

Análise de parâmetros biofísicos (vegetação e temperatura de superfície terrestre) com imagens de satélite utilizando a plataforma Google Earth Engine

Analysis of biophysical parameters (vegetation and land surface temperature) with satellite images using the Google Earth Engine platform

Bruna Borges da Rocha*

*Centro de Pesquisa e Estudos Ambientais (CPEA), Universidade do Extremo Sul Catarinense, brunabrgeo@gmail.com

<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v62i1.96177>

Resumo

O fenômeno da urbanização causa impactos ecológicos e climáticos, e um desses impactos é o aumento da Temperatura de Superfície Terrestre (TST) em ambientes urbanos. Por meio do sensoriamento remoto é possível obter dados de satélites capazes de fornecer informações históricas e atuais de diversas regiões no mundo. Além de informações sobre TST, também é possível identificar áreas com presença de vegetação fotossinteticamente ativa aplicando-se o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN). Este estudo objetivou analisar os padrões de temperatura de superfície terrestre e a sua relação com o índice de vegetação em áreas influenciadas pela urbanização no município de Joinville - SC, utilizando como parâmetro biofísico de emissividade de superfície o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN). A plataforma Google Earth Engine (GEE) é utilizada para os principais processos e cálculos, permitindo a obtenção de conjuntos de dados disponíveis em nuvem a partir da coleção Landsat 8. A TST foi obtida através da emissividade de superfície, extraída por meio do IVDN. Os resultados indicam valores maiores de TST em ambientes impermeáveis, com pouca ou nenhuma vegetação. Com isso, a pesquisa mostrou que valores maiores de TST decorrem da influência de valores menores de IVDN, ressaltando a relevância de áreas verdes em ambientes construídos.

Palavras-chave:

Sensoriamento remoto, Urbanização, Landsat 8.

Abstract

Urbanization exerts ecological and climatic impacts, and one of which is the increase in Land Surface Temperature (LST) in urban environments. Remote sensing enables the acquisition of satellite data capable of providing historical and current information from various regions worldwide. In addition to LST information, the identification of photosynthetically active vegetation is achievable through

the application of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). This study investigated the patterns of land surface temperature and their relationship with the vegetation index in areas influenced by urbanization in the city of Joinville - SC, using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) as a biophysical parameter of surface emissivity. The Google Earth Engine (GEE) platform was used for the main processes and calculations, enabling access to cloud-based datasets from the Landsat 8 collection. The LST was obtained through surface emissivity, extracted via NDVI. The results indicate higher LST values in impermeable environments, with little or no vegetation. Thus, the research demonstrated that higher LST values result from the influence of lower NDVI values, highlighting the relevance of green areas in built environments.

Keywords:

Remote sensing, Urbanization, Landsat 8.

I. INTRODUÇÃO

A preocupação atual em relação ao aumento da temperatura do ar em ambientes urbanos é refletida em estudos que buscam justificar esse padrão (Avdan; Jovanovska, 2016; Espinoza-Molina et al., 2022; Tesfamariam; Govindu; Uncha, 2023), e por meio do sensoriamento remoto, é possível realizar o processamento digital de imagens de satélites para o monitoramento ambiental e climático (Baloloy et al., 2019).

Dentre os satélites mais utilizados, destaca-se o Landsat 8, que possui um acervo histórico de imagens, a partir de 2013, ano de seu lançamento, pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) conforme U.S. Geological Survey (USGS) (USGS, 2023). Por meio das imagens do Landsat 8 e de seus sensores *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) é possível gerar inúmeros produtos de âmbito geoespacial, permitindo também a obtenção de dados a respeito da Temperatura de Superfície Terrestre (TST) através das bandas termais disponíveis (Lima et al., 2023).

Estudos relacionados a TST são relevantes para análises investigatórias sobre os impactos da urbanização, como a redução de ambientes florestais (Medeiros et al., 2023), que gera consequências com a perda de recursos naturais inerentes à sobrevivência humana. Um dos meios de identificar áreas com presença de vegetação é através do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN) (Rouse et al., 1974; Alcantara et al., 2019; Zhao et al., 2022). O IVDN permite análises de uso e cobertura do solo, indicando também o vigor e a saúde da vegetação observada (Liguori; Monteiro, 2023).

A ausência de vegetação sobre o solo proporciona maior incidência de radiação superficial e, especialmente em áreas construídas, a impermeabilidade do solo prejudica a evapotranspiração, ocasionando valores de TST mais elevados (Wang et al., 2022). Com isso, identificar a relação entre variáveis ambientais em estudos regionais pode contribuir para fornecer informações detalhadas de ambientes específicos.

Para aquisição, manipulação de maiores volumes de imagens e aplicação de algoritmos, a plataforma Google Earth Engine (GEE) é comumente utilizada, pois possui uma variedade ampla de conjunto de dados geoespaciais, e permite que os processos ocorram em nuvem, possibilitando análises rápidas e em grande escala (Alcantara et al., 2019; Chakraborty et al., 2021; Onáčillová et al., 2022; Yang et al., 2022).

Diante do contexto, o estudo tem como objetivo analisar padrões de temperatura de superfície terrestre e a sua relação com o índice de vegetação em áreas influenciadas pela urbanização no município de Joinville - SC, utilizando como parâmetro biofísico de emissividade de superfície o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN), por meio da plataforma Google Earth Engine - GEE. Na plataforma GEE as imagens são disponibilizadas para uso público, e diversas aplicações podem ser exploradas, permitindo ao pesquisador análises mais robustas e dinâmicas utilizando linguagem de programação.

Para o estudo, utilizando-se o GEE, é feita a filtragem das imagens com o menor percentual de cobertura de nuvens, considerando-se o mesmo período sazonal. A partir das melhores imagens são gerados os produtos principais para a obtenção da estimativa de TST. O IVDN é um desses produtos, servindo para a obtenção da proporção da vegetação e emissividade de superfície. De antemão, as imagens são reprojetaadas e recortadas para a área desejada, são gerados os produtos de radiância do topo da atmosfera e temperatura de brilho, sendo a TST o produto final. Através da TST e do IVDN as análises estatísticas são, então, produzidas, a fim de gerar os dados para a análise do estudo de caso. A comparação entre diferentes datas pode reforçar os resultados, de forma a garantir a consistência, assim como a identificação de padrões de modificação.

Como sugere Gao et al. (2021), diante da dinâmica contemporânea e do avanço da antropização, torna-se necessário encontrar soluções para os problemas ambientais e para a geração de cidades mais sustentáveis. Com isso, a pesquisa pode contribuir com a ciência e a sociedade, uma vez que justifica a relação entre algumas das variáveis possíveis que estão ligadas aos impactos da urbanização e ao desflorestamento.

II. MATERIAIS E MÉTODOS

As próximas sessões contemplam a descrição de informações pertinentes ao município de Joinville e processos realizados para a geração dos produtos necessários para a pesquisa, bem como os dados complementares às análises de dados.

Área de estudo

A área de estudo corresponde ao município de Joinville, que fica localizado na mesorregião Norte do Estado de Santa Catarina (Brasil). Possui área total de 1.128 km², e conforme o Modelo Digital de Elevação (MDE) oriundo da missão *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), apresenta altitude aproximada de até 1.312m (Figura 1). É também a cidade mais populosa do Estado, contendo 616.317 habitantes, de acordo com o último censo realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE (IBGE, 2022).

O município está inserido no Bioma Mata Atlântica e tem como fitofisionomia mais representativa a Floresta Ombrófila Densa, que apresenta diferentes estádios sucessionais e é conhecida por abrigar abundância e riqueza de espécies (Mantovani et al., 2005).

Segundo a classificação de Köppen, a região possui clima caracterizado como Cfa, denominado como oceânico úmido subtropical, sem estação seca, com verões quentes, tendo temperaturas no mês mais quente $\geq 22^{\circ}\text{C}$, no mês mais frio $\geq -3^{\circ}\text{C}$ e $< 18^{\circ}\text{C}$ e a precipitação mensal $> 40\text{mm}$ (Alvares et al., 2013). O clima Cfb também está presente na região, sendo caracterizado por temperaturas $< 22^{\circ}\text{C}$ e ≥ 4 meses com temperaturas acima de 10°C (Alvares et al., 2013).

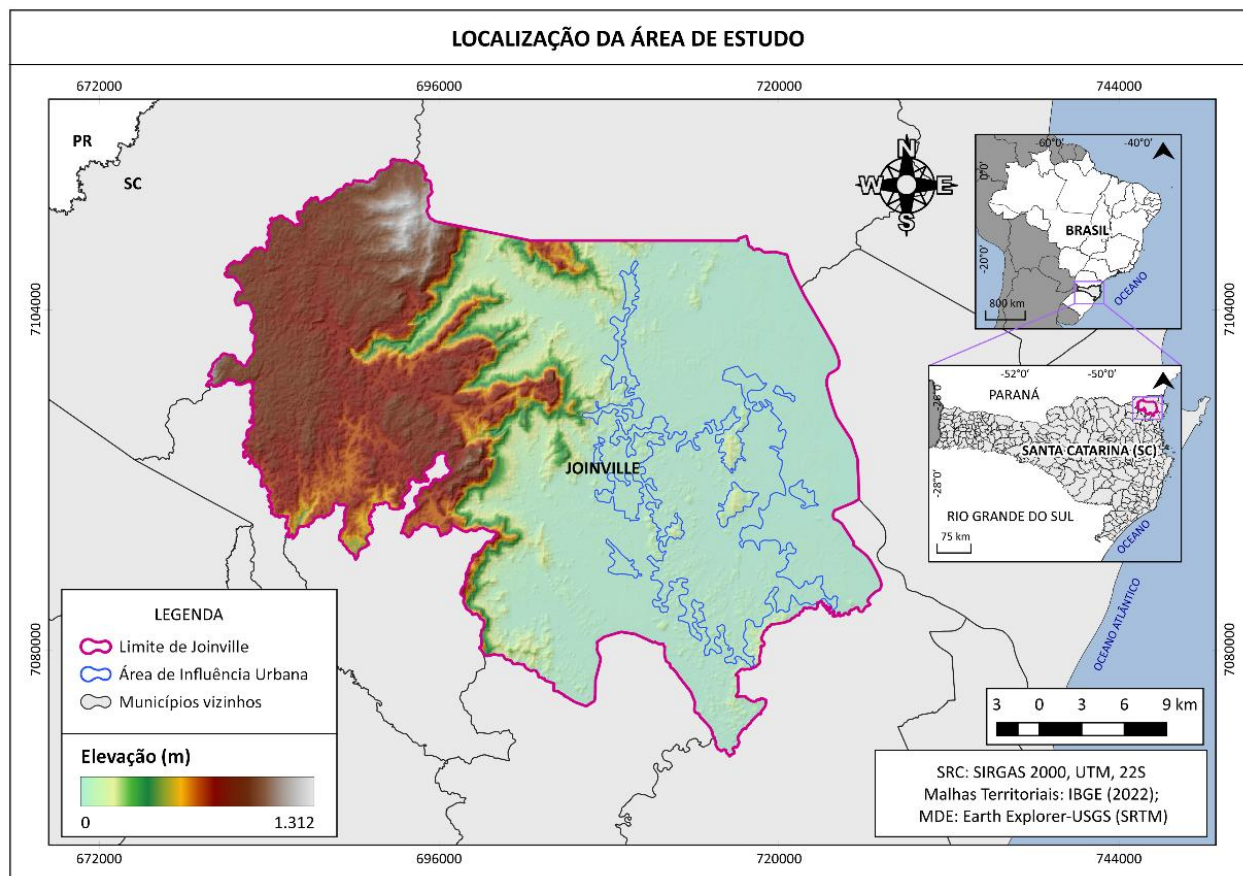


Figura 1 – Localização de Joinville, Estado de Santa Catarina, Brasil.

Coleta de dados

Para a produção dos dados, foram utilizadas imagens de satélite Landsat 8 (LANDSAT/LC08/C02/T1) disponibilizadas na plataforma Google Earth Engine (GEE). As imagens foram obtidas dos anos de 2014 e 2023 no mesmo período sazonal (inverno). Para a obtenção de imagens de qualidade, foram selecionadas aquelas com menor percentual de nuvens, as quais foram recortadas e reprojetaadas para o sistema de coordenadas apropriado para a área de estudo. Todos os cálculos das variáveis foram realizados na plataforma do GEE, utilizando linguagem de programação JavaScript. As informações correspondentes ao satélite Landsat 8 e aos metadados das imagens podem ser verificados na Tabela 1.

Tabela 1 – Dados do satélite Landsat 8 e das imagens utilizadas no GEE.

Dados do satélite					
Satélite	Bandas utilizadas	Sensor	Resolução espacial	Resolução espectral (μm)	Período de atividade
Landsat 8	B10	TIRS	100m → 30m	10.6 – 11.2	11-02-2013 - presente.
	B4	OLI	30m	0.630 – 0.680	
	B5	OLI	30m	0.845 – 0.885	
DADOS DAS IMAGENS					
ID da imagem			Data	Nuvens (%)	Órbita
LANDSAT/LC08/C02/T1/LC08_220078_20230803			03-08-2023	1.52	78
LANDSAT/LC08/C02/T1/LC08_220078_20140826			26-08-2014	18.05	

Nota: A banda 10 (B10) possui os dados reamostrados para 30 m, pois dessa forma coincide com a resolução espacial das bandas multiespectrais do sensor OLI. As melhores imagens ainda apresentavam nuvens, no entanto, a área de estudo não foi afetada. Fonte: USGS (2023).

Para as equações seguintes, foram utilizadas as bases referenciais: Van de Griend e Owe (1993); Avdan e Jovanovska (2016); Baloloy et al. (2019); Jeevalakshmi, Reddy e Manikiam (2019); Fashae et al. (2020); Roy et al. (2021); Roy e Bari (2022); Castro et al. (2023); Tesfamariam, Govindu e Uncha (2023); Zaloti et al. (2023).

Determinação de radiância e temperatura de brilho

Para essas etapas foi selecionada a banda termal (B10) do sensor *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), realizada a conversão dos níveis de cinza para radiância do topo da atmosfera (*Top of Atmosphere* - TOA) ($L\lambda$), e a partir dessa informação, foi obtida a temperatura de brilho.

Os parâmetros utilizados estão presentes nos metadados da banda termal. Na plataforma do GEE, para realizar o processo foi utilizado o algoritmo “ee . Algoritmos . Landsat . calibradoRadiance” disponibilizado na página do Google para desenvolvedores, conforme equação que segue:

$$L_{\lambda} = M_L * Q_{cal} + A_L \quad (1)$$

Onde:

L_{λ} = radiância espectral em Watts / (m² * sr * μm).

M_L = fator de reescala multiplicativo (RADIANCE_MULT_BAND_10).

Q_{cal} = valor quantizado calibrado pelo pixel em número digital (Banda 10).

A_L = fator de reescala aditivo (RADIANCE_ADD_BAND_10).

A obtenção da Temperatura de Brilho (TB) em Kelvin foi possível utilizando os valores das constantes K_1 e K_2 presentes também nos metadados da imagem, conforme equação adiante:

$$TB = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\lambda}} + 1\right)} \quad (2)$$

Onde:

K_1 = constante de calibração 1 = 774.89 (K1_CONSTANT_BAND_10).

K_2 = constante de calibração 2 = 1321.08 (K2_CONSTANT_BAND_10).

\ln = logaritmo natural.

Determinação do índice de vegetação, emissividade, e temperatura de superfície terrestre

Para essas etapas foi feita a obtenção do índice de vegetação, onde primeiro foram selecionadas as bandas do vermelho (B4) e infravermelho próximo (B5) do sensor *Operational Land Imager* (OLI), e então foi calculada a proporção de vegetação (P_v). A obtenção do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, proposto inicialmente por Rouse et al. (1974), ocorreu através das bandas do vermelho (B4) e infravermelho próximo (B5), conforme a equação que segue:

$$IVDN = \frac{B5 - B4}{B5 + B4} \quad (3)$$

O cálculo de proporção da vegetação (P_v) foi necessário para os processos seguintes, seguindo a equação:

$$P_v = \left(\frac{IVDN - IVDN_{min}}{IVDN_{max} - IVDN_{min}} \right)^2 \quad (4)$$

Onde:

min. = mínimo.

máx. = máximo.

Com a proporção de vegetação calculada, foi obtida então a emissividade de superfície (ϵ):

$$\text{emissividade } (\epsilon) = 0.004 * P_v + 0.986 \quad (5)$$

Com os resultados de emissividade, foi determinada a Temperatura de Superfície Terrestre (TST). Contudo, foi necessário a subtração de 273.15 para a obtenção do resultado em graus Celsius ($^{\circ}\text{C}$), já que originalmente o resultado é em Kelvin. Abaixo está a equação utilizada para calcular a TST:

$$TST = \frac{TB}{\{1 + [\frac{\lambda TB}{\rho}]\ln \epsilon\}} - 273.15 \quad (6)$$

Onde:

ln = logaritmo natural.

λ = comprimento de onda da radiação emitida (10.8).

$\rho = 1.438 \times 10^{-2}$ mK (14388).

ϵ = emissividade de superfície.

Para as análises estatísticas entre TST e IVDN, foram produzidas amostragens pontuais no limite de influência urbana do município, disponibilizado pelo Banco de Dados e Informações Ambientais - BDIA (IBGE, 2023). As amostras foram conduzidas nos ambientes identificados nas imagens, a fim de extrair os valores dos pixels. Ainda no limite de influência urbana, também foram extraídos os valores de todos os pixels das imagens de TST e IVDN, com a finalidade de corroborar nas análises de dados. Tais processos foram realizados no

software gratuito QGIS 3.28, assim como a finalização cartográfica. Para as análises estatísticas foi utilizada linguagem de programação Python por meio do Jupyter Notebook.

A Figura 2 apresenta a composição das etapas realizadas para o desenvolvimento e obtenção dos resultados da pesquisa.

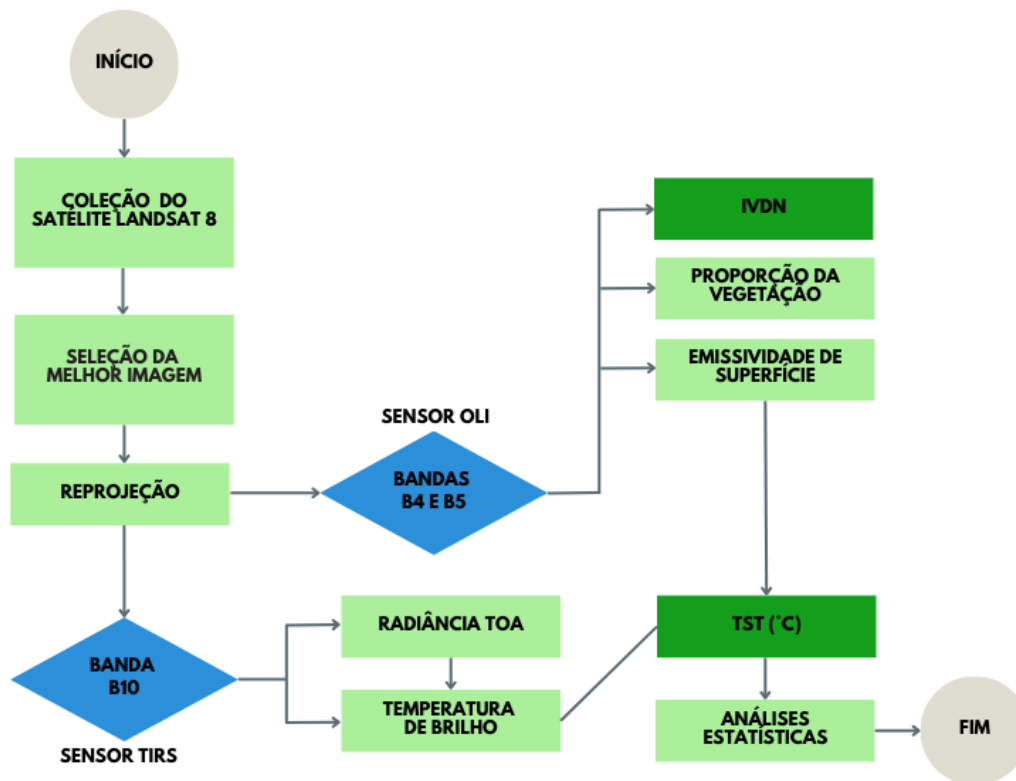


Figura 2 – Etapas dos processos realizados.

A fim de corroborar nas análises de dados, também está disponibilizado no GEE a análise estatística por região por meio da função de redução, a qual permite obter dados mínimo e máximo de TST de uma área, bastando delimitá-la. Além disso, também foram produzidos gráficos comparando ambientes construídos com ambientes florestais na área de influência urbana e as áreas em hectares por faixas de temperaturas para cada imagem, considerando todo o município.

Todos os produtos gerados na plataforma GEE se encontram disponíveis através de link informado no Quadro 1.

Quadro 1 – Acesso aos produtos gerados na plataforma Google Earth Engine.

Tipo de dado	Link para acesso
Dados Gerais	https://code.earthengine.google.com/ba248e8bd58f0a745276f5722782a408
Radiância e Temperatura de Brilho	https://code.earthengine.google.com/7e2852b9bc7848f5768506c1b9388e88
Emissividade e IVDN	https://code.earthengine.google.com/0f2d6052c375785ef23e10cafa905c5e
TST	https://code.earthengine.google.com/335fea60432c49b5136849e1448e9336

Notas: Quadro com link para acesso direto aos dados da plataforma GEE. Fonte: GEE. Autora: Bruna Borges da Rocha.

III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

As composições verdadeiras para cada data estudada podem ser visualizadas na Figura 3. Os resultados decorrem da composição das bandas B4, B3 e B2 do sensor OLI e representam a área de estudo e o limite da área de influência urbana do município, que compõe aproximadamente 144 km² (12,75%) da área total do município.

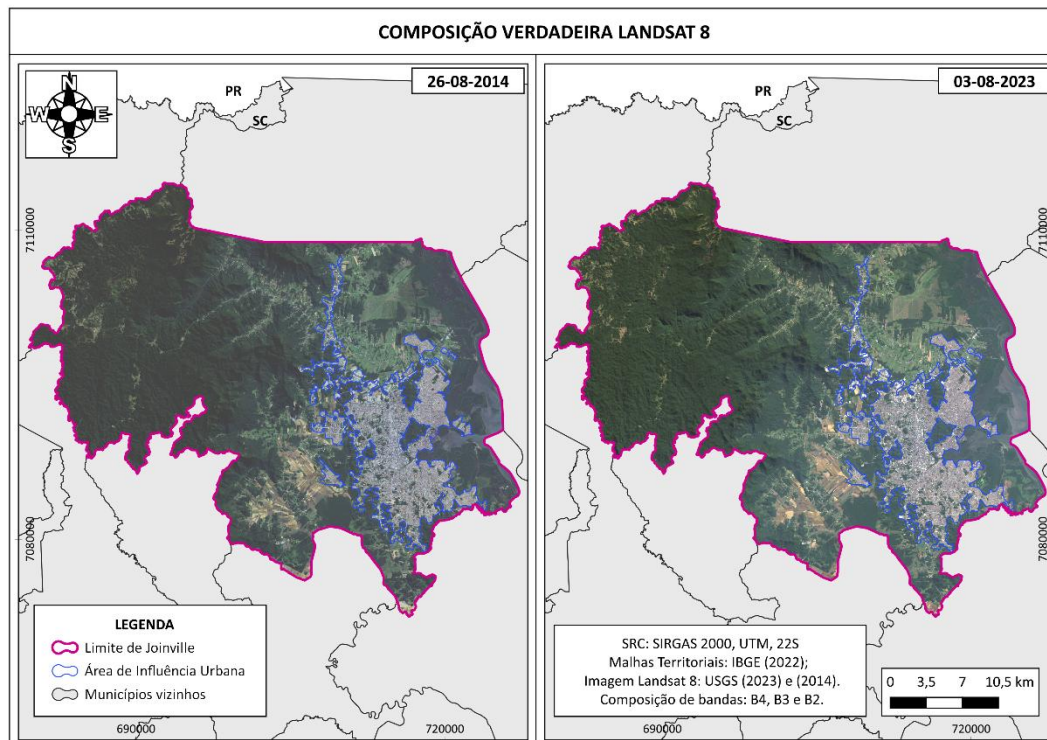


Figura 3 – Composição verdadeira Landsat 8 para o município de Joinville e limite da área de influência urbana.

Os resultados da estimativa de TST podem ser verificados na Figura 4. É observado na classificação das duas imagens que os maiores valores de TST se concentram nas áreas de influência urbana, com pouca ou nenhuma vegetação, em que temperaturas na faixa de 30°C a 35°C cobrem a área total aproximada de 2.118 ha

em 2014, e cerca de 48.724 ha em 2023. As temperaturas entre 25°C a 30°C são predominantes nas duas imagens, correspondendo a aproximadamente 65.053 ha em 2014 e 63.507 ha em 2023. Temperaturas ≤ 25°C compõem aproximadamente 45.619 ha na imagem de 2014, já na imagem de 2023, valores nessa faixa compõem apenas 438 ha. Tais resultados comprovam a predominância de temperaturas superficiais mais baixas na classificação da imagem de 2014. Além disso, também se observa nas classificações temperaturas acima de 35°C, que compõem pequenas ilhas de calor, especialmente em ambientes impermeabilizados, predominantes nas áreas urbanas.

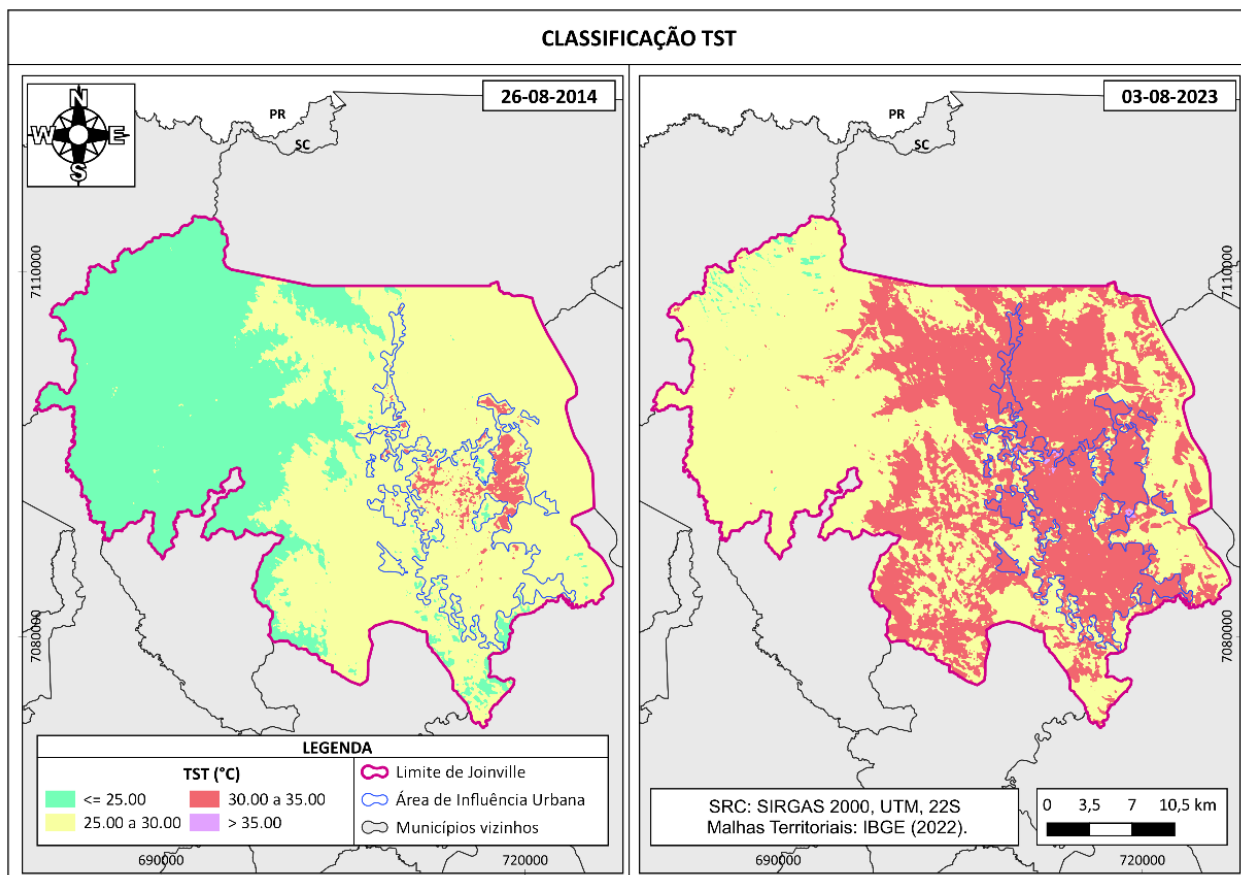


Figura 4 – Classificação da estimativa de TST para as datas estudadas.

Na Figura 5 são apresentados os histogramas de variação dos valores de TST, e na Figura 6 os histogramas de variação dos valores de IVDN, considerando todos os pixels no limite da área de influência urbana. A partir de análises estatísticas dos dados de TST, verificou-se que, para 2014, a média dos valores registrados nos pixels foi de 28,59°C, a mediana 28,67°C e a moda 28,81°C. Para 2023, a média foi de 31,71°C, a mediana 31,81°C, e a moda 32,02°C. A análise também mostrou que a variância nos dados de 2014 foi levemente maior (1,74) do que 2023 (1,24). Com relação aos resultados do desvio-padrão, sendo 1,32°C para 2014, e 1,11°C para 2023, a TST em 2014 apresentou maior variabilidade em comparação com 2023.

Para o IVDN, em 2014 a média dos valores registrados nos pixels foi de 0,20, a mediana 0,16 e a moda 0,2. Para 2023, a média foi de 0,16, a mediana 0,13, e a moda 0,09. A análise estatística também mostrou que a variância nos dados de 2014 foi levemente maior (0,01) do que em 2023 (0,009). Os resultados de desvio-padrão também mostraram que o IVDN em 2014 (0,11) apresentou maior variabilidade do que em 2023 (0,09). A maior variabilidade nos valores de pixels para o ano de 2014 significa que os valores de TST e IVDN estavam mais dispersos em torno da média do que em 2023.

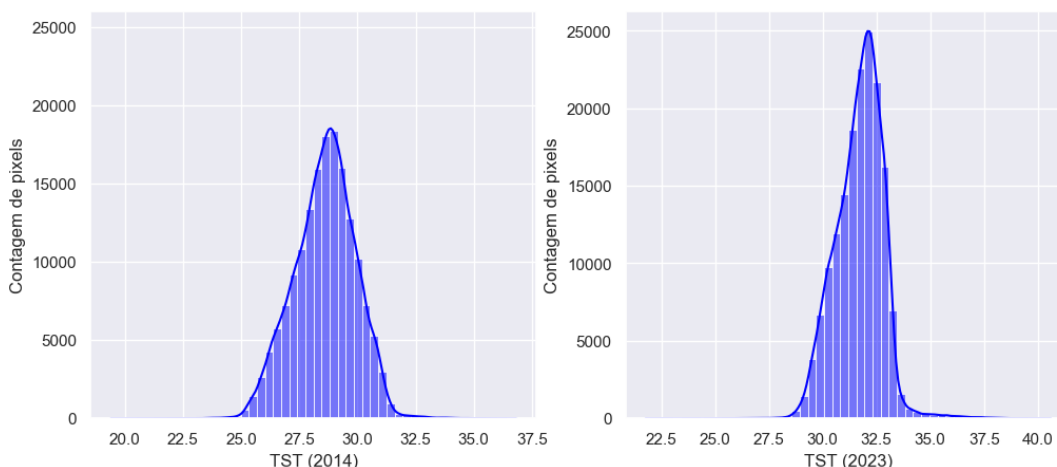


Figura 5 – Variação de TST no limite da área de influência urbana.

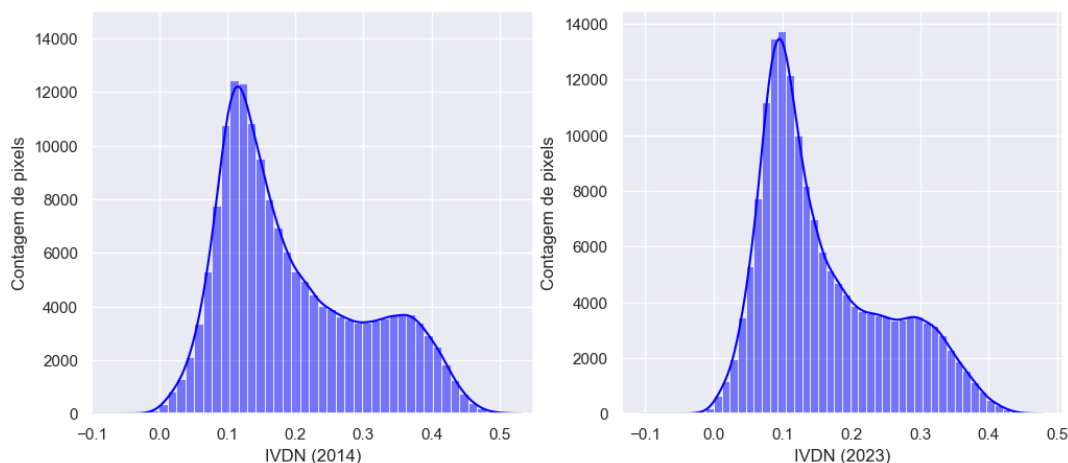


Figura 6 – Variação de IVDN no limite da área de influência urbana.

Na Figura 7, esses resultados apontam tendências semelhantes entre as classificações de ambas as datas, indicando também a relação entre as variáveis de TST e IVDN. De acordo com a classificação, os menores valores de IVDN ($\leq 0,00$ a $0,15$) em ambientes terrestres estão concentrados em áreas antropizadas, muitas das quais foram convertidas em superfícies impermeáveis.

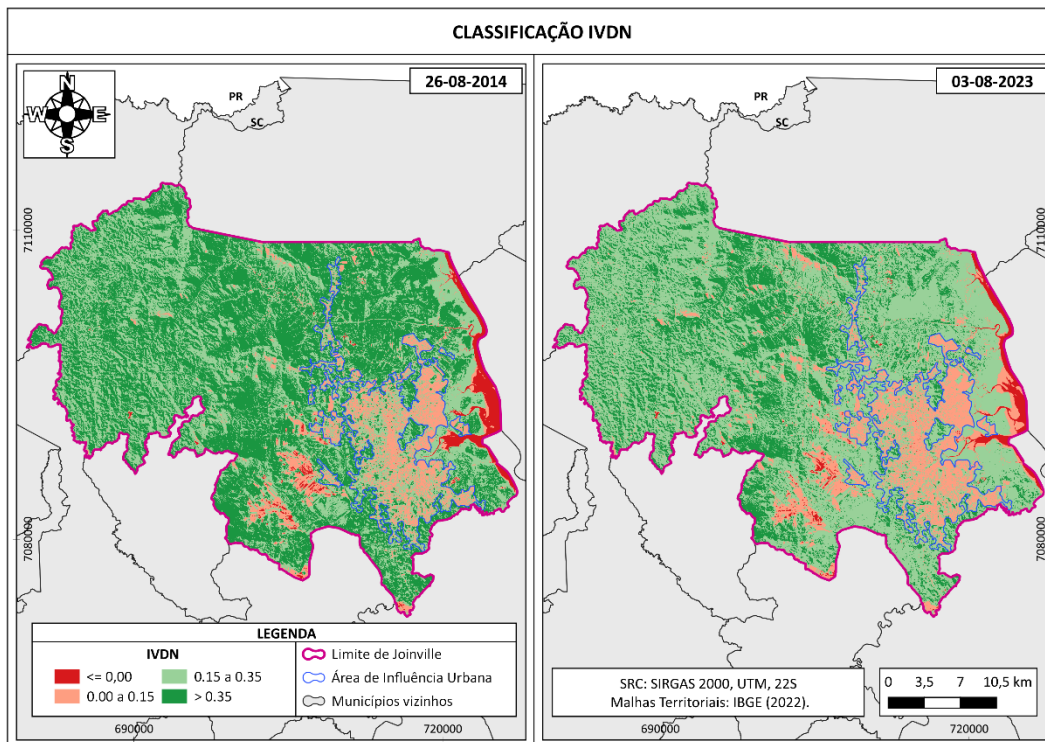


Figura 7 – Classificação do IVDN para os anos de 2014 e 2023.

Com relação às análises estatísticas produzidas a partir das amostragens na área de influência urbana de Joinville, os dados obtidos são apresentados na Tabela 2 e nos gráficos de dispersão na Figura 8. Para ambas as datas, os resultados são significativos ao nível de 5% (T-Student) e mostram que há correlação negativa moderada entre as variáveis (R). A regressão linear (Y) também permitiu estimar a TST (variável dependente) quando estipulados valores de IVDN (variável independente). Conforme o coeficiente de determinação (R²), para a imagem de 2014, 38% dos dados de TST podem ser explicados pela variável IVDN, enquanto que para a imagem de 2023, 42% dos dados de TST podem ser explicados pela variável IVDN.

Tabela 2 – Dados estatísticos TST x IVDN (amostragens).

Data	R	T-Student	T crítico	Y	R ²	Estimativa
26-08-2014	-0,62	-20,67	1,96	a = 30,84	0,38	Se IVDN= 0,5
				b = -9,36		Então TST=26,16
03-08-2023	-0,65	-22,75	1,96	a = 33,65	0,42	Se IVDN= 0,5
				b = -10,02		Então TST=28,64

Notas: Dados estatísticos entre LST e NDVI considerando amostragem na área urbana de influência da cidade de Joinville. Autora: Bruna Borges da Rocha.

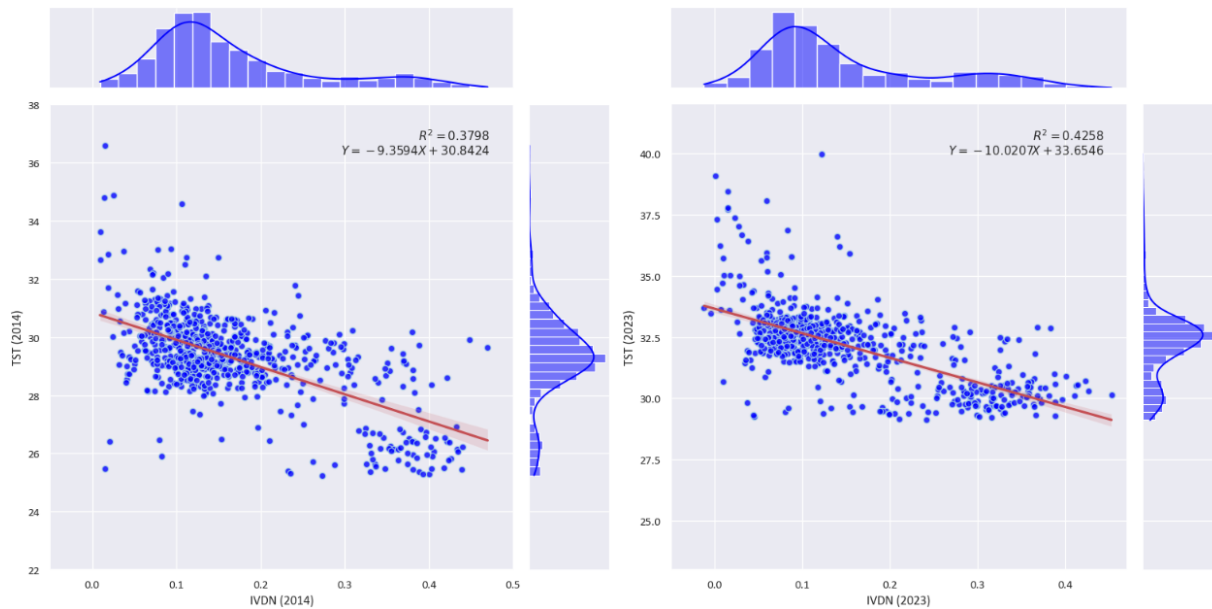


Figura 8 – Correlação com regressão linear entre IVDN e TST das amostragens no limite da área de influência urbana.

Com exceção das áreas com presença de corpos hídricos que possuem valores negativos, quando os valores de IVDN em ambientes terrestres ficam próximos de -1, isso pode indicar baixa atividade fotossintética ou perda de vegetação, e o contrário quando próximos de 1 (Huang; Yang; Huang, 2021). Com isso, a análise do IVDN permitiu verificar as áreas com maior atividade fotossintética, decorrente da maior cobertura vegetal, capaz de minimizar a passagem de radiação até a superfície terrestre (Espinoza-Molina et al., 2022).

Valores de TST são menores em ambientes naturais devido à presença e o maior vigor da vegetação, fator identificado por meio do IVDN (Fashae et al., 2020; Hao et al., 2019; Saleem et al., 2020; Yu; Li, 2022; Lima et al., 2023; Zaloti et al., 2023). Em ambientes urbanos, núcleos de vegetação ou áreas verdes contribuem para minimizar a temperatura de superfície (Saleem et al., 2020; Najafzadeh et al., 2021). Valores de IVDN também podem variar sob condição de precipitação e umidade do solo (Huang; Yang; Huang, 2021; Lima et al., 2023; Sousa et al., 2023). Sendo assim, diversas variáveis ambientais podem influenciar os valores de TST.

Além das áreas construídas e solo exposto, áreas cobertas por pastagens e gramíneas também podem apresentar valores de TST mais elevados, já que acabam retendo a água superficial, podendo interferir no abastecimento das águas subterrâneas e prejudicando a dinâmica de evapotranspiração (Jardim et al., 2022). Quando as taxas de evapotranspiração são baixas, menor o fluxo de calor latente, prejudicando assim o resfriamento da superfície (Nill et al., 2019; Espinoza-Molina et al., 2022). Os resultados obtidos no estudo também são corroborados pelos estudos de WANG et al. (2022), que compararam a variação de TST em

diferentes classes de uso e cobertura do solo, e comprovaram temperaturas maiores em áreas impermeáveis, pastagens e agrícolas.

IV. CONCLUSÕES

O processamento digital de imagens de satélite por meio do sensoriamento remoto utilizando-se imagens Landsat 8 permitiu efetuar a extração de dados de TST através da emissividade obtida a partir do IVDN em diferentes datas, proporcionando resultados satisfatórios. Através desse método eficaz, também muito utilizado por diversos outros pesquisadores, foi possível identificar as áreas com maiores e menores valores de TST, bem como identificar as áreas mais fotossinteticamente ativas ou com maior cobertura de vegetação densa por meio do IVDN. Observou-se uma clara relação entre o aumento de TST e a diminuição do IVDN, uma tendência que foi corroborada por análises no limite de influência urbana do município de Joinville. As análises estatísticas de tais relações comprovaram a correlação existente entre as variáveis e contribuíram para a explicação de parte da variabilidade dos valores de TST. Além disso, a comparação desses resultados com estudos prévios revelou padrões semelhantes, consolidando a sua consistência e relevância. Essa validação externa fortalece a confiabilidade dos resultados, acrescentando um importante aspecto à interpretação e aplicabilidade dos dados adquiridos.

A pesquisa proporciona uma compreensão mais ampla e acessível sobre a obtenção e manipulação de dados por meio da plataforma Google Earth Engine (GEE). A plataforma mostrou-se crucial nos processos de análise, permitindo o acesso eficiente a arquivos armazenados em nuvem e, simultaneamente, contribuindo para a redução significativa do volume de dados processados. Esse aspecto técnico não apenas simplifica a condução de análises, mas também representa uma abordagem inovadora na gestão e utilização de grandes conjuntos de informações geoespaciais.

Destaca-se a importância estratégica das áreas verdes ao contextualizar a influência dessas áreas na mitigação dos efeitos térmicos e na redução das ilhas de calor urbanas, reforçando também a necessidade de considerar elementos naturais no planejamento urbano sustentável. A sua relevância não apenas enfatiza a dimensão ambiental, mas também ressalta os benefícios potenciais dessas estratégias na melhoria da qualidade de vida e na promoção de ambientes urbanos mais equilibrados e saudáveis. Essa dualidade de contribuições práticas e conceituais fortalece o impacto e a aplicabilidade dos resultados obtidos na pesquisa.

A principal limitação identificada na pesquisa reside no fato de que, para além da influência da vegetação, variáveis adjacentes, como a variação da elevação, e precipitação, também podem impactar a

temperatura de superfície. Dessa forma, para uma compreensão mais abrangente do fenômeno de TST são necessárias análises mais detalhadas e multivariadas. Essa complexidade multifatorial representa, portanto, a maior limitação intrínseca ao estudo, destacando a necessidade de investigações mais aprofundadas para capturar todas as nuances envolvidas na dinâmica térmica da área.

Pesquisas futuras podem se concentrar na expansão e refinamento dos dados, incorporando variáveis climáticas adicionais para uma análise mais abrangente. Além disso, estudos específicos sobre o impacto de diferentes tipos de cobertura vegetal urbana e seu efeito na temperatura local podem fornecer indicadores valiosos para estratégias de planejamento urbano sustentável. A exploração mais aprofundada das capacidades da plataforma GEE também pode abrir caminho para análises mais avançadas e abrangentes contribuindo assim para o avanço contínuo do entendimento dos fenômenos térmicos em ambientes urbanos.

V. REFERÊNCIAS

- ALCANTARA, C. A.; ESCOTO, J. D.; BLANCO, A. C.; BALOLOY, A. B.; SANTOS, J. A. Geospatial assessment and modeling of urban heat islands in Quezon City, Philippines using OLS and geographically weighted regression. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. 42, p. 85-92, 2019.
- ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; MORAES, G.; SPAROVEK, G. Köppen's Climate Classification Map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- AVDAN, U.; JOVANOVSKA, G. Algorithm for automated mapping of land surface temperature using LANDSAT 8 satellite data. *Journal of sensors*, v. 2016, n. 1, p. 1480307, 2016.
- BALOLOY, A.; CRUZ, J. A.; BLANCO, A. C.; LUBRICA, N. V.; VALDEZ, C. J.; CAJUCOM, E. P. Spatiotemporal multi-satellite biophysical data analysis of the effect of urbanization on land surface and air temperature in Baguio City, Philippines. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. 42, p. 47-54, 2019.
- CASTRO, N. A. V.; ALMADRONES-REYES, K. J.; LIMBO-DIZON, J. E.; REDEÑA-SANTOS, J. C.; DAGAMAC, N. H. Applying geomatic analyses using Landsat imagery in Occidental Mindoro, the Philippines. 2023.
- CHAKRABORTY, T. C.; LEE, X.; ERMIDA, S.; ZHAN, W. On the land emissivity assumption and Landsat-derived surface urban heat islands: A global analysis. *Remote Sensing of Environment*, v. 265, p. 112682, 2021.
- ESPINOZA-MOLINA, J.; ACOSTA-CAIPA, K.; CHAMBE-VEGA, E.; HUAYNA, G.; PINO-VARGAS, E.; ABAD, J. Spatiotemporal analysis of urban heat islands in relation to urban development, in the vicinity of the Atacama Desert. *Climate*, v. 10, n. 87, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/cli10060087>.
- FASHAE, O. A.; LAWAL, O.; IGE-ETTI, M.; AGBATOYE, O. Land use/land cover change and land surface temperature of Ibadan and environs, Nigeria. *Environmental Monitoring and Assessment*, v. 192, p. 1-18, 2020.
- GAO, W.; ZHANG, S.; RAO, X.; LIN, X.; LI, R. Landsat TM/OLI-based ecological and environmental quality survey of the Yellow River Basin, Inner Mongolia Section. *Remote Sensing*, v. 13, n. 21, p. 4477, 2021.

HAO, B.; ZHANG, Q.; WANG, X.; LIU, S.; YANG, D.; LIU, Z. Land use change and climate variation in the Three Gorges Reservoir catchment from 2000 to 2015 based on the Google Earth Engine. *Sensors*, v. 19, n. 9, p. 2118, 2019.

HUANG, C.; YANG, Q.; HUANG, W. Analysis of the spatial and temporal changes of NDVI and its driving factors in the Wei and Jing River Basins. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, v. 18, n. 22, p. 11863, 2021.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. BDIA - Banco de Informações Ambientais | BDIA - web. Vegetação. 2023. Disponível em: <https://bdiaweb.ibge.gov.br/#/consulta/vegetacao>. Acesso em 11 out. 2023.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Cidades. População. 2022. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/panorama>. Acesso em 11 Out. 2023.

JARDIM, A. M. R. F.; MORAIS, J. E. F.; SOUZA, L. S. B.; SILVA, T. G. F. Understanding interactive processes: a review of CO₂ flux, evapotranspiration, and energy partitioning under stressful conditions in dry forest and agricultural environments. *Environmental Monitoring and Assessment*, v. 194, n. 10, p. 677, 2022.

JEEVALAKSHMI, D.; REDDY, S. N.; MANIKIAM, B. Estimation of land surface temperature over vegetated region using AVHRR sensor data and validation with in-situ measurements. *International Journal of Modern Electronics and Communication Engineering (IJMECE)*, v. 7, n. 2, p. 199-204, mar. 2019.

LIGUORI, I. N.; MONTEIRO, L. M. Avaliação comparativa da temperatura de superfície e indicadores geoespaciais na cidade de São Paulo. *Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído*, v. 17, p. 1-10, 2023.

LIMA, T. P.; FRANÇA, L. C. J.; FERRAZ, F. T.; SILVA, J. B. L.; FERREIRA, M. E.; SILVA, A. R.; SILVA, D. P. Correlação entre as transformações da cobertura e uso da terra com variáveis climáticas e ambientais na região do Matopiba, Brasil. *Revista do Departamento de Geografia*, v. 43, p. e202077-e202077, 2023.

MANTOVANI, M.; JUNQUEIRA, A. G.; MARTINS, F. R.; SANTOS, F. A. Diversity of species and successional structure of a secondary formation in an Atlantic rain forest. 2005.

MEDEIROS, M.; PATRIOTA, E.; SILVA, L.; COELHO, V. A relação entre ilhas de calor urbana superficial, ocupação do solo e conforto térmico: um estudo da cidade de João Pessoa, Brasil. *Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído*, v. 17, p. 1-10, 2023.

NAJAFZADEH, F.; MOHAMMADZADEH, A.; GHORBANIAN, A.; JAMALI, S. Spatial and temporal analysis of surface urban heat island and thermal comfort using Landsat satellite images between 1989 and 2019: A case study in Tehran. *Remote Sensing*, v. 13, n. 21, p. 4469, 2021.

NILL, L.; ULLMANN, T.; KNEISEL, C.; SOBIECH-WOLF, J.; BAUMHAUER, R. Assessing spatiotemporal variations of Landsat land surface temperature and multispectral indices in the Arctic Mackenzie Delta Region between 1985 and 2018. *Remote Sensing*, v. 11, n. 19, p. 2329, 2019.

ONAČILLOVÁ, K.; GALLAY, M.; PALUBA, D.; PÉLIOVÁ, A.; TOKARČÍK, O.; LAUBERTOVÁ, D. Combining Landsat 8 and Sentinel-2 data in Google Earth Engine to derive higher resolution land surface temperature maps in urban environment. *Remote Sensing*, v. 14, n. 16, p. 4076, 2022.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Spec. Publ.*, v. 351, n. 1, p. 309, 1974.

ROY, B.; BARI, E. Examining the relationship between land surface temperature and landscape features using spectral indices with Google Earth Engine. *Heliyon*, v. 8, n. 9, 2022.

ROY, B.; BARI, E.; NIPA, N. J.; ANI, S. A. Comparison of temporal changes in urban settlements and land surface temperature in Rangpur and Gazipur Sadar, Bangladesh after the establishment of city corporation. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, v. 23, p. 100587, 2021.

SALEEM, M. S.; AHMAD, S. R.; REHMAN; S. U.; JAVED, M. A. Impact assessment of urban development patterns on land surface temperature by using remote sensing techniques: A case study of Lahore, Faisalabad and Multan district. *Environmental Science and Pollution Research*, v. 27, n. 32, p. 39865-39878, 2020.

SOUSA, J. H. S.; RIBEIRO, G. N.; FRANCISCO, P. R. M.; JÚNIOR, O. A.; SILVA, L. H. G. T.; NÓBREGA, J. L. Índices biofísicos da bacia hidrográfica do rio Sucuru-PB utilizando o Google Earth Engine. *Revista Geama*, v. 9, n. 3, p. 86-94, 2023.

TESFAMARIAM, S.; GOVINDU, V.; UNCHA, A. Spatio-temporal analysis of urban heat island (UHI) and its effect on urban ecology: The case of Mekelle city, Northern Ethiopia. *Heliyon*, v. 9, n. 2, 2023.

USGS - U.S. Geological Survey. Landsat 8. 2023. Disponível em: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>. Acesso em 11 Out. 2023.

VAN DE GRIEND, A. A.; OWE, M. On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, v. 14, n. 6, p. 1119-1131, 1993.

WANG, A.; ZHANG, M.; KAFY, A. A.; TONG, B.; HAO, D.; FENG, Y. Predicting the impacts of urban land change on LST and carbon storage using INVEST, CA-ANN and WOA-LSTM models in Guangzhou, China. *Earth Science Informatics*, v. 16, n. 1, p. 437-454, 2022.

YANG, Z.; TIAN, J.; SU, W.; WU, J.; LIU, J.; LIU, W.; GUO, R. Analysis of ecological environmental quality change in the Yellow River Basin using the remote-sensing-based ecological index. *Sustainability*, v. 14, n. 17, p. 10726, 2022.

YU, H.; LI, L. Inferring land conditions in the Tumen River Basin by trend analysis based on satellite imagery and geoinformation. *Sustainability*, v. 14, n. 9, p. 5687, 2022.

ZALOTI, F. A.; SANTOS, P. S.; CARDOSO, D. M. C. Comparação entre a cobertura vegetal e a temperatura de superfície terrestre, em Lauro de Freitas na Bahia. *Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto*, v. 4, n. 2, 2023.

ZHAO, X.; WANG, P.; YASIR, M.; LIU, Z. Decision support system based on spatial and temporal pattern evolution of ecological environmental quality in the Yellow River Delta from 2000 to 2020. *Soft Computing*, v. 26, n. 20, p. 11033-11044, 2022.