndvi.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.max(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var pv = (ndvi.subtract(min).divide((max).subtract(min))).pow(ee.Number(2)); //Pv
// var a = ee.Number(0.004);
```

```

// var b = ee.Number(0.986);
// var EM = pv.multiply(a).add(b).rename('EMM'); //Emissividade
// var termal = col.select('ST_B10').multiply(0.1); // Temperatura de superfície
// var LTS = termal.expression('(T/(1+(0.00115*(T/1438))*log(e)))-273.15',{
//   'T': termal.select('ST_B10'),
//   'e': EM.select('EMM')
// }).rename('LTS');
// var min_max = LTS.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print("Temperatura de superfície mínima e máxima 2013: ', min_max);
// var palette = [
//   '040274', '040281', '0502a3', '0502b8', '0502ce', '0502e6',
//   '0602ff', '235cb1', '307ef3', '269db1', '30c8e2', '32d3ef',
//   '3be285', '3ff38f', '86e26f', '3ae237', 'b5e22e', 'd6e21f',
//   'fff705', 'ffd611', 'ffb613', 'ff8b13', 'ff6e08', 'ff500d',
//   'ff0000', 'de0101', 'c21301', 'a71001', '911003'
// ];
// var landsurfacetemperatureVis = {min: 17.500862782044237, max:
26.700888661446243, palette: palette};
// Map.addLayer(LTS.clip(joao_pessoa), landsurfacetemperatureVis, 'LST 2013');
// // Export.image.toDrive({
// //   image: LTS,
// //   description: 'lst_2013',
// //   folder: 'ndvi_jp',
// //   region: joao_pessoa,
// //   scale: 30
// // });
// // 2016
// var col1 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
//   .filterDate('2016-01-01','2017-01-01')
//   .filterBounds(joao_pessoa)
//   .median();
// //print(col);
// var ndvi1 = col1.normalizedDifference(['SR_B5','SR_B4']).rename('NDVI1');
// var ndvimin_max1 = ndvi1.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print('NDVI mínimo e máximo 2016: ', ndvimin_max1);
// var ndvi1Vis = {min: -0.1334056399132321, max: 0.7593201754385965, palette:
ndvipalette};
// Map.addLayer(ndvi1.clip(joao_pessoa), ndvi1Vis, 'NDVI 2016');
// var min1 = ee.Number(ndvi1.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.min(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,

```

```

// maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var max1 = ee.Number(ndvi1.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.max(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var pv1 = (ndvi1.subtract(min1).divide((max1.subtract(min1))).pow(ee.Number(2)));
// var a = ee.Number(0.004);
// var b = ee.Number(0.986);
// var EM1 = pv1.multiply(a).add(b).rename('EMM1');
// var termal1 = col1.select('ST_B10').multiply(0.1);
// var LTS1 = termal1.expression('(T/(1+(0.00115*(T/1438))*log(e)))-273.15',{
//   'T': termal1.select('ST_B10'),
//   'e': EM1.select('EMM1')
// }).rename('LTS1');
// var min_max1 = LTS1.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print("Temperatura de superfície mínima e máxima 2016: ', min_max1);
// var landsurfacetemperatureVis1 = {min: 20.55088246824573, max:
28.45094150345716, palette: palette};
// Map.addLayer(LTS1.clip(joao_pessoa), landsurfacetemperatureVis1, 'LST 2016');
// //print(LTS1.clip(joao_pessoa));
// // Export.image.toDrive({
// //   image: LTS1,
// //   description: 'lst_2016',
// //   folder: 'ndvi_jp',
// //   region: joao_pessoa,
// //   scale: 30
// // });
// // 2019
// var col2 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
//   .filterDate('2019-01-01','2020-01-01')
//   .filterBounds(joao_pessoa).median();
// //print(col2);
// var ndvi2 = col2.normalizedDifference(['SR_B5','SR_B4']).rename('NDVI2');
// var ndvimin_max2 = ndvi2.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print('NDVI mínimo e máximo 2019: ', ndvimin_max2);
// var ndvi2Vis = {min: -0.09367088607594937, max: 0.7045779685264664, palette:
ndvipalette};
// Map.addLayer(ndvi2.clip(joao_pessoa), ndvi2Vis, 'NDVI 2019');
// // print(ndvi2.clip(joao_pessoa));

```

```

// var min2 = ee.Number(ndvi2.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.min(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var max2 = ee.Number(ndvi2.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.max(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var pv2 = (ndvi2.subtract(min2).divide((max2.subtract(min2))).pow(ee.Number(2)));
// var a = ee.Number(0.004);
// var b = ee.Number(0.986);
// var EM2 = pv2.multiply(a).add(b).rename('EMM2');
// var termal2 = col2.select('ST_B10').multiply(0.1);
// var LTS2 = termal2.expression('(T/(1+(0.00115*(T/1438))*log(e)))-273.15',{
//   'T': termal2.select('ST_B10'),
//   'e': EM2.select('EMM2')
// }).rename('LTS2');
// var min_max2 = LTS2.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print("Temperatura de superfície mínima e máxima 2019: ", min_max2);
// var landsurfacetemperatureVis2 = {min: 18.300886848913137, max:
25.900923106563198, palette: palette};
// Map.addLayer(LTS2.clip(joao_pessoa), landsurfacetemperatureVis2, 'LST 2019');
// // print(LTS2.clip(joao_pessoa));
// // Export.image.toDrive({
// //   image: LTS2,
// //   description: 'lst_2019',
// //   folder: 'ndvi_jp',
// //   region: joao_pessoa,
// //   scale: 30
// // });
// // 2022
// var mask = function cloudMask(image) {
//   var qa = image.select('QA_PIXEL');
//   var mask = qa.bitwiseAnd(1 << 3)
//     .or(qa.bitwiseAnd(1 << 4));
//   return image.updateMask(mask.not());
// }
// var col3 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
//   .filterDate('2022-01-01','2023-01-01')
//   .filterBounds(joao_pessoa)
//   .median();
// // print(col3);

```



```

// var ndvi3 = col3.normalizedDifference(['SR_B5','SR_B4']).rename('NDVI3');
// var ndvimin_max3 = ndvi3.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print('NDVI mínimo e máximo 2022: ', ndvimin_max3);
// var ndvi3Vis = {min: -0.0013799448022079118, max: 0.3708130828845396, palette:
ndvipalette};
// Map.addLayer(ndvi3.clip(joao_pessoa), ndvi3Vis, 'NDVI 2022');
// // print(ndvi3.clip(joao_pessoa));
// var min3 = ee.Number(ndvi3.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.min(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));
// var max3 = ee.Number(ndvi3.reduceRegion({
//   reducer: ee.Reducer.max(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 30,
//   maxPixels: 1e10
// }).values().get(0));

// var pv3 = (ndvi3.subtract(min3).divide((max3.subtract(min3))).pow(ee.Number(2)));
// var a = ee.Number(0.004);
// var b = ee.Number(0.986);
// var EM3 = pv3.multiply(a).add(b).rename('EMM3');
// var termal3 = col3.select('ST_B10').multiply(0.00341802).add(149); // O
PROBLEMA ESTÁ AQUI
// var LTS3 = termal3.expression('(T/(1+(0.00115*(T/1438))*log(e)))-273.15',{
//   'T': termal3.select('ST_B10'),
//   'e': EM3.select('EMM3')
// }).rename('LTS3');
// var min_max3 = LTS3.reduceRegion({ // AQUI TEM UM PORÉM
//   reducer: ee.Reducer.minMax(),
//   geometry: joao_pessoa,
//   scale: 1000
// });
// // print("Temperatura de superfície mínima e máxima 2022: ', min_max3);
// var landsurfacetemperatureVis3 = {min: 15.864956163075647, max:
34.182204726458565, palette: palette};
// Map.addLayer(LTS3.clip(joao_pessoa), landsurfacetemperatureVis3, 'LST 2022');
// // print(LTS3.clip(joao_pessoa));
// // Export.image.toDrive({
// //   image: LTS3,
// //   description: 'lst_2022',
// //   folder: 'ndvi_jp',
// //   region: joao_pessoa,
// //   scale: 30

```

```

// // });
// // Códigos e coordenadas as instalações INMET
// // Codigo Estacao: 82798 // Cabedelo
// // Latitude: -7.09527777
// // Longitude: -34.8486111

// // Codigo Estacao: A320 // Mangabeira
// // Latitude: -7.16527777
// // Longitude: -34.81555555
// var ponto_a = ee.Geometry.Point([-34.8486111, -7.09527777]);
// Map.addLayer(ponto_a, {}, 'ponto_a');
// // Map.centerObject(ponto_a, 20);
// var ponto_b = ee.Geometry.Point([-34.81555555, -7.16527777]);
// Map.addLayer(ponto_b, {}, 'ponto_b');
// // Map.centerObject(ponto_b, 20);
// // LST por zona (norte e sul)
// // Norte
// var norte_2013 = LTS.reduceRegions({
//   collection: norte,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// //print ('norte_2013',norte_2013);
// var ndvi_norte_2013 = ndvi.reduceRegions({
//   collection: norte,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('ndvi_norte_2013',ndvi_norte_2013);

// var norte_2016 = LTS1.reduceRegions({
//   collection: norte,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('norte_2016',norte_2016);
// var ndvi_norte_2016 = ndvi1.reduceRegions({
//   collection: norte,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true

```

```

//  }),
//  scale: 30
//  });
//  // print ('ndvi_norte_2016',ndvi_norte_2016);
//  var norte_2019 = LTS2.reduceRegions({
//    collection: norte,
//    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//    sharedInputs: true
//    }),
//    scale: 30
//  });
//  // print ('norte_2019',norte_2019);
//  var ndvi_norte_2019 = ndvi2.reduceRegions({
//    collection: norte,
//    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//    sharedInputs: true
//    }),
//    scale: 30
//  });
//  // print ('ndvi_norte_2019',ndvi_norte_2019);
//  var norte_2022 = LTS3.reduceRegions({
//    collection: norte,
//    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//    sharedInputs: true
//    }),
//    scale: 30
//  });
//  // print ('norte_2022',norte_2022);
//  var ndvi_norte_2022 = ndvi3.reduceRegions({
//    collection: norte,
//    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//    sharedInputs: true
//    }),
//    scale: 30
//  });
//  // print ('ndvi_norte_2022',ndvi_norte_2022);
//  // Sul
//  var sul_2013 = LTS.reduceRegions({
//    collection: sul,
//    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//    sharedInputs: true
//    }),
//    scale: 30
//  });
//  // print ('sul_2013',sul_2013);

```

```

// var ndvi_sul_2013 = ndvi.reduceRegions({
//   collection: sul,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('ndvi_sul_2013',ndvi_sul_2013);
// var sul_2016 = LTS1.reduceRegions({
//   collection: sul,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('sul_2016',sul_2016);
// var ndvi_sul_2016 = ndvi1.reduceRegions({
//   collection: sul,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('ndvi_sul_2016',ndvi_sul_2016);
// var sul_2019 = LTS2.reduceRegions({
//   collection: sul,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('sul_2019',sul_2019);
// var ndvi_sul_2019 = ndvi2.reduceRegions({
//   collection: sul,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true
//   }),
//   scale: 30
// });
// // print ('ndvi_sul_2019',ndvi_sul_2019);
// var sul_2022 = LTS3.reduceRegions({
//   collection: sul,
//   reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//     reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//     sharedInputs: true

```

```
//  }),
//  scale: 30
//  });
//  // print ('sul_2022',sul_2022);
//  var ndvi_sul_2022 = ndvi3.reduceRegions({
//    collection: sul,
//    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
//      reducer2: ee.Reducer.minMax(),
//      sharedInputs: true
//    }),
//    scale: 30
//  });
//  // print ('ndvi_sul_2022',ndvi_sul_2022);
```

APÊNDICE C – ANÁLISE ESTATÍSTICA

Gráficos Correlações de Spearman

