

LETÍCIA CARDOSO ANASTACIO

**MAPA DE ESTIMATIVAS DE TEMPERATURAS DO AR PARA DETECÇÃO DE
ILHAS DE CALOR EM ÁREA URBANA DE MUNICÍPIO DE MÉDIO PORTE**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

Orientador: Nilcilene das Graças Medeiros

Coorientador: William Rodrigo Dal Poz

VIÇOSA – MINAS GERAIS

2024

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

A534m
2024
Anastacio, Letícia Cardoso, 1996-
Mapa de estimativas de temperatura do ar para detecção de
ilhas de calor: em área urbana de município de médio porte /
Letícia Cardoso Anastacio. – Viçosa, MG, 2024.
1 dissertação eletrônica (63 f.): il. (algumas color.).

Inclui apêndices.

Orientador: Nilcilene das Graças Medeiros.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa,
Departamento de Engenharia Civil, 2024.

Referências bibliográficas: f. 53-60.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2024.263>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Ilha de calor urbana - Viçosa (MG). 2. Imagens de
sensoriamento remoto. 3. Análise de regressão. I. Medeiros,
Nilcilene das Graças, 1977-. II. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Engenharia Civil. Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Civil. III. Título.

CDD 22. ed. 551.525098151

Bibliotecário(a) responsável: Bruna Silva CRB-6/2552


LETÍCIA CARDOSO ANASTACIO

**MAPA DE ESTIMATIVAS DE TEMPERATURAS DO AR PARA DETECÇÃO DE
ILHAS DE CALOR EM ÁREA URBANA DE MUNICÍPIO DE MÉDIO PORTE**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.


APROVADA: 26 de fevereiro de 2024.

Assentimento:

Documento assinado digitalmente
 LETÍCIA CARDOSO ANASTACIO
Data: 23/05/2024 14:34:00-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Letícia Cardoso Anastacio

Autor

Documento assinado digitalmente
 NILCILENE DAS GRACAS MEDEIROS
Data: 23/05/2024 14:25:12-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Nilcilene das Graças Medeiros

Orientador

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus, por guiar meus passos e abençoar minha jornada, me dando persistência e coragem para seguir em frente.

Expresso minha profunda gratidão aos meus pais, Ana Dalva e Antônio Carlos, pela constante presença, apoio incondicional e amor que sempre me proporcionaram, criando um lar acolhedor ao qual posso retornar com alegria sempre que a saudade aperta.

Às minhas irmãs, Aline e Thalita, agradeço pelo inspirador exemplo de dedicação que sempre ofereceram, construindo uma amizade que transcende os laços familiares.

Aos professores Nilcilene e William, sou grata pela orientação cuidadosa e receptividade durante todo o processo. Aos demais professores do curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica, expresso minha apreciação pelos valiosos ensinamentos e pela compreensão demonstrada diante das minhas dificuldades.

Quero estender meu agradecimento ao meu companheiro, Quenaz, pela imensa paciência, carinho e compreensão em todos os momentos desafiadores, além da valiosa contribuição de seu conhecimento ao longo de todo o trabalho.

Por fim, agradeço aos membros da banca examinadora e a todos que, de alguma forma, contribuíram para a concretização deste trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

“Fatos são o ar da ciência. Sem eles um cientista não progride. Sem eles suas teorias são vãs. Mas quando estiver observando, experimentando, não se contente com a superfície das coisas. Não se transforme num mero anotador de dados, mas tente penetrar no mistério de sua origem”

(Ivan Petrovich Pavlov)

RESUMO

ANASTACIO, Letícia Cardoso, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2024. **Mapa de estimativas de temperaturas do ar para detecção de ilhas de calor em área urbana de município de médio porte.** Orientador: Nilcilene das Graças Medeiros. Coorientador: William Rodrigo Dal Poz.

O crescimento das cidades e da população impulsionou grandes alterações do espaço físico natural. Entretanto nem sempre a expansão urbana é feita de forma ordenada e com planejamento, o que pode acarretar uma série de problemas à sociedade, até mesmo ambientais. Um destes problemas é o fenômeno das ilhas de calor urbanas, que geram grande desconforto térmico nesses ambientes, principalmente os mais povoados. O presente trabalho tem como finalidade a detecção de possíveis ilhas de calor na cidade de Viçosa – MG. Para isso foram utilizadas imagens de satélite para detectar a resposta termal da superfície em estudo, sensores multiespectrais para determinar o estudo do uso e cobertura do solo, bem como coleta de dados de temperatura do ar em diversas regiões da referida cidade. Foi utilizado um modelo de regressão linear para associar as variáveis latitude, altitude, NDVI, temperatura de superfície e cobertura do solo com a temperatura do ar, obtendo-se um R^2 de 0,70, o que significa que 70% da variação na variável dependente é explicada pelas variáveis independentes no modelo. Também foi gerado um mapa de estimativas de temperaturas no município, verificando a presença de ilhas de calor na área urbanizada.

Palavras Chaves: Resposta térmica, Imagem Orbital, Regressão linear, Geoprocessamento

ABSTRACT

ANASTACIO, Letícia Cardoso, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2024. **Map of air temperature estimates for detecting heat islands in the urban area of a medium-sized municipality.** Adviser: Nilcilene das Graças Medeiros. Co-adviser: William Rodrigo Dal Poz.

The growth of cities and population has driven significant changes in natural physical space. However, urban expansion is not always orderly and planned, which can lead to a series of problems for society, including environmental ones. One of these problems is the phenomenon of urban heat islands, which generate significant thermal discomfort in these environments, especially in the most densely populated ones. This study aims to detect possible heat islands in the city of Viçosa - MG. To this end, satellite images were used to detect the thermal response of the surface under study, multispectral sensors to determine land use and land cover, as well as the collection of air temperature data in various regions of the city. A linear regression model was used to associate the variables latitude, altitude, NDVI, surface temperature, and land cover with air temperature, obtaining an R^2 of 0.70, which means that 70% of the variation in the dependent variable is explained by the independent variables in the model. A map of temperature estimates was also generated for the municipality, verifying the presence of heat islands in the urbanized area.

Keywords: Thermal response, Orbital imagery, Linear regression, Geoprocessing

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Perfil teórico da ilha de calor urbana	14
Figura 2 - Demonstração da ilha de calor de superfície de acordo com o local de obtenção da temperatura	16
Figura 3 - Demonstração da ilha de calor atmosférica inferior de acordo com o local de obtenção da temperatura.....	18
Figura 4 - Temperatura de superfície estimada através de imagens orbitais para o dia 21 de julho de 2021	24
Figura 5 - Comparação entre Boxplot e Função de Densidade de Probabilidade de uma Distribuição Normal Padrão	27
Figura 6 - Gráfico comparativo de temperaturas médias mensais registradas em Viçosa para os períodos de 1961-1990 e 1991-2010	30
Figura 7 - Fluxograma de atividades	32
Figura 8 - Aparelho de coleta de temperatura do ar	32
Figura 9 – Pontos de coleta de temperatura do ar.....	33
Figura 10 – Mapa de cobertura do solo de Viçosa-MG.....	36
Figura 15 - Temperatura de superfície estimada para o dia 22/08/2023	40
Figura 16 - NDVI estimado para o município de Viçosa-MG no dia 13/07/2023	41
Figura 17 - Gráfico de valores observados (coletados) em contraste com valores preditos pelo modelo	44
44	
Figura 18 - Histograma dos resíduos e um gráfico Q-Q plot	45
Figura 19 - Aplicação do modelo para o dia 03/06/2023	46
Figura 20 - Temperaturas estimadas para a região urbana do município	47
Figura 21 - Perfil de temperatura no eixo AB	48
Figura 22 - Perfil de temperatura no eixo CD	49
Figura 23 - Perfil de temperatura do eixo EF	50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Emissividades médias de alguns materiais da superfície terrestre entre 8 e 14 μm	20
Tabela 2 - Evolução da população urbana e rural no município de Viçosa (MG)	29
Tabela 3 - Diferença entre as médias mensais registradas nos períodos 1961-1990 e 1991-2010	30
Tabela 4 – Principais características dos sensores OLI e TIRS do satélite LANDSAT 9.....	31
Tabela 5 – Matriz de confusão obtida na classificação realizada	37
Tabela 6 - p-valores para cada variável	42
Tabela 7 - Contribuição de cada variável na temperatura do ar	42
Tabela 8 - Coeficientes de correlação das variáveis independentes com a temperatura do ar ..	43
Tabela 9 - R^2 , RMSE, MAE e Erro médio para cada modelo	43
Tabela 10 - P-valores para cada variável no modelo que inclui Umidade	63
Tabela 11 - R^2 , Erro quadrático médio e Erro médio absoluto para cada modelo que inclui a variável Umidade.....	63

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO E MOTIVAÇÃO	11
2. HIPÓTESE	13
3. OBJETIVOS	14
4. REVISÃO DE LITERATURA	14
4.1 Ilhas de calor	14
4.1.1 Ilhas de calor de superfície	15
4.1.2 Ilhas de calor atmosféricas.....	18
4.2 Uso e cobertura do solo	19
4.3 Temperatura de superfície	23
4.4 Regressão linear e detecção de outliers	25
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....	28
5.1 Considerações acerca da área de estudo.....	28
5.1.1 Características gerais	28
5.1.2 Contexto histórico.....	28
5.2 Materiais.....	31
5.3 Metodologia	32
5.3.1 Coleta de dados.....	32
5.3.2 Temperatura de superfície	33
5.3.3 Classificação supervisionada	34
5.3.4 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)	35
5.3.5 Regressão linear.....	35
6. RESULTADOS E ANÁLISES	36
6.1 Classificação supervisionada.....	36
6.2 Temperatura de superfície	37
6.3 NDVI.....	41
6.4 Regressão linear	41
6.4.1 Avaliação do modelo	43
6.4.2 Análise de resíduos	45
6.5 Mapa de temperatura	46

7. CONCLUSÕES.....	51
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	53
APÊNDICE A – Algoritmo empregado.....	60
APÊNDICE B – Resultados incluindo a variável de umidade.....	63

1. INTRODUÇÃO E MOTIVAÇÃO

O crescimento das cidades é resultante do desenvolvimento econômico de uma região, porém, pode acarretar em diversos problemas ambientais, como enchentes, poluição, acúmulo de lixo, desconforto térmico, e até problemas sociais, como a violência, a dificuldade de locomoção da população e a falta de acesso a serviços básicos (Carmo, 2007). O desenvolvimento sustentável tem se tornado um tema recorrente em estudos do espaço urbano, e um dos problemas que se busca solucionar é o fenômeno das ilhas de calor (Lopes, 2008).

Sendo a temperatura do ar um dos fatores determinantes ao bem estar do ser humano, o estudo de ilhas de calor urbanas poderia acarretar em ações governamentais para sua atenuação, resultando em menores gastos com climatização de ambientes fechados e melhora do bem estar geral da população afetada. Além disso, o estudo do clima urbano em cidades de pequeno e médio porte é de grande importância, uma vez que não são o foco dos grandes centros de pesquisa e normalmente não são analisados (Amorim, 2020).

Diversos fatores podem contribuir com o aumento da temperatura urbana, como a construção de edificações e asfaltamento das vias, redução das áreas verdes presentes no meio urbano, além da emissão de poluentes por indústrias e veículos automotores. Os estudos climato-espaciais das cidades permitem que seja feito um melhor planejamento urbano de forma que esses problemas sejam prevenidos e solucionados (Paiva, 2013).

Existem diversas metodologias de estudo da temperatura em áreas urbana. Um exemplo é a medição por meio de transectos móveis¹, entretanto, este método apenas faz detecções pontuais da temperatura em um local específico. A utilização de sensores orbitais de temperatura também é uma valiosa ferramenta para estudos termais, porém, além de apenas detectar a temperatura de superfície, possuem baixa resolução espacial, dificultando estudos mais detalhados da área urbana (Fialho, 2009).

Desta forma, a aplicação de modelos que permitam a associação da temperatura com outras variáveis ambientais seria de grande avanço na solução destes problemas, como foi feito por Chang et al. (2021) em Hong Kong, que é uma cidade de grande porte e altamente urbanizada. O estudo realizou o desenvolvimento de um modelo de previsão de temperatura em microescala urbana utilizando técnicas de aprendizado de máquina, reduzindo significativamente os erros médios absolutos das temperaturas extremas destacando a

¹ O método de transectos móveis consiste em realizar medições pontuais da temperatura ao longo de trajetos predefinidos na área urbana, utilizando um termômetro portátil para registrar a variação da temperatura em diferentes locais da cidade

capacidade do modelo em reproduzir com clareza as temperaturas extremas em ambientes urbanos heterogêneos.

Viçosa, situada no estado de Minas Gerais, é conhecida por sua importância acadêmica como sede da Universidade Federal de Viçosa (UFV). O município enfrenta desafios típicos de áreas urbanas em expansão. Com a expansão da universidade e o aumento populacional, surge a necessidade de compreender melhor as características do clima urbano local e suas implicações.

Entretanto, os estudos abrangentes do clima urbano em cidades de pequeno e médio porte ainda são escassos, e no caso de municípios que se encontram em expansão, seriam de grande valia para contribuir no planejamento urbano e no desenvolvimento sustentável. A utilização de modelos estatísticos permite a associação da variável de temperatura do ar com outras variáveis ambientais, como altitude, temperatura de superfície, presença de vegetação, entre outras, torna possível a geração de mapas de temperaturas do ar com melhor escala espacial do que os produtos disponíveis atualmente. A partir disso, seria possível incorporar informações climáticas na gestão urbana, com a criação de um banco de dados climatológicos e ambientais de alta resolução, que serviria como fonte de informação para tomada de decisões por planejadores urbanos.

Li et al. (2018) conduziram um estudo que englobou todo o território dos Estados Unidos, aplicando métodos de regressão para reduzir a escala espacial de um conjunto de dados de temperaturas máxima e mínima para 1 km. O estudo capturou eficazmente a heterogeneidade espacial de temperatura nas áreas urbanas, incluindo a identificação de ilhas de calor urbano, proporcionando uma ferramenta valiosa para o estudo dos impactos ambientais da urbanização.

Um estudo conduzido por Kim et al. (2023) no município de Austin, localizado nos Estados Unidos, desenvolveu um modelo que utilizou medições de campo para estimar o ambiente térmico em microescala em espaços urbanos através da regressão linear. A pesquisa constatou que fatores como fator de visão do céu (*Sky View Factor*), razão de área do piso e razão de cobertura de edificações têm um impacto significativo no ambiente térmico urbano quando se analisa microrregiões.

Ao analisar o contexto urbano, é importante considerar as características do município, como a geografia, presença de vegetação, materiais que recobrem o solo, entre outros. Esses fatores interagem de maneira complexa, contribuindo para a formação das ilhas de calor urbanas (Oliveira e Dantas, 2019). No entanto, a falta de estudos abrangentes sobre o clima

urbano de Viçosa limita a compreensão desse fenômeno e a implementação de estratégias adequadas para sua mitigação.

A abordagem multidisciplinar deste estudo busca integrar conhecimentos de climatologia, sensoriamento remoto e modelagem estatística para fornecer uma visão abrangente do clima urbano em Viçosa. Além disso, a consideração de variáveis como altitude, presença de vegetação, temperaturas obtidas por sensor orbital e características locais permite uma análise mais refinada e contextualizada.

Em resumo, este estudo visou preencher uma lacuna significativa na compreensão do clima urbano em cidades de médio porte, utilizando Viçosa como estudo de caso. Os estudos de clima urbano, embora bem estabelecidos em grandes centros urbanos, carecem de aplicação específica em cidades de pequeno e médio porte, e é nesse contexto que este estudo se propõe a preencher uma lacuna essencial, pois fatores como as características físicas, socioeconômicas, densidade populacional e tipo de atividade econômica predominante variam entre cidades de diferentes tamanhos.

Focando no município de Viçosa, busca-se entender as dinâmicas térmicas locais, o que pode contribuir para a implementação de práticas sustentáveis e efetivas na gestão urbana, alinhadas ao desenvolvimento da cidade, como a eficiência energética dos edifícios, promoção do uso de transporte público e uso racional dos recursos naturais e expansão de áreas verdes. Ao integrar abordagens metodológicas avançadas, como o uso de modelagem computacional para simular as condições climáticas locais, levando em conta variáveis específicas como latitude, altitude, temperatura de superfície e cobertura do solo, espera-se fornecer informações valiosas para a gestão urbana e o desenvolvimento sustentável, contribuindo para a construção de cidades mais habitáveis e resilientes.

2. HIPÓTESE

No contexto apresentado, o presente trabalho buscou responder a seguinte hipótese: técnicas indiretas de modelagem de temperatura seriam eficazes na identificação de fenômeno de ilhas de calor urbanas, considerando como caso de estudo o município de Viçosa – MG, que tem apresentado intenso crescimento urbano e populacional nas últimas décadas?

3. OBJETIVOS

Essa pesquisa teve como objetivo geral investigar possíveis ilhas de calor, utilizando técnicas indiretas de modelagem de temperatura do ar.

Dado o objetivo geral, têm-se como objetivos específicos:

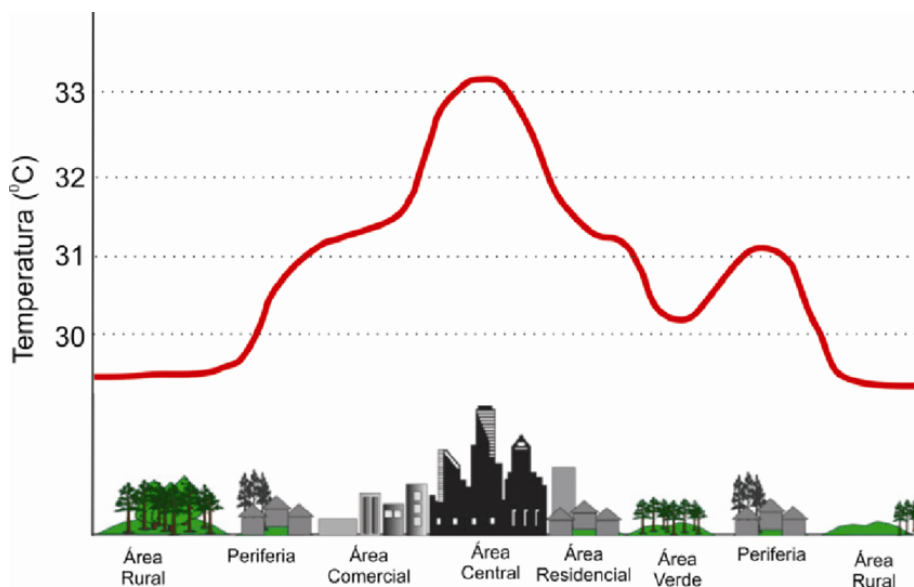
- Avaliar técnicas de obtenção e modelagem de temperatura através de imagens orbitais e coletas em campo;
- Analisar a ocorrência e distribuição de ilhas de calor;
- Geração e análise de um mapa de estimativas de temperatura do ar para a área urbana do município de Viçosa – MG.

4. REVISÃO DE LITERATURA

4.1 Ilhas de calor

A ilha de calor urbana é um fenômeno que ocorre em decorrência do contraste térmico entre áreas urbanizadas e áreas periféricas pouco urbanizadas (Fialho, 2012), como representado na Figura 1.

Figura 1 - Perfil teórico da ilha de calor urbana



Adaptado de Epa (2022)

Este aumento na temperatura em ambientes urbanos, em comparação com áreas circundantes, é resultado de diversas interações e fatores ambientais. A produção de calor por veículos automotores, indústrias e outros equipamentos domésticos e industriais, em conjunto com a diminuição de áreas arborizadas, que são substituídas por materiais como asfalto e concreto, são fatores que contribuem para que o ambiente urbano apresente aquecimento maior do que áreas periféricas, pois implica na redução da sombra e na capacidade de absorção de calor pela vegetação, contribuindo para o aumento da temperatura nas áreas urbanas. (Amorim, 2019).

McDonnel e Macgregor-Fors (2016) aponta que os ambientes urbanos demonstram forte evidência da influência que as atividades humanas exercem sobre o ambiente, resultando em mudanças climáticas. Lopes e Jardim (2012) descrevem os fatores que contribuem para o aumento da temperatura em áreas urbanas da seguinte forma:

a) Microclimáticos: materiais que compõem as edificações; presença de áreas verdes; orientação, densidade e porte das construções;

b) Topoclimáticos: relacionados à topografia da região, a forma do terreno, a presença de obstáculos naturais e a orientação geográfica podem influenciar a circulação do ar e, conseqüentemente, a distribuição do calor na área urbana.

O estudo de ilhas de calor pode ser dividido em três componentes principais: as ilhas de calor verticais, de superfície e atmosféricas. No entanto, para o escopo deste trabalho, as ilhas de calor de superfície e atmosféricas são mais relevantes e serão exploradas de maneira mais detalhada nos próximos tópicos.

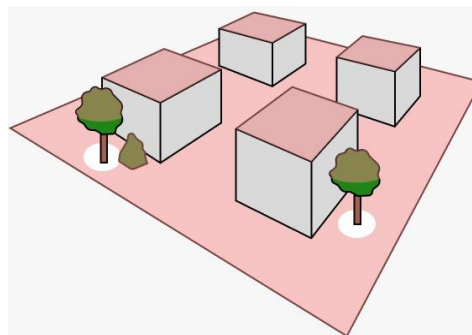
4.1.1 Ilhas de calor de superfície

A ilha de calor de superfície tem seu desenvolvimento junto às superfícies do ambiente terrestre, ou seja, no estudo da ilha de calor superficial a medição da temperatura se dá diretamente nas superfícies do solo, dos edifícios e demais materiais presentes no meio. A utilização de sensores térmicos orbitais, capazes de cobrir grandes áreas rapidamente, tem se mostrado uma ferramenta valiosa nesse estudo (Fialho, 2012).

O emprego do sensoriamento remoto termal tem se tornado uma importante ferramenta no estudo de ilhas de calor de superfície, pois seu desenvolvimento é mais definido junto ao topo das edificações enquanto métodos tradicionais de medição de temperatura, como transectos e redes móveis, permitem apenas detecções pontuais das condições térmicas da área

urbana. Na Figura 2, as áreas em rosa ilustram os locais de obtenção das temperaturas em uma ilha de calor de superfície.

Figura 2 - Demonstração da ilha de calor de superfície de acordo com o local de obtenção da temperatura



Adaptado de Voogt e Oke (1997)

O primeiro estudo de ilhas de calor por meio de imagens termais orbitais foi realizado por Rao (1972), que combinou dados de satélite com medições de temperatura junto a superfície. A partir disso os estudos sobre o campo térmico urbano aumentou devido ao desenvolvimento dos satélites LANDSAT (*Land Remote Sensing Satellite*) e NOAA/AVHRR (*National Oceanic and Atmosphere Administration/ Advanced Very High Resolution Radiometer*).

Na última década o número de estudos relacionados a ilha de calor de superfície foi bastante relevante devido a popularização da informática e os avanços na tecnologia dos sensores termais, comprovam os trabalhos realizados por Gamarra, Corrêa e Targino (2014), que examinaram a Ilha de Calor Urbana em Londrina-PR, utilizando informações sobre temperatura de superfície obtidas pelo sensor orbital MODIS, além de medições locais da temperatura do ar. Os resultados demonstraram coerência entre os dados de sensoriamento remoto e as medições diretas, evidenciando a utilidade dessas informações na análise temporal e espacial da ilha de calor urbana.

Já Barros e Lombardo (2016) investigaram a relação espacial entre os padrões de uso e cobertura do solo e as respostas térmicas, visando compreender a configuração da ilha de calor urbana em São Paulo - SP. Foram consideradas variáveis como índice de área foliar, temperatura da superfície e uso do solo. Os resultados indicaram que áreas desprovidas de vegetação, especialmente aquelas ocupadas por atividades industriais, comerciais ou de serviços, apresentaram uma intensidade significativa do fenômeno, com diferenças de temperatura da superfície superiores a 8 °C. Assim, destaca-se a relevância de áreas verdes e

do arborizado urbano na mitigação das temperaturas superficiais nos espaços urbanos de São Paulo.

Souto e Cohen (2021) abordaram a Ilha de Calor Urbano na região metropolitana de Belém ao longo de 16 anos (2003-2018). Utilizando dados de satélites MODIS e LANDSAT, foram aplicadas técnicas estatísticas para avaliar a variação da temperatura da superfície terrestre. As áreas intensamente urbanizadas apresentaram redução no índice de vegetação e aumento na temperatura da superfície terrestre. Mapas anuais destacaram que o calor intenso estava associado às áreas densamente construídas.

Contudo, apesar de estarem intimamente relacionadas, as temperaturas do ar e da superfície não são iguais, pois a temperatura do ar é medida dentro do meio urbano e a temperatura da superfície é medida por sensores a distância. Tais sensores captam a temperatura de uma área, em que podem estar contidos diversos objetos com diferentes temperaturas (Fialho, 2012).

Além disso, a temperatura obtida pelo sensor orbital também sofre influência dos efeitos da atmosfera, resultando em possível atenuação em seus valores. Para que seja realizada uma análise sem tal influência, torna-se necessário realizar uma correção atmosférica na imagem (Guilherme et al., 2020).

Uma proposta de correção, conforme Barsi et al. (2003), leva em consideração a transmissividade atmosférica, radiância emitida e recebida pela superfície e emissividade da superfície, conforme a Equação 1.

$$L_T = \frac{L_{TOA} - L_u - (1 - \varepsilon)L_d}{\tau \varepsilon} \quad (1)$$

Onde:

L_T é o valor da radiância de um alvo negro de temperatura cinética;

L_{TOA} é a radiância espectral;

τ é a transmissividade da atmosfera;

ε é emissividade da superfície;

L_u é a radiância emitida pela superfície;

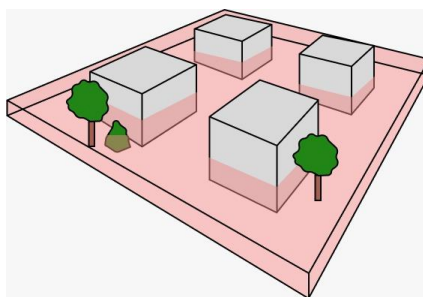
L_d é a radiância recebida pela superfície.

4.1.2 Ilhas de calor atmosféricas

As ilhas de calor atmosféricas podem ser divididas em dois tipos. Na ilha de calor atmosférica inferior as temperaturas são registradas abaixo do nível do topo dos edifícios (Figura 3), por meio de transectos móveis ou pontos fixos. Já a ilha de calor atmosférica superior se sobrepõe a anterior e se estende até a atmosfera livre² (Oke et al., 2017).

As ilhas de calor atmosféricas são, dessa forma, bolsões de ar quente acumulados no ambiente urbano, que emergem da capacidade diferencial dos materiais presentes na superfície de armazenar e refletir a energia solar, bem como para a produção de calor antropogênico. Isso se deve às diferenças no balanço energético entre áreas urbanas e rurais, bem como diferenças dentro das próprias cidades (Amorim, 2019). A Figura 3 ilustra, nas áreas em rosa, onde são obtidas as temperaturas de uma ilha de calor atmosférica inferior, observa-se que as temperaturas são obtidas acima do solo e abaixo do teto máximo dos edifícios.

Figura 3 - Demonstração da ilha de calor atmosférica inferior de acordo com o local de obtenção da temperatura



Adaptado de Voogt e Oke (1997)

A medição das temperaturas do ar em ambientes urbanos é frequentemente realizada por meio de transectos móveis, representando uma abordagem econômica para analisar a variabilidade ambiental intraurbana (Peters, 2012). Essa prática preenche as lacunas deixadas pelo monitoramento em locais fixos (estações meteorológicas), que tendem a ser escassamente distribuídos, proporcionando assim informações mais abrangentes em termos espaciais. Este método tem ganhado crescente adoção e contínuo aprimoramento nas pesquisas relacionadas às ilhas de calor urbanas (Liu et al., 2016; Tsin et al., 2016). Os dados referentes às temperaturas do ar, adquiridos por meio da abordagem de medição em movimento, têm sido aplicados em diversas áreas de estudo. A título de exemplo, esses dados foram utilizados para

² "Atmosfera livre" se refere à camada da atmosfera acima da camada limite, onde os efeitos da superfície terrestre são menos influentes e as condições atmosféricas são predominantemente determinadas por processos de grande escala.

caracterizar as disparidades de temperatura do ar entre ambientes urbanos e rurais (Dorigon e Amorim, 2020; Werneck et al., 2019; Lima et al., 2021), estabelecer correlações entre a temperatura do ar urbano e a temperatura de superfície terrestre obtida por sensoriamento remoto, compreender a relação entre as condições microclimáticas e a geometria urbana (Tsin et al. 2016) e avaliar os efeitos de resfriamento proporcionados por áreas verdes urbanas (Lu et al. 2012).

Diante dessas condições, a medição da temperatura do ar ao nível da superfície, realizada por meio da transecto móvel, apresenta potencial para retratar com precisão a exposição real das pessoas ao calor ao ar livre. (Lima et al., 2021).

4.2 Uso e cobertura do solo

Para a compreensão das características do ambiente urbano e rural de um município pode-se recorrer a análise de uso e cobertura do solo nesse ambiente (Veiga et al., 2020).

A análise de uso e cobertura do solo pode ser estabelecida pelos constituintes presentes nesse espaço, aplicando um sensor de coleta da energia eletromagnética refletida pelos alvos da superfície imageada, que a partir de uma transformação a qual converte a energia analógica em elétrica/digital conduz as informações sobre esse ambiente (Fialho, 2012).

Nesse sentido, os conceitos de radiância e emissividade são fundamentais para o entendimento do sensoriamento remoto termal, pois a temperatura da superfície de um objeto está diretamente relacionada ao material de que é feito (Fialho, 2012).

Todos os objetos com temperatura acima do zero absoluto emitem radiação. A radiância de um corpo pode ser estimada pela lei de Planck, que relaciona a radiância com a emissividade do corpo, conforme a Equação 2 (Li et al., 2009).

$$B_{\lambda}T = \frac{C_1}{\ln\left(\frac{C_2 * \varepsilon}{L_{\lambda}} + 1\right)} \quad (2)$$

Onde:

$B_{\lambda}T$ é a radiância espectral de um corpo negro a temperatura T;

C_1 e C_2 são constantes físicas;

L_{λ} é a radiância espectral no canal termal de imagens de satélite.

A emissividade (Equação 3) é um fator que indica a eficiência que um objeto irradia energia em comparação com um corpo negro (Novo et al., 2014). A Tabela 1 apresenta a emissividade média de alguns materiais comuns na superfície terrestre.

$$\varepsilon = \frac{W'}{W} \quad (3)$$

Onde:

ε é a emissividade;

W' é a quantidade de energia emitida pelo corpo;

W é a quantidade de energia emitida pelo corpo negro.

Tabela 1 - Emissividades médias de alguns materiais da superfície terrestre entre 8 e 14

μm

Material	Emissividade (ε)
Água destilada	0,99
Água	0,92 – 0,98
Gelo seco	0,97 – 0,98
Vegetação verde	0,96 – 0,99
Vegetação seca	0,88 – 0,94
Gramma	0,97
Solo úmido	0,95 – 0,98
Solo seco	0,92 – 0,94
Neve	0,83 – 0,85
Areia	0,9
Asfalto	0,95
Madeira	0,93 – 0,94
Tijolo	0,93 – 0,94
Rocha basáltica	0,92 – 0,96
Concreto	0,92 – 0,94
Rocha granítica	0,83 – 0,87
Vidro	0,77 – 0,81

Lillesand, Kiefer & Chipman (2004)

Diversos fatores são determinantes na emissividade de um corpo, como composição química, rugosidade da superfície, umidade e outros. A influência antropogênica no meio-ambiente resulta na substituição da vegetação nativa por edificações, asfalto e concreto, e tem

como consequência a alteração da emissividade e assim, da temperatura (Buyantuyev e Wu, 2009).

Nesse contexto, métodos avançados de análise de dados desempenham um papel vital na compreensão das complexas interações climáticas em ambientes urbanos. Um método que tem se destacado nesse cenário é o Random Forest, uma técnica de aprendizado de máquina que demonstrou eficácia em diversas aplicações, incluindo estudos de uso e cobertura do solo (Maxwell et al., 2019).

O algoritmo Random Forest é um algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado que é frequentemente usado para classificação de imagens. Ele é conhecido como um método de conjunto de árvores de decisão. O modelo funciona criando várias árvores de decisão aleatórias a partir do conjunto de dados de treinamento. Cada árvore é treinada em uma amostra aleatória de dados e com um conjunto aleatório de variáveis explicativas. A ideia por trás desse processo é que, ao criar várias árvores aleatórias e combinar suas decisões, o modelo resultante será mais robusto e menos propenso a *overfitting*, que é o ajuste excessivo aos dados de treinamento (Schultz et al., 2016).

Uma das aplicações possíveis do Random Forest no estudo do clima urbano é a detecção e modelagem das ilhas de calor urbanas. Esses fenômenos climáticos, nos quais as áreas urbanas possuem temperaturas mais elevadas do que as áreas circundantes, são influenciados por uma série de fatores, incluindo o uso do solo, a geometria urbana e as atividades humanas. O Random Forest é capaz de auxiliar no estudo de uso e cobertura do solo, tornando possível integrar esse fator à temperatura, fornecendo uma visão abrangente das condições térmicas urbanas (Khan et al., 2020).

A formulação básica da Random Forest pode ser descrita da seguinte forma. Suponhamos que temos N árvores na floresta, e cada árvore i é construída a partir de um conjunto de treinamento D_i (amostra de dados) com M características. A predição da classe para uma nova instância (X) é dada pela Equação 4 (Breiman, 2001):

$$Y(X) = \text{mode}(y_1(X), y_2(X), \dots, y_i(X)) \quad (4)$$

Onde:

$Y(X)$ é a previsão da classe para a nova instância X .

$y_i(X)$ é a predição da árvore i ;

mode é a função de moda, que retorna a árvore mais frequente.

Para a validação dos resultados da classificação pode-se utilizar o índice *kappa*, que é calculado através da Equação 5 (Cohen, 1960), então pode-se testar a significância do valor *kappa*.

$$\kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (5)$$

Onde:

κ é o índice *kappa*;

P_o é a proporção de concordância observada;

P_e é a proporção de concordância esperada ao acaso.

Para uma análise mais detalhada da cobertura vegetal do solo, destaca-se a importância do NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizada), que é um índice utilizado para medir a saúde e a densidade da vegetação em uma determinada área. Este índice pode ser aplicado no monitoramento ambiental, para avaliar a mudança climática e a desertificação (Wu et al, 2015).

É calculado com base nas diferenças de refletância no espectro vermelho e da refletância no espectro infravermelho próximo (NIR) por parte das plantas (Equação 6) (Rouse et al., 1973). As plantas refletem a luz verde, mas absorvem a luz vermelha e NIR para realizar a fotossíntese. Quanto mais densa e saudável é a vegetação, maior é a absorção de luz vermelha e NIR pelas plantas, resultando em um NDVI mais alto.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (6)$$

Onde:

NDVI é o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada;

NIR é a refletância na faixa do infravermelho próximo (*Near-Infrared*);

Red é a refletância na faixa do vermelho.

O índice varia entre -1 a 1, onde valores próximos a -1 indicam áreas sem vegetação; valores próximos a 0 indicam áreas com vegetação, mas pouca densidade; e valores próximos a 1 indicam áreas com vegetação densa e saudável (Rouse et al., 1973).

No contexto das ilhas de calor urbanas, o NDVI é fundamental para avaliar o impacto da cobertura vegetal na regulação térmica do ambiente urbano. À medida que as áreas urbanas passam por intensa urbanização, a cobertura vegetal muitas vezes é substituída por superfícies impermeáveis, como concreto e asfalto. Essas mudanças na paisagem urbana têm implicações diretas nas condições térmicas, contribuindo para o aumento das temperaturas (Pessi et al., 2019).

A presença de vegetação desempenha um papel crucial na moderação do clima urbano, pois realiza a transpiração, liberando vapor d'água na atmosfera, o que tem um efeito de resfriamento. Além disso, as áreas com cobertura vegetal apresentam menor absorção de radiação solar e menor retenção de calor em comparação com superfícies impermeáveis. O NDVI, ao quantificar a densidade de vegetação, fornece uma métrica objetiva para avaliar como a presença ou ausência de vegetação afeta o microclima urbano (Bezerra et al., 2018).

Em resumo, o NDVI desempenha um papel essencial no estudo das Ilhas de Calor Urbano, oferecendo uma abordagem objetiva para avaliar a influência da cobertura vegetal nas condições térmicas urbanas. Sua capacidade de quantificar a densidade de vegetação e mapear variações espaciais nas ilhas de calor urbanas, contribui para o desenvolvimento de estratégias sustentáveis de planejamento urbano, visando a criação de ambientes urbanos mais saudáveis e resilientes às mudanças climáticas.

4.3 Temperatura de superfície

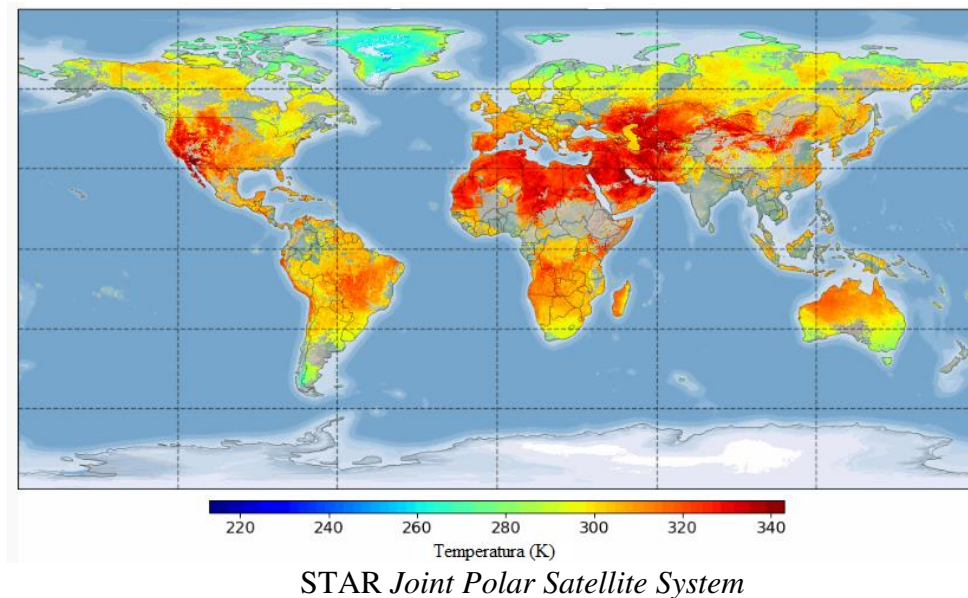
A temperatura de superfície é medida remotamente na superfície terrestre, e pode variar amplamente, dependendo de vários fatores, como a hora do dia, as condições climáticas, o tipo de material que recobre a superfície, a presença de água e a altitude (Fialho, 2012).

Os valores de temperaturas da superfície terrestre podem ser obtidos por satélites, que usam sensores para medir a radiação infravermelha emitida. Esses dados são então analisados para obter uma visão mais completa das condições climáticas globais e regionais (Fialho, 2012).

A temperatura de superfície também é usada para monitorar a urbanização e as mudanças na cobertura vegetal da Terra. Por exemplo, as ilhas de calor de superfície nas cidades podem ser detectadas medindo-se a temperatura da superfície urbana em comparação com a temperatura da superfície rural circundante (Ramsay et al., 2022).

Para melhor exemplificar o conceito de temperatura de superfície, a Figura 4 ilustra a temperatura de superfície para todo o planeta, estimada através de imagens orbitais.

Figura 4 - Temperatura de superfície estimada através de imagens orbitais para o dia 21 de julho de 2021



Para estimar os valores de temperatura de superfície através de imagens orbitais, pode-se converter os valores de radiância obtidos após a correção atmosférica (Equação 1) para valores de temperatura aplicando a Equação 7 (USGS, 2019):

$$T_k = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_T} + 1\right)} \quad (7)$$

Onde:

T_k é a temperatura radiante em kelvin;

K_1 é a primeira constante de calibração para a banda termal;

K_2 é a segunda constante de calibração para a banda termal;

L_T é o valor de radiância para cada pixel corrigida dos efeitos atmosféricos.

Após deve-se converter a temperatura para graus Celsius utilizando a Equação 8:

$$T_{\circ C} = T_k - 273,15 \quad (8)$$

Onde $T_{\circ C}$ é a temperatura obtida em graus Celsius.

A obtenção da temperatura de superfície por meio de sensores orbitais desempenha um papel vital no estudo das ilhas de calor urbanas. Essa técnica oferece uma visão abrangente das condições térmicas em áreas urbanas, permitindo a identificação de padrões, o monitoramento ao longo do tempo e a implementação de medidas eficazes de mitigação (Li et al, 2013).

No entanto, é crucial considerar desafios associados a essa abordagem, como a resolução espacial dos sensores e as limitações impostas por condições atmosféricas. A interpretação precisa dos dados também requer uma compreensão profunda das condições locais e das variáveis urbanas que influenciam as temperaturas de superfície.

4.4 Regressão linear e detecção de outliers

A regressão linear múltipla é uma técnica multivariada cujo objetivo principal é obter uma relação matemática entre uma das variáveis estudadas (variável dependente) e o restante das variáveis que descrevem o sistema (variáveis independentes), encontrando os coeficientes que minimizam a soma dos quadrados dos desvios entre os valores observados da variável dependente e os valores previstos pelo modelo (Chein, 2019).

Sua principal aplicação, após encontrar a relação matemática, é produzir valores para a variável dependente quando as variáveis independentes estiverem disponíveis (Lapponi, 2005). De acordo com Montgomery, Peck e Vining (2012), o modelo de regressão linear múltipla com um número k de variáveis, pode ser representado pela Equação 9.

$$Y = a_1 * x_1 + a_2 * x_2 + \dots + a_k * x_k + C + \varepsilon \quad (9)$$

Onde:

Y é a variável dependente

a_1, a_2, \dots, a_k são os coeficientes

C é o intercepto

x_1, x_2, \dots, x_k são as variáveis independentes

ε é o erro aleatório

No contexto do estudo das ilhas de calor urbanas, a aplicação da regressão linear desempenha um papel crucial na análise das influências de diferentes variáveis sobre a temperatura, permitindo uma compreensão mais aprofundada dos fatores que contribuem para a formação desses fenômenos climáticos em ambientes urbanos (Li et al., 2018).

A relação entre a temperatura urbana e variáveis ambientais, como o uso do solo, a cobertura vegetal e outros parâmetros urbanos é complexa e multifacetada. A regressão linear possibilita a modelagem dessas relações, fornecendo melhor percepção sobre a contribuição relativa de cada variável para a variação da temperatura urbana (Alves, 2016).

Um aspecto importante na aplicação da regressão linear ao estudo das ilhas de calor urbanas é a remoção de outliers do conjunto de dados. Outliers são observações que se desviam significativamente do padrão geral do conjunto de dados e podem distorcer a análise estatística, influenciando negativamente a precisão do modelo (Wang et al., 2019). Na presença de outliers, a regressão linear pode ser sensível a esses valores extremos, resultando em estimativas distorcidas dos parâmetros do modelo (Costa, 2013).

O uso de gráficos *boxplots* é uma técnica gráfica eficaz para identificar outliers no conjunto de dados. No contexto das ilhas de calor urbanas, onde as variações térmicas podem ser significativas, é fundamental detectar e lidar com valores extremos que possam distorcer as relações analisadas (Schwertman, 2004).

Os *boxplots* exibem a distribuição dos dados, destacando a presença de outliers como pontos que se estendem além dos limites do gráfico. A identificação desses pontos permite uma avaliação visual das observações que podem ser consideradas atípicas. A remoção criteriosa desses outliers é essencial para evitar que o modelo de regressão seja influenciado por dados discrepantes, garantindo resultados mais confiáveis (Tukey, 1977).

Na abordagem de Tukey (1977), os outliers são identificados como pontos que estão abaixo do limite inferior, ou acima do limite superior, estabelecidos, respectivamente, pelas equações 10 e 11:

$$Q_1 - 1,5 * IQR \quad (10)$$

$$Q_3 + 1,5 * IQR \quad (11)$$

Para a identificação de outliers, pode-se aplicar as equações 12 e 13:

$$\text{Outlier superior: } valor > Q_3 + 1,5 * IQR \quad (12)$$

$$\text{Outlier inferior: } valor < Q_1 - 1,5 * IQR \quad (13)$$

Onde:

Q_1 é o primeiro quartil (é o valor que divide os 25% inferiores dos dados ordenados dos 75% superiores);

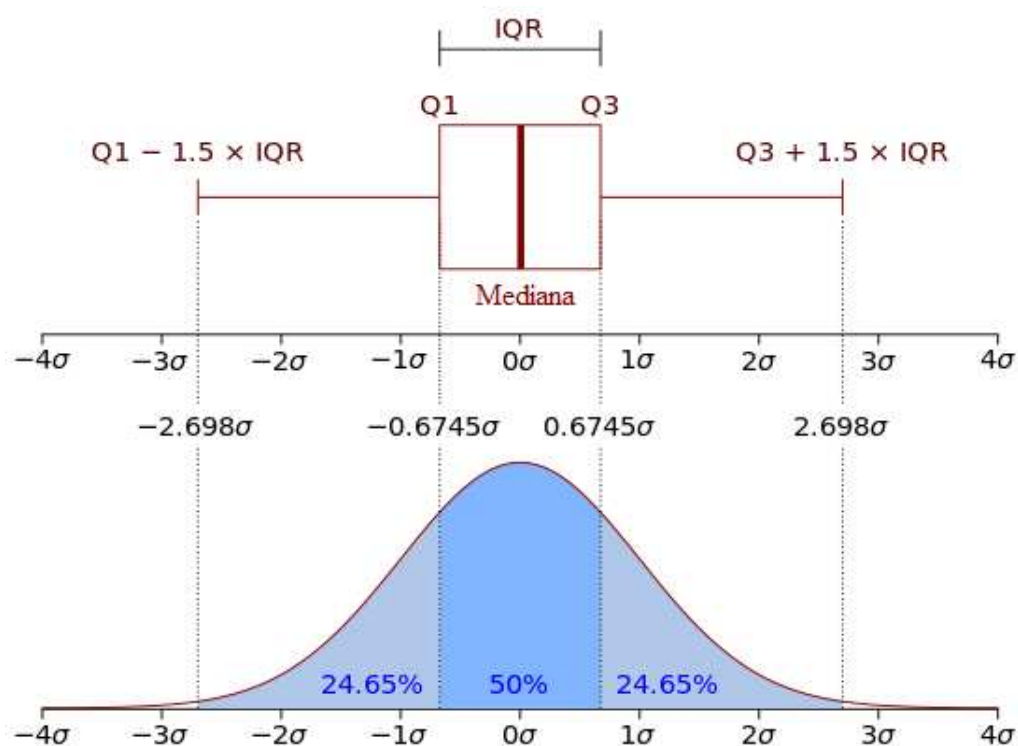
Q_3 é o terceiro quartil (é o valor que divide os 75% superiores dos dados ordenados dos 25% inferiores)

IQR é o intervalo interquartil, que é a diferença entre o terceiro quartil e o primeiro quartil;

valor é o valor individual no conjunto de dados que estamos avaliando para identificar outliers.

A Figura 5 ilustra a comparação de um gráfico boxplot (acima) com uma função de densidade de probabilidade de uma distribuição normal padrão (abaixo). A mediana é representada pela linha central dentro do retângulo do boxplot, indicando o valor central do conjunto de dados.

Figura 5 - Comparação entre Boxplot e Função de Densidade de Probabilidade de uma Distribuição Normal Padrão



Adaptado de Liao (2011)

Em resumo, a aplicação da regressão linear em conjunto com a eliminação de outliers no estudo das ilhas de calor urbanas permite analisar o impacto relativo de diferentes fatores urbanos nas condições térmicas. Isso fornece informações valiosas para planejadores urbanos e pesquisadores, auxiliando na formulação de estratégias eficazes de mitigação e adaptação para minimizar os efeitos das ilhas de calor urbanas.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Neste tópico primeiramente serão apresentadas as características da área de estudo, em sequência os materiais e métodos que foram empregados nesta pesquisa.

5.1 Considerações acerca da área de estudo

5.1.1 Características gerais

Fundado em 1871, por efeito da Lei Provincial nº 1871, o município de Viçosa-MG está localizado na Zona da Mata mineira, fazendo divisa com os municípios de Teixeira, Porto Firme, Paula Cândido, Coimbra, Cajuri e São Miguel do Anta (Honorio, 2012).

Viçosa encontra-se inserida na região dominada pelos mares de morro, o que resulta predominantemente em um relevo montanhoso (Ab'Saber, 2003). A área urbana abrange apenas 6,1% de sua extensão total (IBGE, 2019), com sua região central situada principalmente nos vales dos ribeirões que atravessam o município, proporcionando proteção contra os ventos (Fialho, 2009). Se trata de um município de médio porte, com sua economia voltada ao setor de serviços, abrigando uma variedade de estabelecimentos comerciais, instituições financeiras, prestadores de serviços e empresas de pequeno e médio porte que atendem às necessidades locais e regionais (Honorio, 2012).

5.1.2 Contexto histórico

O crescimento urbano no Brasil ocorreu principalmente na segunda metade do século XX, o que levou ao aumento da demanda por necessidades básicas como por exemplo insumos, transporte, saúde, energia e saneamento (Mariacato, 2011). No entanto, as reformas realizadas neste período visavam embelezar áreas de interesse do mercado imobiliário, nomeadamente as zonas mais nobres da cidade. A migração de populações de baixa renda para áreas vizinhas tem resultado em um crescimento desordenado e na formação de favelas (Caixeta, 2014).

Uma característica que difere Viçosa de outras cidades da região é que o uso do solo é orientado principalmente em torno do mercado imobiliário e de serviços, resultado da demanda causada pelo elevado número de estudantes da Universidade Federal de Viçosa (Honorio, 2012). A ESAV, fundada em 1922, era uma instituição autossuficiente, abrigando em seu território a maior parte de seus alunos e professores. A segregação persistiu até 1969, quando

se tornou Universidade Federal de Viçosa, e a instituição já não conseguia mais acomodar toda a população atraída por suas atividades.

O crescimento da universidade transformou Viçosa de um pequeno município rural em uma cidade altamente urbanizada, como está ilustrado na Tabela 2.

Tabela 2 - Evolução da população urbana e rural no município de Viçosa (MG)

Década	Pop. Urbana (hab)	Pop. Urbana (%)	Pop. Rural (hab)	Pop. Rural (%)	Pop. Total (hab)
1950	6.424	35,0	11.901	65,0	18.325
1960	9.342	44,2	11.778	55,8	21.120
1970	16.997	65,9	8.780	34,1	25.777
1980	31.179	80,6	7.507	19,4	36.686
1991	46.456	89,9	5.202	10,1	51.658
2000	59.792	92,0	5.062	8,0	64.854
2010	67.305	93,2	4.915	6,8	72.220
2022	*	*	*	*	76.430

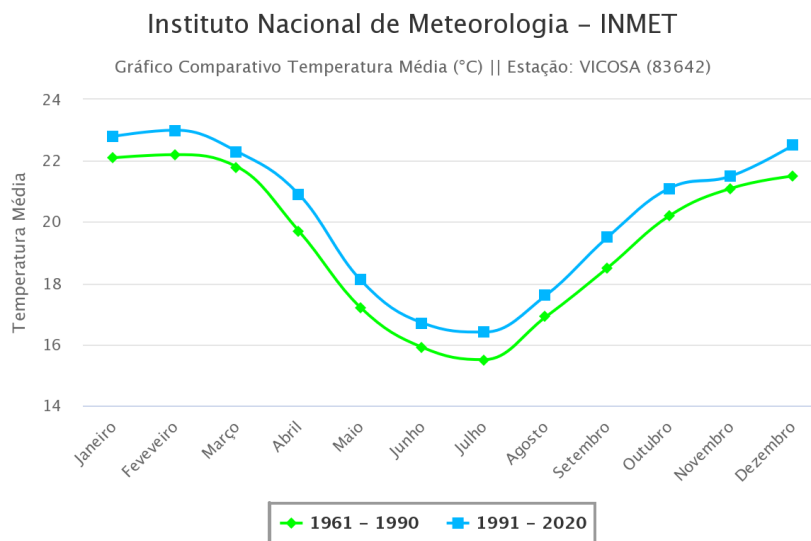
Censos demográficos do IBGE dos anos de 1950, 1960, 1970, 1980, 1991, 2000, 2010 e 2022

* Dados ainda não disponibilizados

O aumento da população urbana de Viçosa (Tabela 2) acarretou, possivelmente, em impactos em seu clima, em especial sua temperatura, que poderiam ser percebidos pelo fenômeno das ilhas de calor urbanas.

Na Figura 6 tem-se um gráfico que ilustra as médias de temperatura registradas pela estação meteorológica de Viçosa nos períodos de 1961-1990 e 1981-2010.

Figura 6 - Gráfico comparativo de temperaturas médias mensais registradas em Viçosa para os períodos de 1961-1990 e 1991-2010.



INMET (2023)

Observa-se que a média mensal das temperaturas aumentou em todos os meses do ano, como está descrito na Tabela 3.

Tabela 3 - Diferença entre as médias mensais registradas nos períodos 1961-1990 e 1991-2010

Mês / Temperatura (°C)	1961-1990	1991 - 2010	Diferença entre as médias	Diferença relativa entre 1961-2010 (%)
Janeiro	22,10	22,70	0,60	2,68
Fevereiro	22,20	22,90	0,70	3,10
Março	21,80	22,30	0,50	2,27
Abril	19,70	20,70	1,00	4,95
Maió	17,20	18,10	0,90	5,10
Junho	15,90	16,50	0,60	3,70
Julho	15,50	16,20	0,70	4,42
Agosto	16,90	17,50	0,60	3,49
Setembro	18,50	19,20	0,70	3,71
Outubro	20,20	20,90	0,70	3,41
Novembro	21,10	21,60	0,50	2,34
Dezembro	21,50	22,30	0,80	3,65

O aumento das temperaturas médias mensais ao longo das últimas cinco décadas pode estar relacionado ao aumento da população da cidade e conseqüentemente o aumento da urbanização e do desmatamento. A urbanização acarreta um aumento da presença de materiais que favorecem um armazenamento de calor nas superfícies edificadas, que posteriormente é liberado para a atmosfera, aumentando a temperatura do ar (Fialho, 2009).

5.2 Materiais

Para a elaboração do trabalho foram utilizados os seguintes materiais:

- Imagens obtidas dos sensores orbitais TIRS (Thermal Infrared Sensor) e OLI (Operacional Land Imager), do satélite LANDSAT 9, a Tabela 4 apresenta as principais características desses sensores;

Tabela 4 – Principais características dos sensores OLI e TIRS do satélite LANDSAT 9

Característica	OLI	TIRS
Bandas Espectrais	9 bandas	1 banda
Resolução Espectral	30 metros	100 metros
Resolução Espacial	30 metros	100 metros
Resolução Temporal	16 dias	16 dias
Resolução Radiométrica	12 bits	16 bits

- *Softwares* ArcGIS 10.5, QGIS 3.32, Microsoft Excel e RStudio;

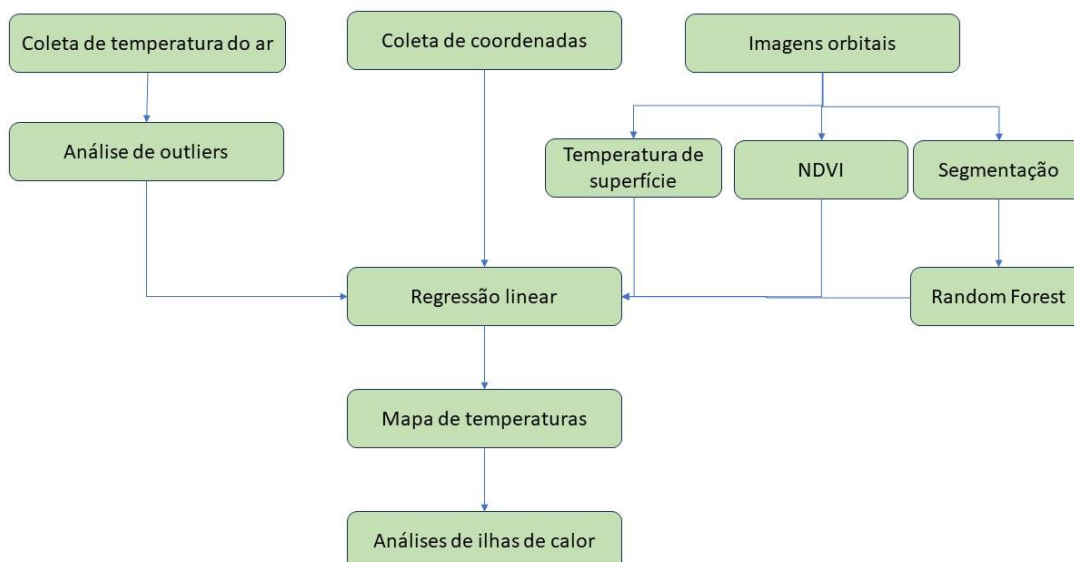
- Dados de temperatura do ar coletados através de um sensor do tipo *datalogger* de temperatura, marca NEXT Instrumentos, modelo NDTH-01 com precisão de 0,5°C;

- Coordenadas coletadas através de receptor GNSS de navegação de precisão métrica que utiliza código C/A.

5.3 Metodologia

A Figura 7 ilustra de forma resumida um fluxograma de atividades desenvolvidas na pesquisa.

Figura 7 - Fluxograma de atividades



5.3.1 Coleta de dados

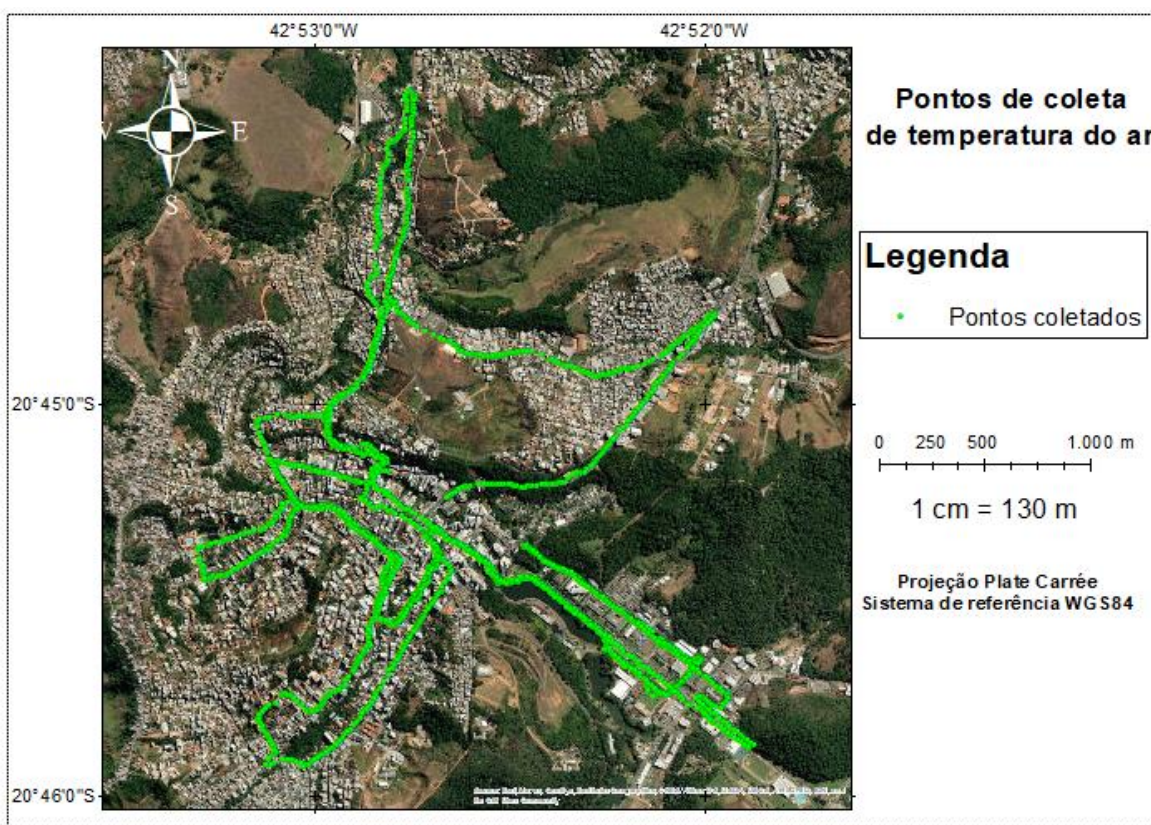
Para a coleta de temperaturas na área de estudo, foi utilizado um sensor de temperatura e umidade do tipo *datalogger*, modelo NDTH-01 (TempU 03) da marca NEXT Instrumentos, ilustrado na Figura 8.

Figura 8 - Aparelho de coleta de temperatura do ar utilizado



As coletas foram realizadas nos dias 05/07/2023, 13/07/2023, 06/08/2023, 14/08/2023 e 22/08/2023, a determinação dos dias de coleta fundamentou-se na passagem do satélite LANDSAT-9 sobre o município. Adicionalmente, considerou-se a presença de nuvens durante os dias de coleta, uma vez que uma elevada cobertura de nuvens impossibilitaria a utilização das imagens de satélite na análise. Foram selecionadas rotas que passassem pela região central do município (Figura 9), a fim de avaliar as temperaturas urbanas de forma mais detalhada. A cada 10 segundos um valor de temperatura foi registrado e gravado no instrumento, em trajetos realizados a pé (transecto móvel), no horário aproximado em que o satélite LANDSAT-9 passa sobre a cidade, por volta das 10h da manhã (horário de Brasília). Foram coletadas temperaturas do ar em 2185 pontos no total. Sabe-se que o horário da coleta afeta o valor da temperatura, e tendo em vista que no turno da manhã a temperatura tende a aumentar com o passar do tempo, foram realizados trajetos de no máximo 1 hora de duração, afim de minimizar esse efeito.

Figura 9 – Pontos de coleta de temperatura do ar



5.3.2 Temperatura de superfície

Este estudo empregou imagens orbitais do satélite LANDSAT-9 para sua realização. Vale ressaltar que as cenas adquiridas foram obtidas no *website Earth Explorer*. A seleção

dessas imagens foi fundamentada nas datas de coleta de temperatura do ar na área designada como objeto de estudo. Destaca-se a relevância de escolher imagens com base na cobertura de nuvens sobre o município, uma vez que a presença de nuvens comprometeria o cálculo da temperatura de superfície.

Após essa etapa inicial, procedeu-se à correção atmosférica, empregando a Equação 1. Tal processo é realizado, pois condições atmosféricas vigentes no momento da aquisição das imagens têm o potencial de impactar os valores de temperatura obtidos em fases subsequentes da análise.

A Equação 7 foi então aplicada para calcular a temperatura de superfície em Kelvin. Posteriormente, recorreu-se então à Equação 8 para realizar a conversão dos valores obtidos para a unidade de graus Celsius. Esse procedimento foi essencial para garantir a interpretação mais precisa e facilitada das informações térmicas capturadas nas imagens orbitais do LANDSAT-9.

5.3.3 Classificação supervisionada

Para identificar os tipos de ocupação do solo que compõem a superfície analisada, deve-se extrair informações das imagens através de um processo de classificação supervisionada.

Foi utilizado um método de classificação orientada a objeto, que utiliza informações de objetos maiores, como regiões, segmentos ou objetos completos, para tomar decisões de classificação, em contraste com a classificação de imagem por pixel, que classifica cada pixel individualmente (Lelong e Herimandimby, 2022).

Para realizar a classificação orientada a objeto, a imagem primeiramente passou por um processo de segmentação. Isso pode ser feito usando algoritmos que dividem a imagem em regiões ou segmentos baseados em características como cor, textura, forma ou outros atributos visuais. No presente trabalho, foi utilizada a função de segmentação inclusa no plugin *ORFEO Toolbox*, do software QGIS 3.32, aplicando o algoritmo *meanshift*. Em seguida, foram extraídas características dos objetos segmentados, como área, forma, textura, cor, entre outros (Schultz et al., 2016). Essas características são então usadas para treinar um modelo de classificação. Neste trabalho foi utilizado o modelo de classificação Random Forest, de acordo com a Equação 4. Foram identificadas as classes Vegetação densa, Área urbana e Solo exposto/Vegetação rasteira. Por fim, foi calculado o índice *kappa* da classificação, utilizando a Equação 5.

5.3.4 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

A obtenção do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) desempenha um papel central neste estudo, permitindo a avaliação da densidade e distribuição da vegetação com base em imagem orbital proveniente do satélite LANDSAT-9.

Para calcular o NDVI, foram utilizadas as informações das bandas de luz vermelha (RED) e infravermelha próxima (NIR), aplicando-se a Equação 6 para cada pixel da imagem.

Ao término deste procedimento, foi gerada uma imagem que proporciona uma representação visual da vegetação na área de interesse. Esse resultado é fundamental para análises mais aprofundadas relacionadas à cobertura vegetal, contribuindo para uma compreensão abrangente das condições ambientais e sua relação com as ilhas de calor urbanas.

5.3.5 Regressão linear

A primeira etapa consistiu na preparação dos dados, o que envolveu a obtenção cuidadosa e organização sistemática dos mesmos. Durante essa fase, foi imperativo realizar verificações para identificar e lidar com valores extremos, garantindo que os dados fossem confiáveis e representativos. As equações 12 e 13 foram utilizadas para a identificação de *outliers* que também foram desconsiderados na regressão.

Posteriormente, foi realizada uma análise exploratória que buscou revelar tendências, padrões e relações entre as variáveis. A correlação entre os preditores e a variável dependente foi analisada, permitindo identificar relacionamentos significativos entre as variáveis.

Em seguida, passou-se à implementação da regressão linear múltipla. Este modelo forneceu uma visão mais abrangente da relação entre uma variável dependente e múltiplas variáveis independentes. A variável dependente utilizada é a temperatura do ar, e as demais variáveis são a Temperatura de superfície, a Cobertura do solo, a Altitude, o NDVI e a Latitude. Para avaliar a robustez do modelo, introduziu-se o método de validação cruzada *k-fold*. Esse procedimento dividiu o conjunto de dados em *k* subconjuntos (ou *folds*), treinando e testando o modelo *k* vezes. No caso do presente estudo, foram utilizados 5 subconjuntos com tamanho aproximadamente igual, separados de forma aleatória, que então foram ajustadas 5 vezes em modelos de regressão linear múltipla. Em cada iteração 4 subconjuntos de dados foram utilizados para treinamento e 1 para teste. A média dos resultados obtidos nas iterações forneceu uma estimativa mais precisa do desempenho do modelo, reduzindo a variabilidade associada a

É possível observar, através de uma análise visual, que as áreas urbanas estão mais concentradas no centro do município. Também se observa regiões de vegetação densa espalhada pelo território. Contudo, a maior área é ocupada por vegetação rasteira/solo exposto.

A Tabela 5 ilustra a matriz de confusão obtida da classificação

Tabela 5 – Matriz de confusão obtida na classificação realizada

	Veg. densa	Área urbana	Veg. rasteira/solo exposto	Total
Veg. densa	34	0	2	36
Área urbana	1	6	4	11
Veg. rasteira/solo exposto	1	0	51	52
Total	36	6	57	99

Também foi testada a significância do valor *kappa* através de um teste Z, obtendo-se um p-valor de 0,017, podemos concluir que o *kappa* é estatisticamente significativo ao nível de significância de 0,05.

6.2 Temperatura de superfície

Nas Figuras 11, 12, 13, 14 e 15 encontram-se as temperaturas de superfície obtidas a partir de imagens orbitais do satélite LANDSAT-9 para os dias analisados. Foram realizadas análises visuais, comparando-se as figuras geradas com a cobertura do solo do município (Figura 14). No dia 05/07/2023 observou-se que as temperaturas de superfície apresentaram valores menores na região sudeste do município, devido a cobertura de nuvens nessa região, e temperaturas mais altas na região urbana, bem como em áreas sem cobertura vegetal.

Figura 11 - Temperatura de superfície estimada para o dia 05/07/2023

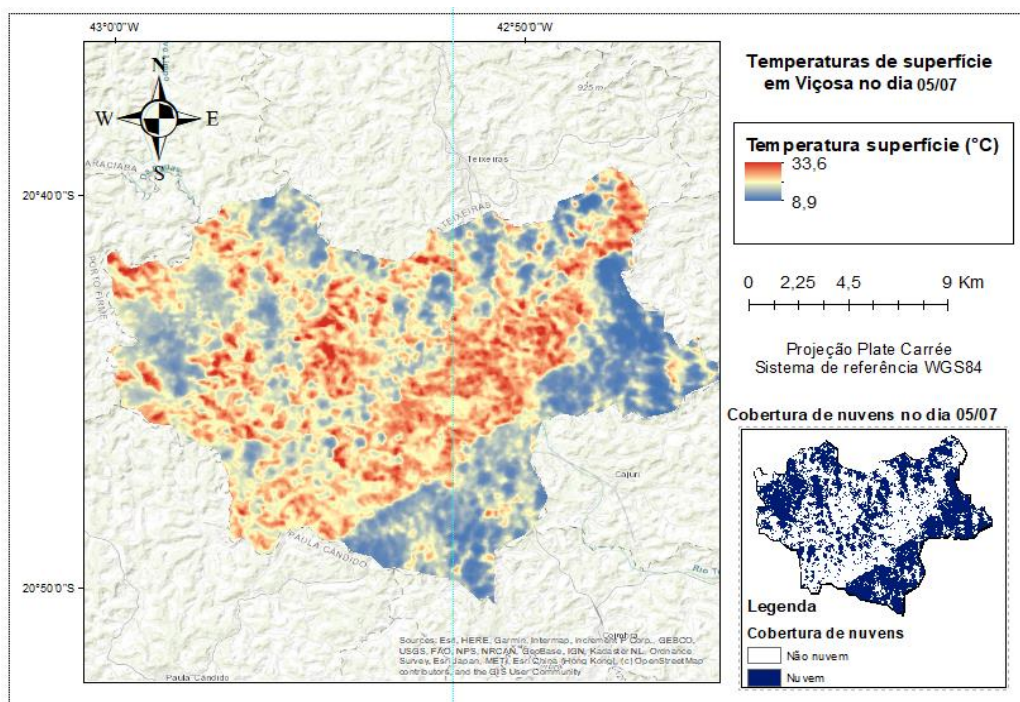


Figura 12 - Temperatura de superfície estimada para o dia 13/07/2023

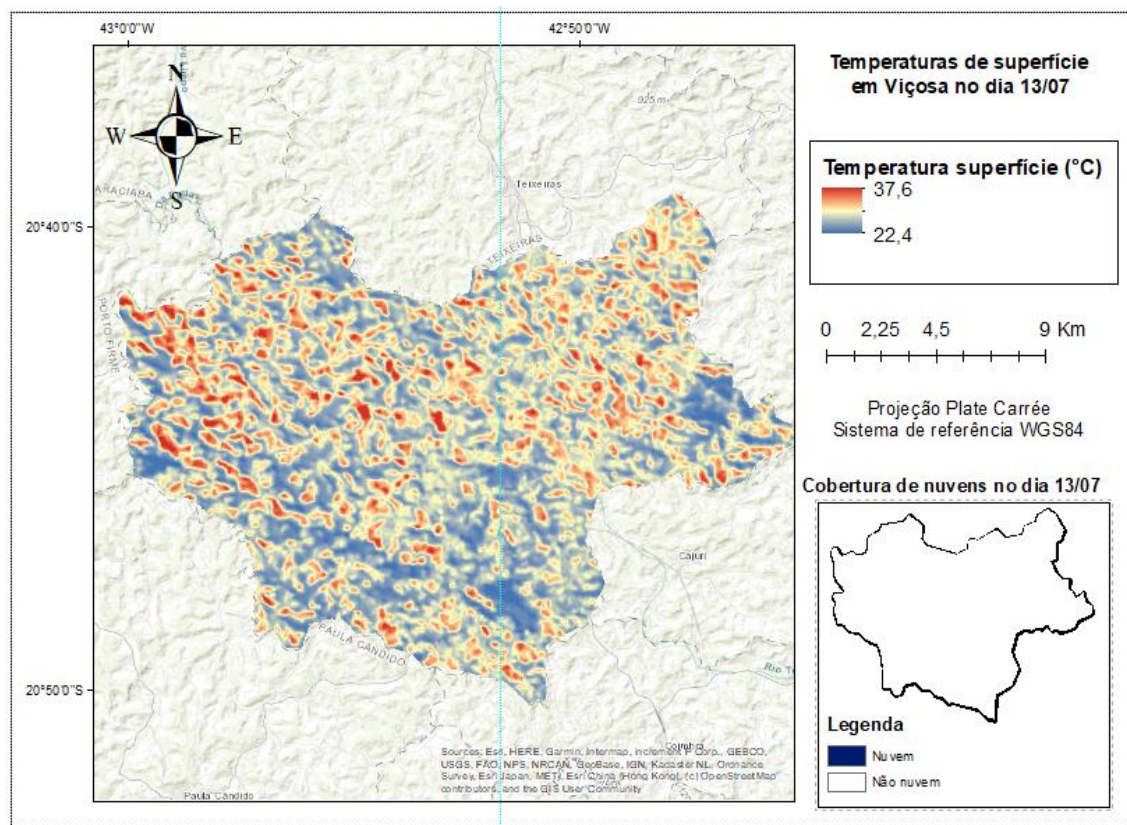
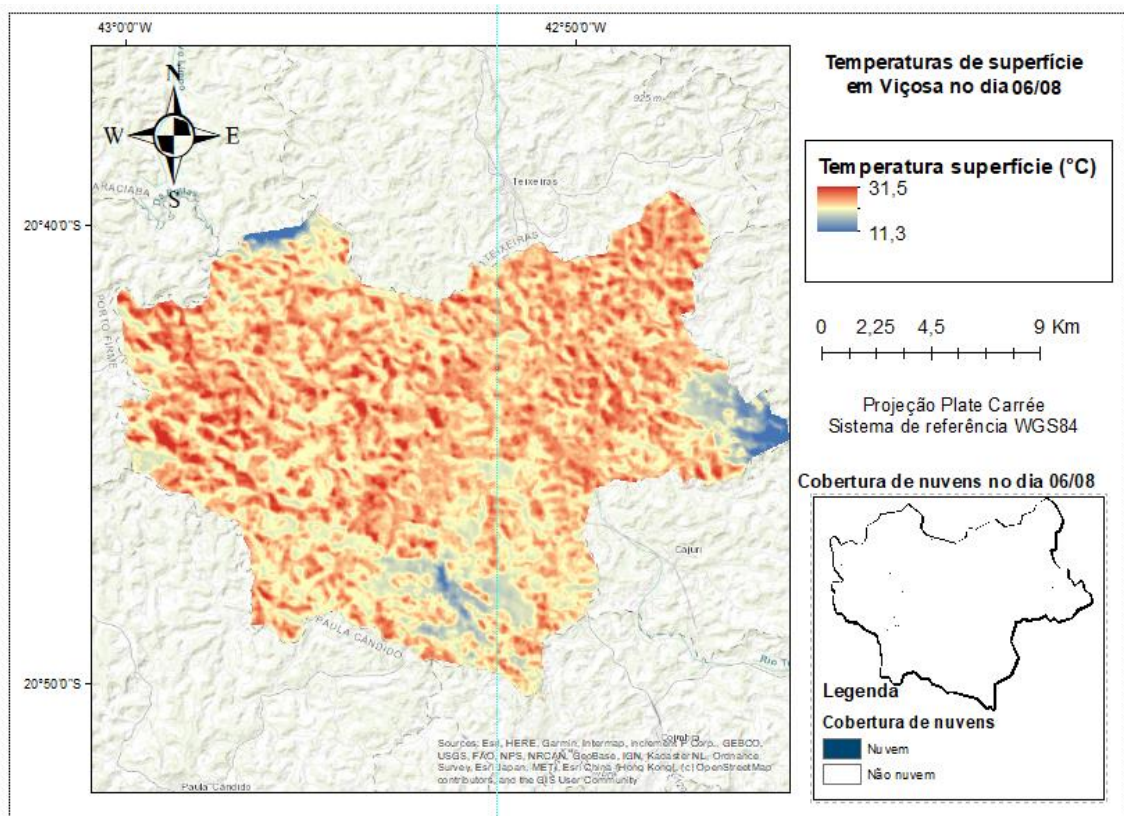


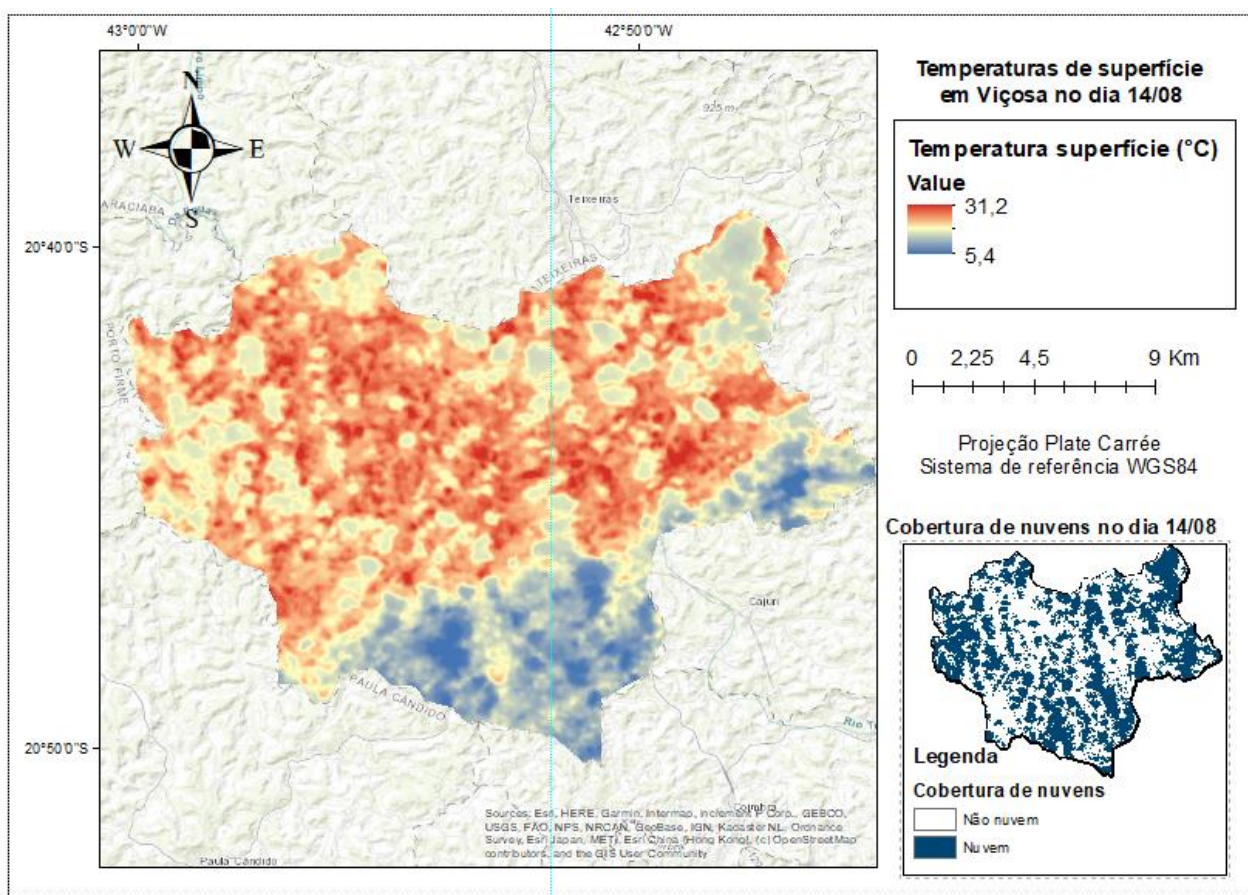
Figura 13 - Temperatura de superfície estimada para o dia 06/08/2023



No dia 13/07/2023 as temperaturas se apresentaram, de forma geral, com amplitude menor. Observa-se que as regiões com pouca ou nenhuma cobertura vegetal (solo exposto), obtiveram temperaturas mais altas. Neste dia, as áreas urbanizadas não se destacaram em relação a temperatura de superfície, tendo comportamento similar ao restante do território.

No dia 06/08/2023, temperaturas mais amenas foram observadas na região leste e em uma pequena parte da região norte do município, tais valores podem estar relacionados à nebulosidade no local. A região sul apresentou temperaturas amenas em região de maior cobertura florestal.

Figura 14 - Temperatura de superfície estimada para o dia 14/08/2023

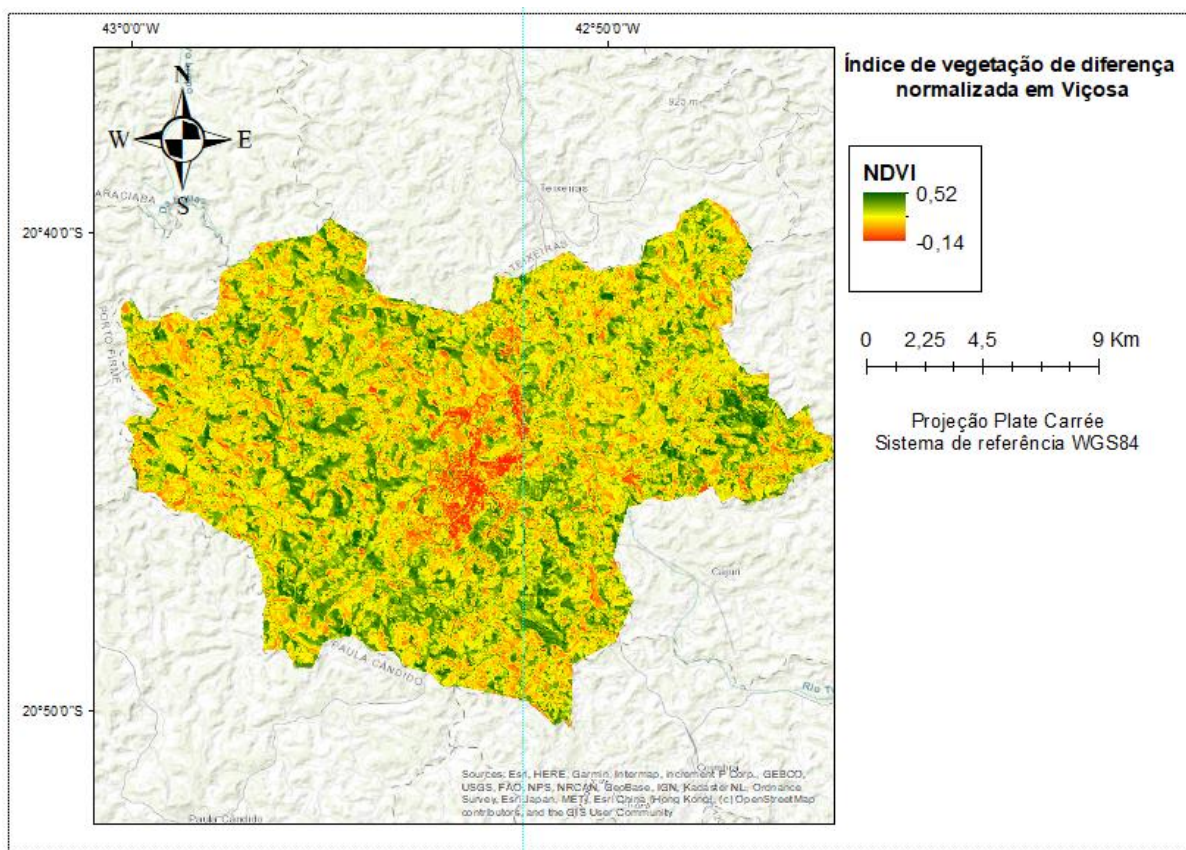


No dia 14/08/2023, o comportamento da temperatura de superfície foi similar ao do dia 05/07/2023, apresentando temperaturas menores na região sudeste do município devido à nebulosidade. Alguns pontos de temperaturas baixas espalhados pelo território também se devem a cobertura de nuvens na imagem.

6.3 NDVI

A Figura 16 ilustra a estimativa do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) no município de Viçosa-MG para o dia 13/07/2023, este dia foi escolhido devido a baixa presença de nuvens, que causariam interferências na obtenção do NDVI.

Figura 16 - NDVI estimado para o município de Viçosa-MG no dia 13/07/2023



Na análise do NDVI, observa-se que os menores índices, que indicam pouca vegetação, se concentraram na área urbanizada do município. Também se nota que os índices mais altos, que indicam vegetação densa, se encontram espalhados em pequenas regiões isoladas por todo o território.

6.4 Regressão linear

Após a realização da regressão linear, obteve-se a Equação 14, que descreve o modelo.

$$T = 0,9184 * T_s - 1,215 * Cl_{au} + 0,0365 * alt + 1,836 * NDVI + 60,85 * lat + 1239 \quad (14)$$

Onde:

T é a temperatura do ar em °C;

T_s é a temperatura de superfície em °C;

Cl_{au} é a variável indicativa de área urbana;

alt é a altitude em metros;

$NDVI$ é o índice de vegetação;

lat é a latitude em graus decimais

A partir do coeficiente positivo da latitude, foi possível identificar uma tendência de aumento na temperatura do ar indo do sul para o norte, como esperado. Em relação aos coeficientes das variáveis Classe, Altitude e NDVI, observa-se valores negativo, positivo e positivo, respectivamente. Isso pode ser explicado, possivelmente, pelas regiões de coletas de dados, que se encontraram majoritariamente na região urbana do município, portanto, não apresentando grandes variações nessas classes. Apesar disso, as variáveis foram mantidas no modelo devido ao aumento do R^2 e diminuição dos RMSE e MAE ao inclui-las na regressão.

Os p-valores obtidos para cada variável estão expostos na Tabela 6.

Tabela 6 - p-valores para cada variável

Variável	p-valor
Temperatura de superfície	2E-16
Classe	1,98E-11
Altitude	2E-16
NDVI	0,0137
Latitude	3,37E-10
Intercepto	6,05E-10

O índice R^2 alcançado no modelo abrangente foi de 0,70, indicando que o modelo explica aproximadamente 70% da variação na variável de resposta. Todas as variáveis apresentaram p-valor inferior a 0,05 no teste t de Student (conforme Tabela 6), evidenciando sua significância na explicação da variável dependente.

A Tabela 7 ilustra a influência de cada variável na temperatura do ar separadamente. Observa-se que a Latitude explicou 10,5% da variação da temperatura do ar, enquanto a temperatura de superfície explicou 66,08%.

Tabela 7 - Contribuição de cada variável na temperatura do ar

Variáveis	R^2	Influência (%)
Altitude	0,0206	2,06%
Classe (área urbana)	0,00051	0,051%
Latitude	0,1050	10,50%
NDVI	0,0330	3,30%
Temperatura de superfície	0,6608	66,08%

A Tabela 8 ilustra os coeficientes de correlação de Pearson das variáveis independentes com a temperatura do ar.

Tabela 8 - Coeficientes de correlação das variáveis independentes com a temperatura do ar

Variáveis	Correlação
Altitude	0,145
Classe (área urbana)	0,032
Latitude	0,326
NDVI	-0,184
Temperatura de superfície	0,813

Ao analisar as correlações das variáveis utilizadas com a temperatura do ar, observa-se alta correlação positiva da temperatura de superfície, que também foi obtida por Pires e Vallerius (2020) em seu estudo no Rio Grande do Sul. As demais variáveis, apesar de apresentarem correlação fraca com a variável resposta, foram mantidas no modelo devido a influência que apresentaram no R^2 , gerando um aumento de 66% para 70% em seu valor.

6.4.1 Avaliação do modelo

Foi aplicada a validação cruzada *K-fold* para que fosse avaliado o desempenho de cada modelo, cujos índices R^2 , RMSE (Erro quadrático médio), MAE (Erro médio absoluto) e Erro médio estão demonstrados na Tabela 9.

Tabela 9 - R^2 , RMSE, MAE e Erro médio para cada modelo

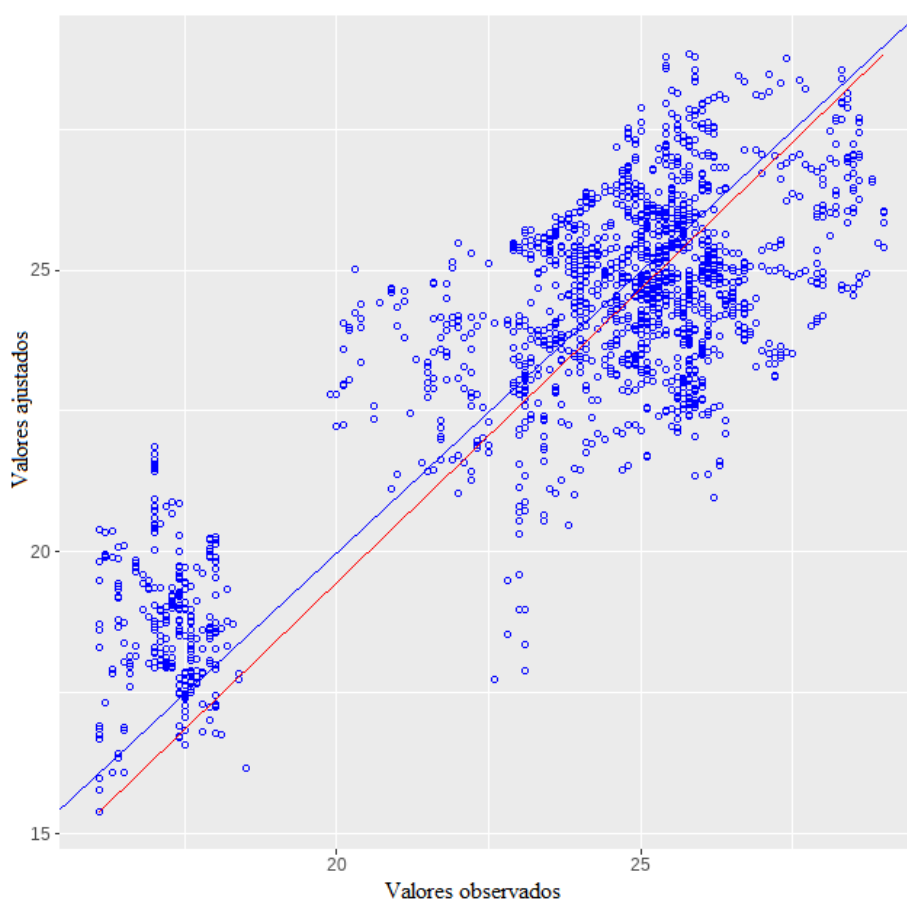
Modelo	R^2	RMSE	MAE	Erro médio
1	0,687	1,77	1,43	1,50
2	0,694	1,80	1,46	1,45
3	0,681	1,85	1,51	1,47
4	0,732	1,79	1,44	1,40
5	0,685	1,83	1,50	1,50

De forma geral, a média do RMSE foi de 1,80, indicando que, em média, as previsões do modelo estão aproximadamente a 1,80°C dos valores reais. Quanto menor o valor do RMSE, melhor o desempenho do modelo em termos de precisão das previsões (Chai e Draxler, 2014). A média do MAE foi de 1,47, indicando que, em média, as previsões do modelo apresentam um desvio absoluto médio de 1,47°C em relação aos valores reais. O MAE fornece uma medida da magnitude dos erros de previsão, independentemente da direção (Chai e Draxler, 2014). Portanto, uma média de MAE de 1,47 sugere que o modelo, em média, erra cerca de 1,47

unidades ao estimar as observações em comparação com os valores reais. Quanto menor o valor do MAE, melhor o desempenho do modelo em termos de precisão das previsões (Chai e Draxler, 2014).

A Figura 17 ilustra um gráfico de valores observados (eixo x) em relação a valores preditos pelo modelo (eixo y) de temperatura do ar. Quanto mais próxima a reta vermelha está da reta azul mais explicativo pode-se considerar o modelo.

Figura 17 - Gráfico de valores observados (coletados) em contraste com valores preditos pelo modelo

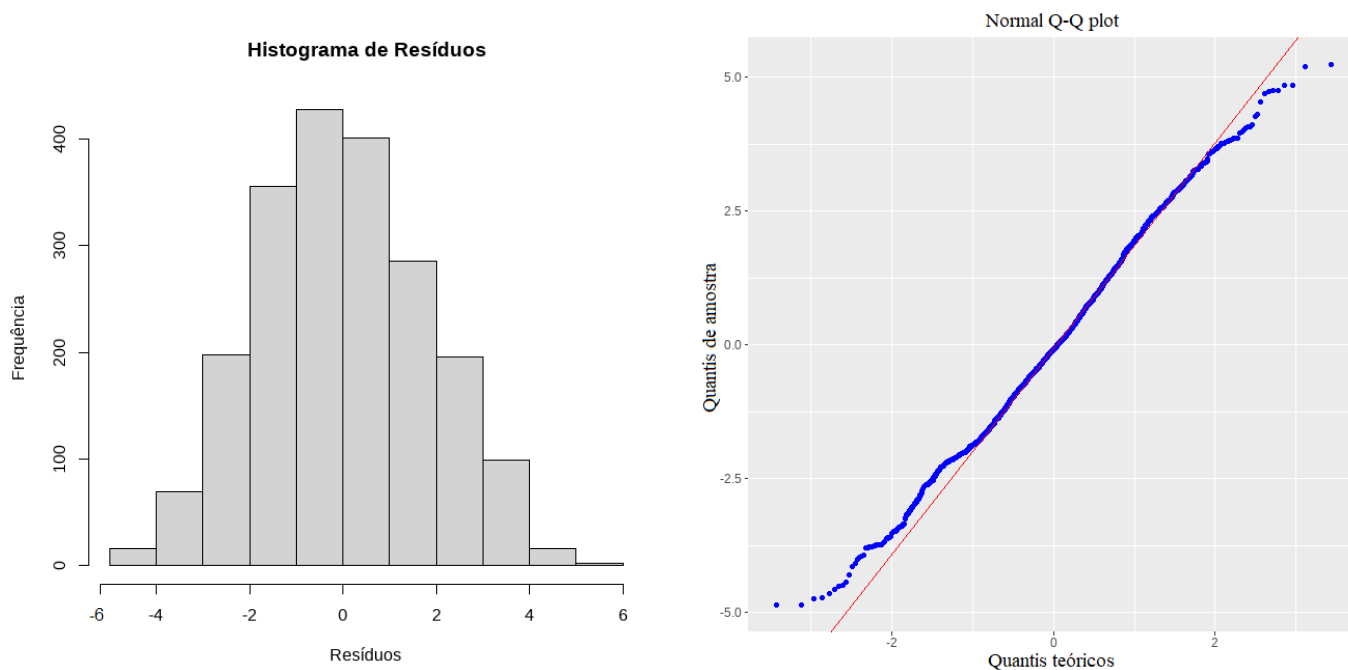


Observa-se que as duas retas se encontram próximas, o que também sugere uma boa adequabilidade da equação de regressão obtida.

6.4.2 Análise de resíduos

A Figura 18 ilustra o histograma dos resíduos e um gráfico do Q-Q plot, ambos foram utilizados para fazer uma avaliação inicial da normalidade dos resíduos.

Figura 18 - Histograma dos resíduos e um gráfico Q-Q plot

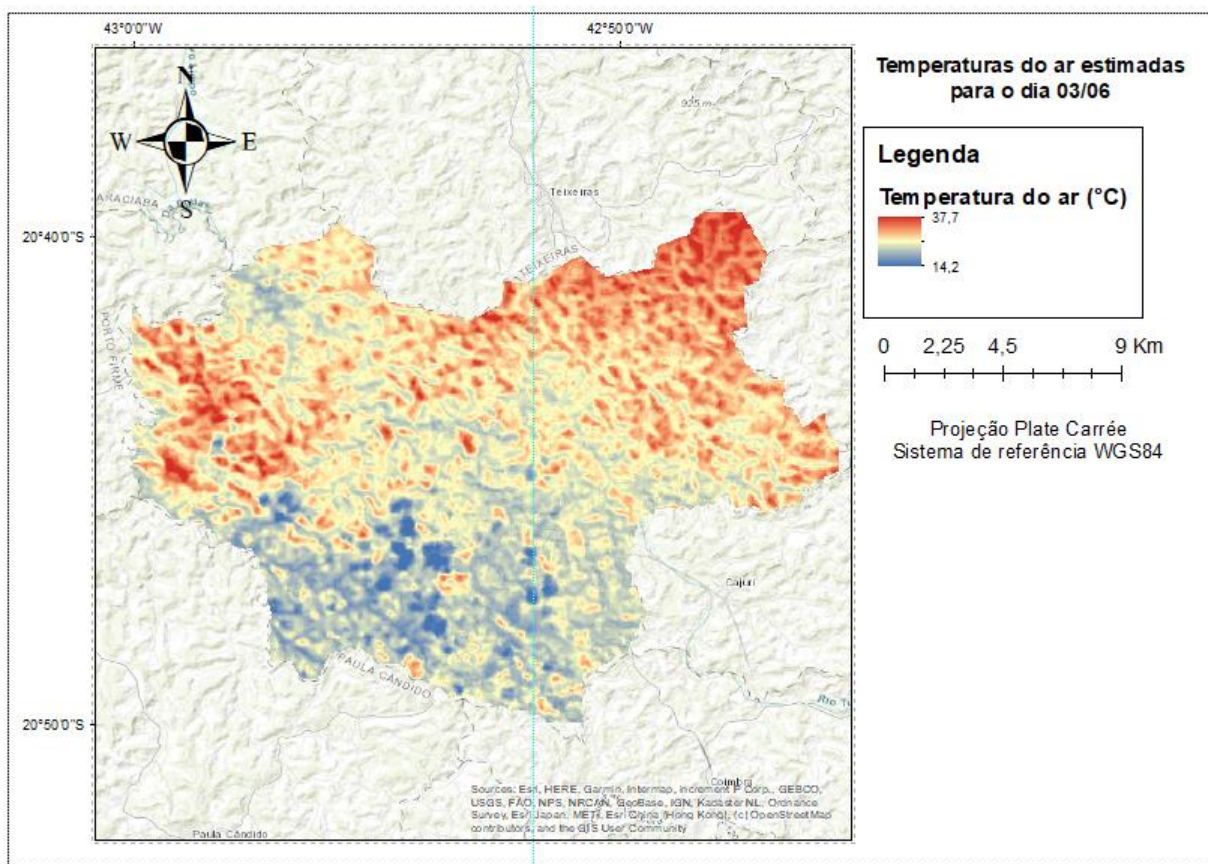


Os gráficos representados na Figura 18 indicam que os resíduos possuem distribuição normal. Ao examinar o histograma, observa-se uma distribuição aproximadamente simétrica em torno de zero, sugerindo que os resíduos tendem a se distribuir de maneira uniforme em torno do valor esperado. Esta simetria é um indicativo positivo da normalidade, corroborando a robustez da suposição de normalidade dos resíduos (Torman; Coster e Riboldi, 2012). Além disso, a análise do gráfico QQ-plot fornece uma comparação mais detalhada entre os quartis esperados de uma distribuição normal e os quartis observados nos resíduos. Nota-se que os pontos no QQ-plot estão geralmente alinhados com a linha diagonal, indicando concordância com uma distribuição normal (Das e Imon, 2016), entretanto, é importante notar que pequenas divergências nos extremos do plot podem ser observadas. Em conjunto, essas análises visuais fortalecem a evidência de que os resíduos exibem características consistentes com uma distribuição normal. Ao realizar o teste de normalidade Shapiro-Wilk nos resíduos, obteve-se o p-valor de 0,617, indicando que os resíduos seguem distribuição normal.

6.5 Mapa de temperatura

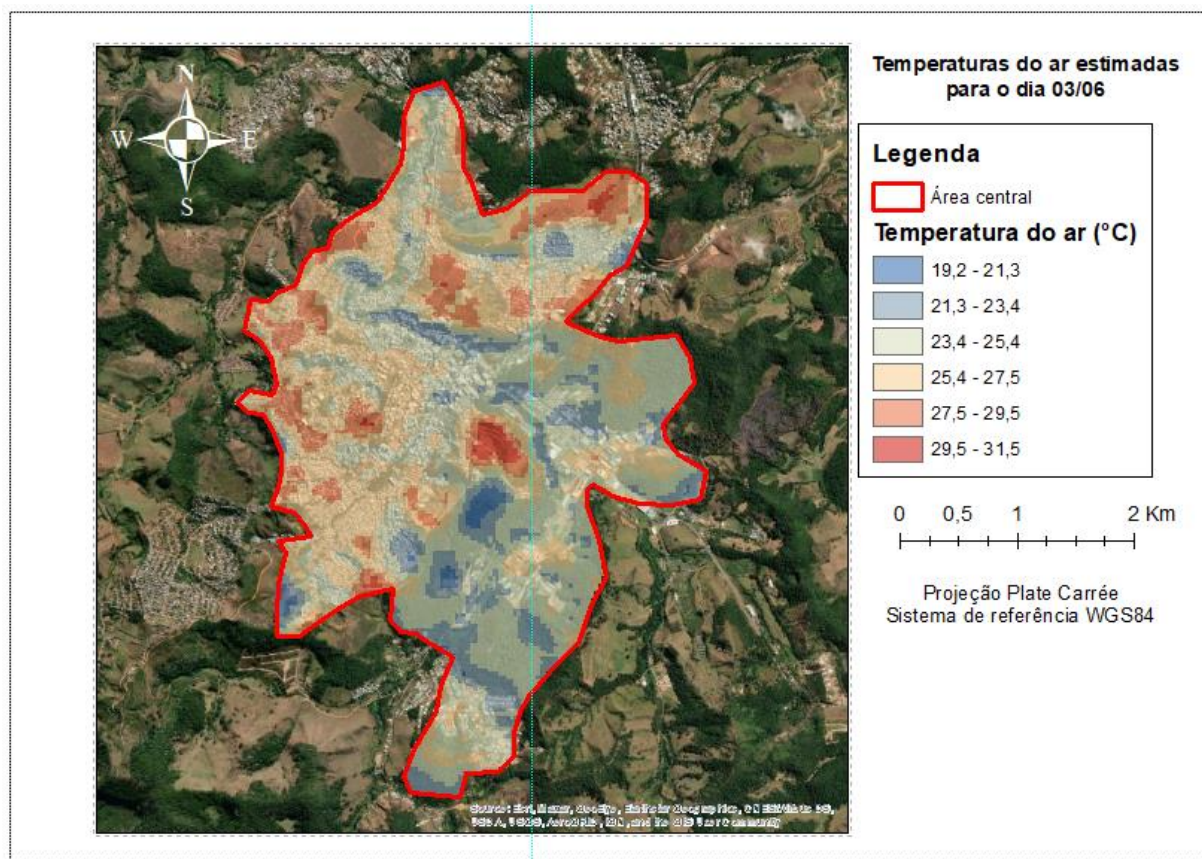
Foi realizada uma estimativa de temperaturas utilizando o modelo gerado, para o dia 03/06/2023. Optou-se por esse dia devido à qualidade da imagem orbital, que apresentava uma baixa cobertura de nuvens. Além disso, considerando que as coletas em campo ocorreram nos meses de inverno, escolher um dia de junho foi uma decisão para garantir que a aplicação do modelo não extrapolasse as condições para as quais foi originalmente desenvolvido. A estimativa se encontra ilustrada na Figura 19.

Figura 19 - Aplicação do modelo para o dia 03/06/2023



A figura revela elevações térmicas mais pronunciadas na região norte do município, com alguns pontos de maior aquecimento dispersos pelo sul. A temperatura oscilou entre 14,2°C e 37,7°C, com média 27,5°C e desvio padrão 3,5°C. É relevante observar que, embora seja viável estimar as temperaturas para todo o território, os valores se adequarão melhor com a realidade na região urbana, onde os dados de treinamento do modelo foram obtidos. A Figura 20 ilustra um destaque na área urbana de Viçosa, com valores de temperatura estimados sobrepostos a uma imagem orbital para facilitar a identificação dos locais das ilhas de calor.

Figura 20 - Temperaturas estimadas para a região urbana do município



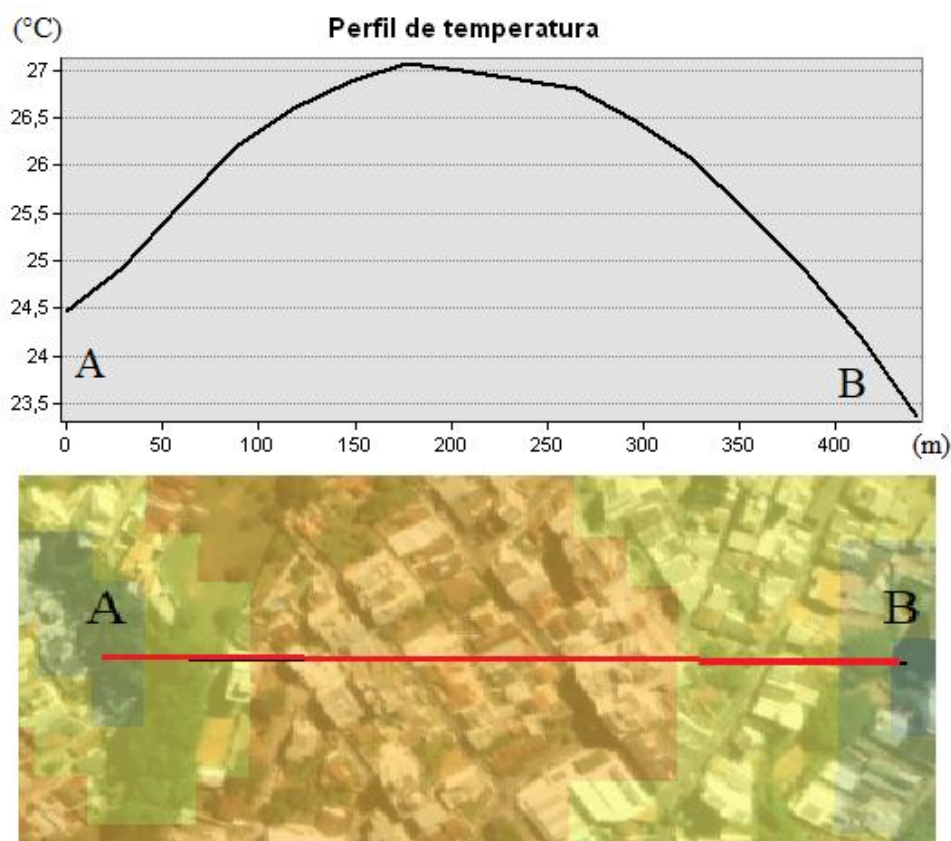
A Figura 20 ilustra faixas de temperatura variando entre 19,2°C e 31,5°C, com uma média de 25,3°C e um desvio padrão de 1,8°C. É possível observar que a maior parte das temperaturas se encontram no intervalo entre 23,4°C e 27,5°C. As temperaturas mais amenas estão observadas nas áreas de vegetação próxima à UFV e ao longo do eixo principal da Avenida PH Rolfs. Esta distribuição pode ser atribuída, possivelmente, à eficaz circulação de ventos nessa direção, os quais podem exercer efeitos mitigadores sobre a temperatura, ruas que seguem padrões que favorecem a ventilação e a entrada de ar fresco podem contribuir para a formação de ilhas de frescor, mesmo em áreas urbanas densamente construídas (Araujo e Morais, 2020). Por outro lado, áreas com temperaturas mais elevadas predominam em regiões de solo exposto, exemplificado pela Associação dos Servidores Administrativos da UFV (ASAV), situada na Rua do Pintinho, e nas proximidades da Escola Estadual Raul de Leoni, no bairro Santo Antônio, como corroborado pelo estudo realizado por (Santana; Gomes e Oliveira, 2022), que observou maior aquecimento em regiões de solo exposto.

Em relação às áreas edificadas (casas, prédios, etc), as temperaturas mais elevadas foram registradas em bairros periféricos, tais como Nova Era, Maria Eugenia, Santa Clara e Fátima,

tal comportamento se dá devido à baixa cobertura vegetal em tais localidades. Destacam-se pontos de frescor em regiões específicas, como a área circundante à UFV, a região central (ao redor da Avenida P.H. Rolfs, como citado anteriormente), São Sebastião e parte do bairro Santo Antônio.

As Figuras 21, 22 e 23 ilustram perfis de temperatura em eixos destacados em vermelho, a fim de melhor visualizar as alterações das temperaturas estimadas.

Figura 21 - Perfil de temperatura no eixo AB



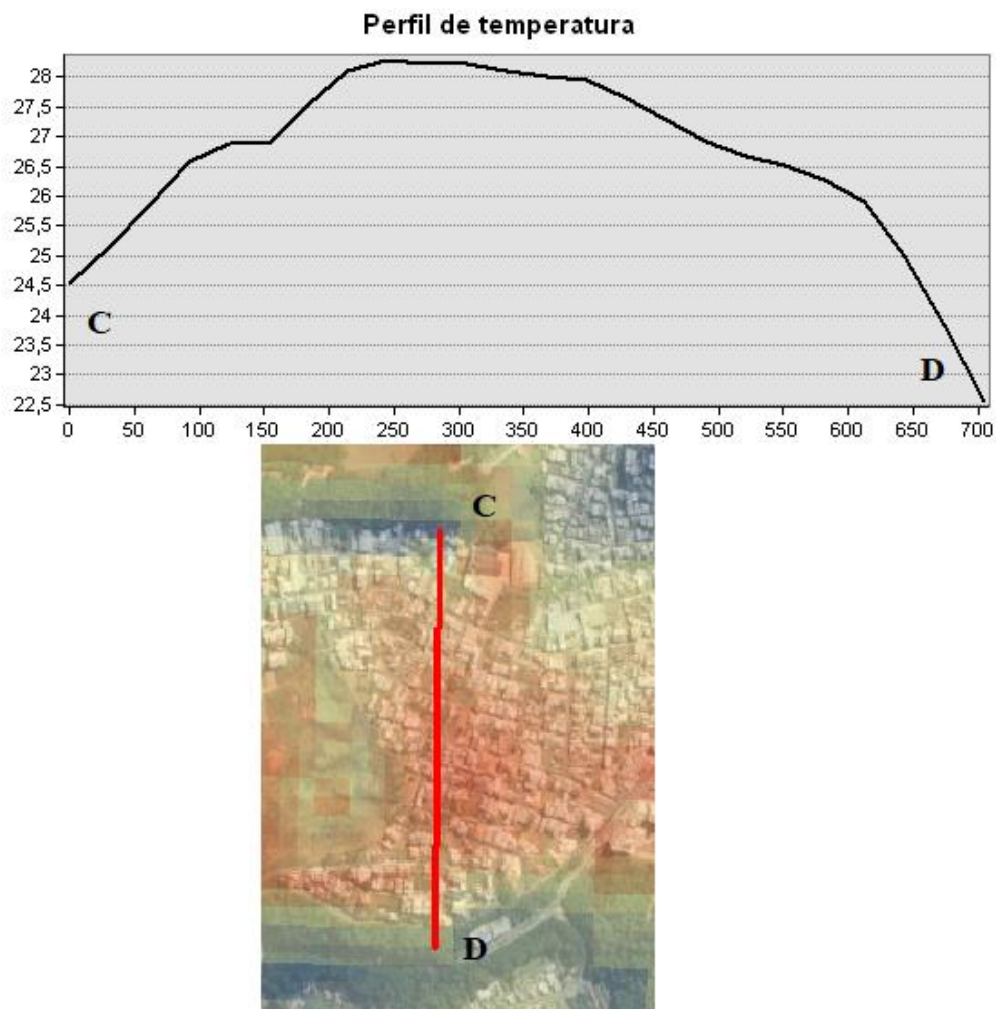
No contexto do eixo AB, que se estende desde o ponto A, próximo à rua José Almeida Ramos (bairro de Ramos), até as proximidades da Av. Santa Rita no ponto B, os registros de temperatura entre 23°C e 27,2°C revelam uma variação que sugere a presença de uma ilha de calor urbana, com as temperaturas mais elevadas concentradas no centro da área.

No eixo CD, que atravessa o bairro Santo Antônio, localizado entre áreas florestadas, também se observa uma ilha de calor, com temperaturas variando de 22,5°C a 28,5°C.

Conforme apontado por Al Saadi et al. (2020), a interação entre a urbanização, a vegetação e o clima podem resultar em padrões distintos de ilhas de calor. No caso específico do bairro Santo Antônio, a proximidade com áreas florestadas pode influenciar a forma como

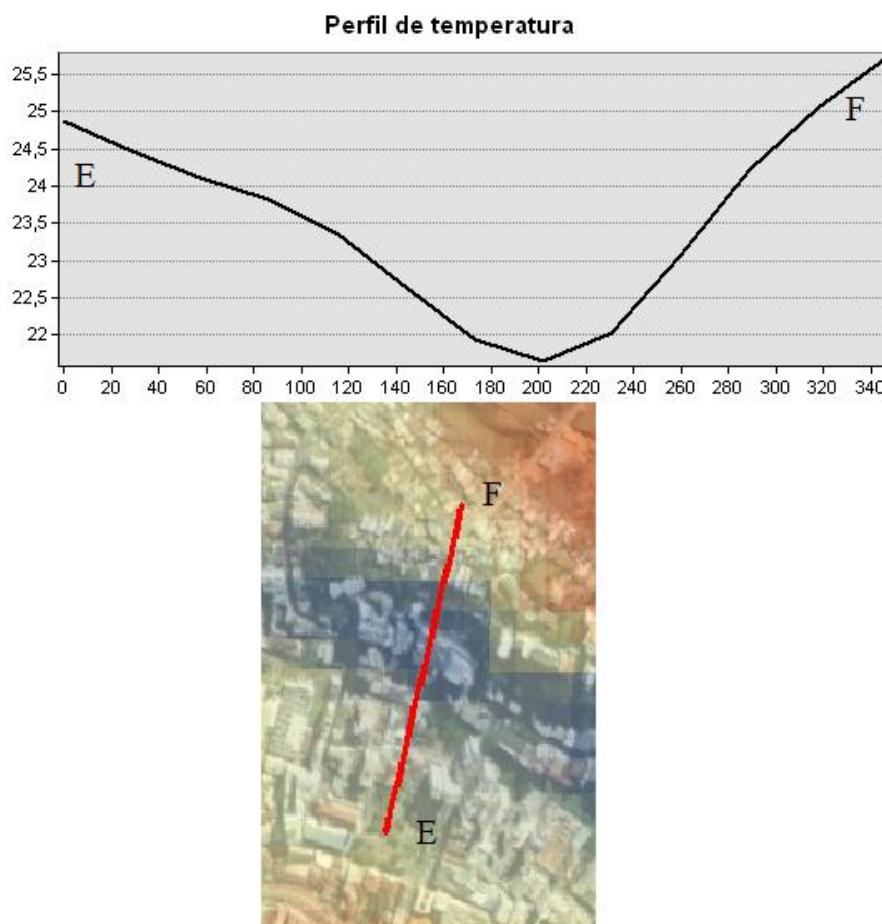
a temperatura varia ao longo do eixo, contribuindo para a formação de uma ilha de calor em determinadas áreas.

Figura 22 - Perfil de temperatura no eixo CD



No eixo EF, que se inicia na praça Silviano Brandão (ponto A) e se estende até o bairro João Mariano (ponto B), destaca-se a presença de uma ilha de frescor. Essa configuração termal, é caracterizada por temperaturas mais amenas em contraste com áreas circundantes de temperaturas mais elevadas (Alves, 2017).

Pesquisas acadêmicas corroboram a existência de ilhas de frescor em contextos urbanos e ressaltam a importância de fatores como cobertura do solo e elementos paisagísticos na criação desses microambientes mais frescos. No estudo de Monteiro et al. (2023), a presença de áreas verdes, como praças e parques, é apontada como um fator significativo na redução das temperaturas urbanas e na promoção de ilhas de frescor.

Figura 23 - Perfil de temperatura do eixo EF

A configuração específica do eixo EF, iniciado na praça Silviano Brandão, sugere a influência positiva de elementos urbanos que promovem resfriamento, como a presença de vegetação nas proximidades da rua Dr. Milton Bandeira, a geometria dos prédios que favorecem o sombreamento da rua durante a maior parte do dia e a ventilação. Conforme destacado por Monteiro (2023), o design urbano pode desempenhar um papel crucial na regulação térmica, com espaços públicos bem projetados proporcionando sombra e favorecendo condições mais frescas.

Além disso, conforme apontado por Muniz-Gäal (2018) e Neres et al. (2021), estratégias de mitigação, como a introdução de áreas verdes e o uso de materiais de construção reflexivos, podem desempenhar um papel fundamental na redução das ilhas de calor urbanas. Integrar essas abordagens no planejamento urbano pode contribuir para atenuar os efeitos do calor, promovendo assim um ambiente urbano mais sustentável e confortável.

7. CONCLUSÕES

A pesquisa desenvolvida teve como principal objetivo investigar possíveis ilhas de calor na área urbana de Viçosa, Minas Gerais, utilizando técnicas indiretas de obtenção de temperatura do ar. Em conclusão, a análise conduzida por meio de uma regressão linear múltipla, considerando a temperatura do ar como variável resposta e diversas variáveis independentes, proporcionou uma compreensão mais aprofundada dos padrões térmicos locais na região estudada. Além disso, a geração e análise de um mapa detalhado de estimativas de temperatura do ar proporcionou uma visualização clara e abrangente das variações térmicas em toda a área urbana de Viçosa. Dessa forma, os objetivos estabelecidos foram integralmente alcançados.

Contudo, é fundamental destacar um dos principais desafios enfrentados neste trabalho, que se refere à dificuldade na obtenção de imagens orbitais que possam ser aplicadas à metodologia devido à presença frequente de nuvens. Essa limitação prática restringe a coleta de dados principalmente ao período de inverno, quando a incidência de nuvens é menor e as condições atmosféricas são mais secas. A dependência desse período sazonal pode afetar a representatividade temporal do estudo, sendo crucial considerar essa limitação ao interpretar os resultados.

Observou-se que a adição da variável umidade ao modelo resultou em melhorias significativas nos resultados, indicando a importância desse fator na dinâmica térmica local. No entanto, devido à falta de um banco de dados de umidade em escala satisfatória que permitisse a aplicação do resultado obtido na região de estudo, de forma a ser possível gerar mapas de temperatura para outras datas. Os resultados obtidos com a inclusão da variável umidade se encontram no Apêndice B

Ressalta-se que as coletas em campo ocorreram nos meses de inverno, portanto a escolha de um dia de junho na geração do mapa de temperatura do ar foi uma decisão para garantir que a aplicação do modelo não extrapolasse as condições para as quais foi originalmente desenvolvido.

A análise espacial das temperaturas do ar, considerando variáveis como vegetação, área urbana e topografia, evidenciou regiões tanto com temperaturas mais altas (que caracteriza uma ilha de calor), quanto mais baixas (que são identificadas como ilhas de frescor), espalhadas por toda região central do município.

Em resumo, este estudo contribui para uma compreensão mais refinada dos determinantes das variações térmicas na região, fornecendo uma base para pesquisas futuras e intervenções em áreas relacionadas à climatologia e planejamento urbano.

Como sugestão para pesquisas futuras, recomenda-se a realização de estudos específicos mais aprofundados sobre a análise da influência específica da cobertura de nuvens nos padrões térmicos locais. Isso envolveria a investigação de métodos mais eficazes para lidar com a limitação causada por nuvens na obtenção de dados orbitais, como o uso de modelos que possam compensar a interferência das nuvens. Compreender melhor como as nuvens impactam a representatividade climática dos estudos pode aprimorar a validade e aplicabilidade do modelo em diferentes condições atmosféricas ao longo do ano. Essas direções potenciais de pesquisa visam aprimorar a aplicabilidade prática da metodologia desenvolvida e aprofundar a compreensão dos sistemas climáticos regionais.

Por fim, a integração de técnicas avançadas de sensoriamento remoto e modelagem climática pode enriquecer ainda mais a compreensão dos fenômenos climáticos locais, o que seria uma abordagem valiosa para orientar políticas de planejamento urbano sustentável e contribuiria para estratégias adaptativas diante das mudanças climáticas em curso.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AB’SÁBER, A. N. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê Editora, 2003.
- AL-SAADI, L. M.; JABER, S. H.; AL-JIBOORI, M. H. Variation of urban vegetation cover and its impact on minimum and maximum heat islands. **Urban Climatology**, v. 34, 2020.
- ALVES, E. D. L. Influência das variáveis naturais e antrópicas nos padrões da temperatura de superfície: análise por meio de regressão linear múltipla. **Raega – o espaço geográfico em análise**. v.38, p.345-364, 2016
- ALVES, E.D.L. Ilha de calor urbana e simulações: aplicação metodológica para o reordenamento do território. **Caminhos de Geografia Uberlândia**, v. 18, n. 61, março/2017, p. 33–43.
- AMORIM, M. C. de C. T. **Ilhas de calor em cidades tropicais de médio e pequeno porte: teoria e prática**. Curitiba: Editora Appris, 2020.
- AMORIM, M. C. de C. T. ILHAS DE CALOR URBANAS: MÉTODOS E TÉCNICAS DE ANÁLISE. **Revista Brasileira de Climatologia**, [S. 1.], v. 25, 2019. Disponível em: <https://ojs.ufgd.edu.br/index.php/rbclima/article/view/14136>. Acesso em: 3 dez. 2022.
- ARAÚJO, R. R. P. M. de; MORAIS, J. M. da S. C. Análise da ventilação natural através de CFD: estudo de caso no bairro Bancários, João Pessoa/PB. In: **Encontro nacional de tecnologia do ambiente construído**. Porto Alegre: ANTAC, 2020. p. 1–8.
- BARROS, H. R.; LOMBARDO, M. A. A ilha de calor urbana e o uso e cobertura do solo em São Paulo-SP. **Geosp – Espaço e Tempo** (Online), v. 20, n. 1, p. 160-177, mês. 2016.
- BARSI, J. A.; BARKER, J. L.; SCHOTT, J. R. An atmospheric correction parameter calculator for a single thermal band earth-sensing instrument. IGARSS03, 21-25 July, 2003, **Centre de Congress Pierre Baudis, Toulouse, France**.
- BEZERRA, P.E.S.; DE MORAES, E.T.I.; SOARES, I.R.C. Análise da Temperatura de Superfície e do Índice de Vegetação no Município de Belém na Identificação das Ilhas de Calor. **Rev. Bras. de Cartografia**, v.70, n.3, p. 803-818, 2018.
- BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001.

BUYANTUYEV, A.; WU, J. Urbanization alters spatiotemporal patterns of ecosystem primary production: a case study of the Phoenix Metropolitan Region, USA. *Journal Of Arid Environments*, V. 73, N. 4, 2009. pp. 512-520.

CAIXETA, P. R. C. **Modelagem espacial da dinâmica da mancha urbana de Viçosa – MG**. 107f. Dissertação, Universidade Federal de Viçosa, 2014.

CARMO, F. G. **Repercussão do aumento da verticalidade sobre o conforto ambiental na cidade de Viçosa – MG**. Monografia (Bacharelado em Geografia), Universidade Federal de Viçosa, 2007.

CHAI, T.; DRAXLER, R. R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? - Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, v. 7, n. 3, p. 1247–1250, 2014.

CHANG, J. M.-H., Lam, Y. F., Lau, S. P.-W., & Wong, W.-K. (2021). Development of fine-scale spatiotemporal temperature forecast model with urban climatology and geomorphometry in Hong Kong. *Urban Climate*, v. 37, 2021.

CHEIN, F. **Introdução aos modelos de regressão linear**. Brasília: Enap, 2019.

COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Measurement*. Vol XX, No 1, p. 37-46, 1960.

COSTA, D. R. **Estimação robusta em modelos de variáveis latentes para dados censurados**. Tese (Doutorado) — Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica - UNICAMP, 2013.

DAS, K. R.; IMON, A. H. M. A Brief Review of Tests for Normality. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, Vol. 5, No. 1, 2016, pp. 5-12.

DORIGON, L. P.; AMORIM, M. C. T. C. Variabilidade espacial da temperatura do ar com uso de transectos móveis em Jundiaí/SP. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 27, p. 349-367, 2020.

EPA - **United States Environmental Protection Agency**. Disponível em: <http://www.epa.gov>. Acesso: 20/11/2022.

FIALHO, E. S. **Ilha de calor em cidade de pequeno porte: caso de Viçosa, na Zona da Mata Mineira**. 259f. Tese (Doutorado em Geografia) Faculdade de Filosofia, Ciência, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.

FIALHO, E. S.. Ilha de calor: reflexões acerca de um conceito. **Revista Acta Geográfica**, [S.L.], p. 61-76, 2012. Universidade Federal de Roraima. <http://dx.doi.org/10.5654/actageo2012.0002.0004>.

GAMARRA, N. L. R.; CORRÊA, M. de P.; TARGINO, A. C. de L. Utilização de sensoriamento remoto em análises de albedo e temperatura de superfície em Londrina - PR: contribuições para estudos de ilha de calor urbana. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.L.], v. 29, n. 4, p. 537-550, dez. 2014. Fap UNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620130671>.

GUILHERME, A. P.; BIUDES, M. S.; MOTA, D. dos S.; MUSIS, C. R. D. Relationship between soil cover type and surface temperature. **Sociedade & Natureza**, v. 32, p. 515–525, 2020.

HONÓRIO, L. de M. **A produção do espaço em uma cidade universitária: o caso de Viçosa, MG**. 119f. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2012.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo Brasileiro de 2010**.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, Diretoria de Geociências, Coordenação de Meio Ambiente, **Áreas Urbanizadas do Brasil**. 2019.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Manuais: tutorial de geoprocessamento do SPRING**. São José dos Campos: INPE, 2008.

KHAN, M. S.; ULLAH, S.; SUN, T.; REHMAN, A. U.; CHEN, L. Land-Use/Land-Cover Changes and Its Contribution to Urban Heat Island: A Case Study of Islamabad, Pakistan. **Sustainability**, v. 12, p. 3861, 2020.

KIM, S. W., & BROWN, R. D. Development of a micro-scale heat island (MHI) model to assess the thermal environment in urban street canyons. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 184, 2023.

LANDIS, R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, n.1, p.159-174, Mar. 1977.

LAPPONI, J. C. **Estatística Usando Excel**. 4. ed. Rio de Janeiro: CAMPUS -RJ, 2005.

- LELONG, C., HERIMANDIMBY, H., 2022. Land use/land cover map of Vavatenina region (Madagascar) produced by object-based analysis of very high spatial resolution. **Data in brief**, v.44, Out. 2022. Disponível em: <https://sciencedirect.com/science/article/pii/S2352340922007119>. Acesso em: 05 Mar. 2023.
- LI, J.; WANG, X.; MA, W.; ZHANG, H. Remote Sensing Evaluation of Urban Heat Island and its Spatial Pattern of The Shanghai Metropolitan Area, China. **Ecological Complexity**, v.6, p. 413-420, 2009.
- LI, Z.L.; TANG, B.H.; WU, H.; REN, H.; YAN, G.; WAN, Z.; TRIGO, I. F.; SOBRINO, J. A. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. **Remote Sensing of Environment**, v. 131, p. 14-37, 2013.
- LI, X., ZHOU, Y., ASRAR, G. R., & ZHU, Z. (2018). Developing a 1 km resolution daily air temperature dataset for urban and surrounding areas in the conterminous United States. **Remote Sensing of Environment**, 215, 74-84, 2018.
- LI, H.; ZHOU, Y.; LI, X.; MENG, L.; WANG, X.; WU, S.; SODOUDI, S. A new method to quantify surface urban heat island intensity. **Science of The Total Environment**, v. 624, p. 262-272, 2018.
- LIAO, C. **Boxplot and a probability density function of a Normal Population**. Wikipedia Commons, the free media repository, 2011. Disponível em: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Boxplot_vs_PDF.svg#metadata.
- LILLESAND, M. T.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. 5ª Edição. New Jersey, US. John Wiley & Sons, Inc. 2004.
- LIMA, L. O. da S.; ESTEVES ASCURRA, R.; MARCOS DE OLIVEIRA VALIN JR, M.; MARIA DE MOURA SANTOS, F. Análise por meio de transecto móvel das ilhas de calor e de frescor na região do Coxipó em Cuiabá – MT (Brasil). **E&S Engineering and Science**, v. 10, n. 3, p. 46–60, 2021.
- LIU, L.; LIN, Y.; WANG, D.; LIU, J. An improved temporal correction method for mobile measurement of outdoor thermal climates. **Theoretical and Applied Climatology**, 2016, p. 1–12.
- LOPES, A. O Sobre-aquecimento das Cidades: Causas e Medidas para a Mitigação da Ilha de Calor de Lisboa. **Territorium**, v.15, p. 39-52, 2008.

- LOPES, L. C. S.; JARDIM, C. H. Variações de temperatura e umidade relativa do ar em área urbana e rural durante o segmento temporal de inverno de 2011 em Contagem e Betim (MG). **Revista Acta Geográfica**, [S.L.], p. 205-221, 2012. Universidade Federal de Roraima.
- LU, J.; LI, C. D.; YANG, Y. C.; ZHANG, X. H.; JIN, M. Quantitative evaluation of urban park cool island factors in mountain city. **Journal of Central South University**, v. 19, n. 6, p. 1657–1662, 2012.
- MARICATO, E. **Brasil, cidades: alternativas para a crise urbana**. 5. Ed. Petrópolis, RJ: Vozes, 2011. 204 p.
- MAXWELL, A. E.; STRAGER, M. P.; WARNER, T. A.; RAMEZAN, C. A.; MORGAN, A. N.; PAULEY, C. E. Large-Area, High Spatial Resolution Land Cover Mapping Using Random Forests, GEOBIA and NAIP Orthophotography: Findings and Recommendations. **Remote Sensing**, v. 11, n. 12, p. 1409, 2019.
- MCDONNELL, M. J.; MACGREGOR-FORS, I. The ecological future of cities. **Science**, v. 352, n. 6.288, p. 936-938, 2016.
- MONTEIRO, J. B.; SOUZA, A. C. de; SILVA, F. J. M.; PAIVA, F. I. C. Conforto térmico humano em parques urbanos e praças públicas de Sobral-CE: uma análise sazonal microclimática. **Geoconexões**, Natal, v. 1, n. 15, 2023.
- MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to Linear Regression Analysis**. 5. ed. [s.l.] John Wiley & Sons, 2012.
- MUNIZ-GÄAL, L. P.; PEZZUTO, C. C.; CARVALHO, M. F. H. de; MOTA, L. T. M. Eficiência térmica de materiais de cobertura. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 18, n. 1, p. 503-518, jan./mar. 2018.
- NERES, D. L.; SILVA, L. R. C. da.; PEREIRA, M. A. B. . Influence of vegetation on thermal and urban comfort in a municipality in the south of Tocantins. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 6, p. e47810615999, 2021.
- NOVO, M. M. M.; BITENCOURT, C. S.; TIBA, P. R. T.; SILVA, D. G. M.; PANDOLFELLI, V. C. Fundamentos básicos de emissividade e sua correlação com os materiais refratários, conservação de energia e sustentabilidade. **Cerâmica**, [S.L.], v. 60, n. 353, p. 22-33, mar. 2014. FapUNIFESP (SciELO).
- OLIVEIRA, J. S.; DANTAS, A. L. E. Ilhas de calor no bairro Cajazeiras: estudo de caso na cidade de Salvador, Bahia – Brasil. **Geopauta**, v. 3, n. 3, p. 75-91, 2019.

OKE, T. R.; MILLS, G.; CHRISTEN, A.; VOOGT, J. Urban Heat Island. In **Urban Climates** (pp.). Cambridge: Cambridge University Press, p.197-237, 2017.

PAIVA, F. I. B. MICROCLIMAS URBANOS NA ÁREA CENTRAL DO BAIRRO DA MESSEJANA, FORTALEZA/CE. **Revista Equador**, Fortaleza, v. 2, n. 2, p. 153-172, jul. 2013.

PESSI, D. D.; PIMENTEL, C. F.; CÂNDIDO, A. K. A. A.; MIRANDA JUNIOR, P. L.; MATOS DA SILVA, N. Análise da relação entre NDVI e a temperatura da superfície terrestre como técnica no planejamento urbano dos municípios. **Terra Plural**, v. 13, n. 3, p. 237–251, 2019.

PETERS, J.; VAN POPPEL, M.; THEUNIS, J. Air quality mapping in urban environments using mobile measurements. **Sensing a Changing World**, 2012, Wageningen, The Netherlands.

PIRES, E. G.; VALLERIUS, D. M. Distribuição espaço-temporal da temperatura de superfície no estado do Rio Grande do Sul. **Boletim Geográfico do Rio Grande do Sul**, Porto Alegre, n. 36, p. 105-129, 2020.

RAMSAY, E. E.; DUFFY, G. A.; BURGE, K; TARUC, R. R.; FLEMING, G. M.; FABER, P. A.; CHOWN, S. L. Spatio-temporal development of the urban heat island in a socioeconomically diverse tropical city. **Environmental Pollution**. Volume 316, Part 1, out. 2022.

RAO, P. K. Remote sensing of urban heat islands from a environmental satellite. **Bulletin of the american meteorological Society**, Boston, v. 53, n. 8, p. 647-648, 1972.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W.; HARLAN, J.C. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. **Greenbelt: National Aerospace Spatial Administration**, 1973. 371p. MD, NASA/GSFC Type III, Final Report. Disponível em. Acesso em 10 mar. 2023.

SANTANA, J.R.; GOMES, H.F.; OLIVEIRA, M.F. A Ilha de calor: Relação entre o uso e cobertura do solo e a Temperatura de Superfície com base em geoprocessamento em Arapiraca-Alagoas, Brasil. **Diversitas Journal**, 7(4), 2022.

SCHULTZ, B.; FORMAGGIO, A. R.; EBERHARDT, I. D. R.; SANCHES, I. D.; OLIVEIRA, J. C.; LUIZ, A. J. B. Classificação orientada a objetos em imagens multitemporais Landsat aplicada na identificação de cana-de-açúcar e soja. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n.1, p. 131–143, 2016.

- SCHWERTMAN, N. C.; OWENS, M. A.; ADNAN, R. A simple more general boxplot method for identifying outliers. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 47, n. 1, p. 165-174, 2004.
- SOUTO, J. I. de O.; COHEN, J. C. P. Spatiotemporal variability of urban heat island: Influence of urbanization on seasonal pattern of land surface temperature in the Metropolitan Region of Belém, Brazil. **Urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana**, v. 13, 2021.
- STAR Joint Polar Satellite System. Disponível em: <<https://www.star.nesdis.noaa.gov/jpss/lst.php>>. Acesso em: 11 jan. 2024.
- TORMAN, V.B.L.; COSTER, B; RIBOLDI, J. Normalidade de variáveis: métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação. **Revista HCPA**. Porto Alegre. Vol. 32, no. 2 (2012), p. 227-234.
- TSIN, P. K.; ANDERS, K.; SCOTT, K.; HO, H. C.; BRAUER, M.; HENDERSON, S. B. Microscale mobile monitoring of urban air temperature. **Urban Climate**, v. 18, p. 58–72, 2016.
- TUKEY, J. W. **Exploratory Data Analysis**. Addison-Wesley, 1977.
- USGS (United States Geological Survey). **Using the USGS Landsat 8 Product**. Disponível em: http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php. Acesso em: 26.mai.2019.
- VEIGA, A. J. P.; MATTA, J. M. B; VEIGA, D. A. M.; BOMFIM, C. S. S. Análise do uso e cobertura da terra em Itapetinga no estado da Bahia, Brasil, com uso de Sensoriamento Remoto e SIG. **Brazilian Journal of Development**, 6(9), 73928–7394, 2020.
- VOOGT, J. A.; OKE, T. R. Compete urban surface temperatures. **Journal of applied meteorology**, New York, v.36, n. 9, p. 1117-1132, 1997.
- WANG, H.; BAH, M. J.; HAMMAD, M. Progress in Outlier Detection Techniques: A Survey. **IEEE Access**, v. 7, p. 107964-108000, 2019.
- WERNECK, D.; AZEVEDO, E.; ROMERO, M. **Estudo do aquecimento urbano com métodos de transecto móvel e sensoriamento remoto**. In: Encontro nacional de conforto no ambiente construído, 15., 2019. p. 613–622.
- WU, D.; ZHAO, X.; LIANG, S.; ZHOU, T.; HUANG, K.; TANG, B.; ZHAO, W. Time-lag effects of global vegetation responses to climate change. **Global Change Biol**, 2015.

APÊNDICE A – Algoritmo empregado

```
#Bibliotecas utilizadas
```

```
library(caret)
```

```
library(recipes)
```

```
library(outliers)
```

```
library(olsrr)
```

```
library(ggplot2)
```

```
library(lattice)
```

```
library(MLmetrics)
```

```
#entrada de dados
```

```
dados1<-read.csv(file = "C:/Users/Leticia/Desktop/coletateste/regressao/codigoR/dados.csv",  
header = TRUE, sep = ";")
```

```
class(dados1)
```

```
head(dados1)
```

```
save(dados1, file="dados1.Rdata")
```

```
load(file="dados1.Rdata")
```

```
str(dados1)
```

```
dados1$cl_flo <- as.factor(dados1$cl_flo)
```

```
dados1$cl_au <- as.factor(dados1$cl_au)
```

```
#análise de outliers
```

```
boxplot(dados1$temp_sup)
```

```
outlier(dados1$temp_sup)
```

```
length(dados1$temp_sup) - length(dados_sem_outliers3$temp_sup)
```

```
dados_sem_outliers3<-dados1[!dados1$temp_sup%in% boxplot.stats(dados1$temp_sup)$out,  
]
```

```
n <- nrow(dados_sem_outliers3)
```

```
k <- 5 # Número de dobras
```

```

# Vetor para armazenar os resíduos
residuos <- numeric(n)

residuos_ind <- list(k)

rmse_valores <- numeric(k)

rsquared_valores <- numeric(k)

mae_valores <- numeric(k)

# Dividindo os índices dos dados em k grupos
folds <- createFolds(dados_sem_outliers3$temp_col, k = k, list = TRUE)

# Realizando a validação cruzada k-fold manual
for (i in 1:k) {

  indice_teste <- unlist(folds[i])

  indice_treinamento <- unlist(folds[-i])

  modelo2 <- lm(temp_col ~ temp_sup + cl_au + alt + NDVI + lat , data =
dados_sem_outliers3[indice_treinamento, ])

  predicoes <- predict(modelo2, newdata = dados_sem_outliers3[indice_teste, ])

  dev.new()

  fold_model <- modelo2[[i]]

  cat("Summary for Model Fold", i, "\n")

  print(summary(modelo2))

  #calculo do RMSE

  rmse_valores[i] <- RMSE(predicoes, dados_sem_outliers3$temp_col[indice_teste])

  # Calcule o Rsquared

  rsquared_valores[i] <- R2(predicoes, dados_sem_outliers3$temp_col[indice_teste])

  # Calcule o MAE

  mae_valores[i] <- MAE(predicoes, dados_sem_outliers3$temp_col[indice_teste])

  #residuos

  residuos_ind[[i]] <- dados_sem_outliers3$temp_col[indice_teste] - predicoes

```

```
    }  
resultados <- data.frame(RMSE = rmse_valores, R2 = rsquared_valores, MAE = mae_valores)  
summary(modelo2)  
# normalidade dos resíduos  
hist(residuos_ind[[1]], main = "Histograma de Resíduos", xlab = "Resíduos", ylab =  
"Frequência")  
ols_plot_resid_qq(modelo2)  
shapiro.test(residuos_ind[[1]])  
ols_plot_obs_fit(modelo2)  
#salvando as predições em arquivo  
print(predicoes)  
write.csv(predicoes, file="predict.csv")
```

APÊNDICE B – Resultados incluindo a variável de umidade

A metodologia foi aplicada incluindo a variável de Umidade, os p-valores obtidos para cada variável estão expostos na Tabela 8.

Tabela 10 - P-valores para cada variável no modelo que inclui Umidade

Variável	P valor
Temperatura de superfície	<2E-16
Classe (área urbana)	<2E-16
Altitude	<2E-16
NDVI	<2E-16
Latitude	<2E-16
Intercepto	<2E-16
Umidade	<2E-16

O modelo abrangente obteve um coeficiente de determinação (R^2) de 0,81, o que sugere que cerca de 81% da variação na variável de resposta é explicada pelo modelo. Cada uma das variáveis apresentou um p-valor menor que 0,05 no teste t de Student (conforme mostrado na Tabela 8), indicando sua significância na explicação da variável dependente.

A validação cruzada *K-fold* foi empregada para avaliar o desempenho de cada modelo, sendo os índices R^2 , RMSE (Erro Quadrático Médio) e MAE (Erro Médio Absoluto) apresentados na Tabela 10.

Tabela 11 - R^2 , Erro quadrático médio e Erro médio absoluto para cada modelo que inclui a variável Umidade

Modelo	R^2	RMSE	MAE
1	0,80	1,40	1,13
2	0,82	1,39	1,15
3	0,81	1,42	1,16
4	0,81	1,46	1,20
5	0,83	1,32	1,07

Ao comparar o modelo gerado incluindo a variável Umidade com aquele que exclui essa variável, observa-se que o modelo que a incorpora exibiu um coeficiente de determinação (R^2) significativamente superior. Além disso, notou-se que o modelo expandido demonstrou valores menores tanto para o Erro Médio Absoluto (MAE) quanto para o Erro Quadrático Médio (RMSE). Essa melhoria indicativa no desempenho sugere que a inclusão da variável Umidade contribuiu positivamente para a capacidade explicativa do modelo, resultando em previsões mais precisas e uma melhor adaptação aos dados observados.