



## ANÁLISE ESPACIAL DE PAISAGENS TÉRMICAS E ILHAS DE CALOR NO MUNICÍPIO DE RIO BRANCO UTILIZANDO IMAGENS DO SATÉLITE LANDSAT-8 SENSOR TIRS (2015-2020)

Me. Julio Roberto da Rocha Almeida<sup>1\*</sup>, Dra. Karla da Silva Rocha<sup>2</sup>, Dr. Irving Foster Brown<sup>3</sup>  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4935-1106>; <https://orcid.org/0000-0002-2738-9314>;  
<https://orcid.org/0000-0002-4935-1106>

<sup>1</sup>Mestre em Ciência Florestal pela Universidade Federal do Acre/UFAC, Rio Branco, Acre, Brasil,

<sup>2</sup>Docente, da Universidade Federal do Acre/UFAC, Centro de Filosofia e Ciências Humanas, Rio Branco, Acre, Brasil. Coordenadora do Laboratório de Geoprocessamento LAGEOP/UFAC, Rio Branco, Acre, Brasil;

<sup>3</sup>Woodwell Climate Research Center, 149 Woods Hole Road, Falmouth, MA 02540-1644, USA

[\\*jroberto.almeida94@gmail.com](mailto:jroberto.almeida94@gmail.com)

Recebido em: 04/10/2024; Aceito em: 19/03/2025; Publicado em: 16/08/2025

DOI: [registrando](#)

### RESUMO

Este estudo explora a aplicação do sensoriamento remoto para avaliar as mudanças ambientais e identificar ilhas de calor em áreas urbanas, destacando a importância dessa ferramenta no planejamento urbano. O objetivo principal foi utilizar dados térmicos do satélite Landsat-8 OLI/TIRS para analisar a vegetação e a cobertura do solo em Rio Branco, AC, e identificar áreas com ilhas de calor. Foram utilizadas imagens de 2015 e 2020, as quais foram calibradas e corrigidas usando o algoritmo Split-Window. A classificação do uso e cobertura do solo foi realizada com o método Support Vector Machine. Os resultados mostraram que as maiores temperaturas superficiais (TST) foram registradas em áreas urbanas densamente povoadas, especialmente nas áreas centrais da cidade e no Primeiro Distrito, além de áreas degradadas, as quais apresentaram temperaturas superiores a 40 °C às 10h locais. O índice de vegetação NDVI apresentou correlação negativa com a TST, indicando que áreas com maior cobertura vegetal tendem a ter temperaturas mais baixas. O índice NDBI mostrou uma correlação positiva e forte com a TST, associando maior urbanização a temperaturas mais elevadas. O índice MNDWI também apresentou correlação negativa com a TST, sugerindo que a presença de água ajuda a reduzir as temperaturas. Foi possível concluir que o sensoriamento remoto térmico é uma ferramenta essencial para estudos de temperatura em áreas urbanas, permitindo a identificação de ilhas de calor. Os resultados encontrados serão de grande importância para apoiar o planejamento urbano, auxiliando na definição de estratégias para mitigar os efeitos das ilhas de calor e melhorar o conforto térmico nas cidades.

**Palavras-chave:** Sensoriamento remoto térmico; Temperatura da superfície terrestre; Landsat-8 OLI/TIRS; Ilhas de calor; Planejamento urbano.

***SPATIAL ANALYSIS OF THERMAL LANDSCAPES AND HEAT ISLANDS IN THE MUNICIPALITY OF RIO BRANCO USING LANDSAT-8 SATELLITE IMAGES SENSOR TIRS (2015-2020)***

**ABSTRACT**

This study explores the application of remote sensing to assess environmental changes and identify heat islands in urban areas, highlighting the importance of this tool in urban planning. The main objective was to use thermal data from the Landsat-8 OLI/TIRS satellite to analyze vegetation and land cover in Rio Branco, AC, and identify areas with heat islands. Images from 2015 and 2020 were used, which were calibrated and corrected using the Split-Window algorithm. The classification of land use and land cover was performed using the Support Vector Machine method. The results showed that the highest surface temperatures (TST) were recorded in densely populated urban areas, especially in the central areas of the city and the First District, as well as in degraded areas, which presented temperatures above 40 °C at 10 AM local time. The NDVI vegetation index showed a negative correlation with TST, indicating that areas with greater vegetation cover tend to have lower temperatures. The NDBI index showed a positive and strong correlation with TST, associating higher urbanization with higher temperatures. The MNDWI index also showed a negative correlation with TST, suggesting that the presence of water helps reduce temperatures. It was concluded that thermal remote sensing is an essential tool for temperature studies in urban areas, allowing the identification of heat islands. The results found will be of great importance to support urban planning, helping to define strategies to mitigate the effects of heat islands and improve thermal comfort in cities.

**Keywords:** Thermal remote sensing; Land surface temperature; Landsat-8 OLI/TIRS; Heat islands; Urban planning.

***ANÁLISIS ESPACIAL DE PAISAJES TÉRMICOS E ISLAS DE CALOR EN EL MUNICIPIO DE RIO BRANCO UTILIZANDO IMÁGENES DEL SATÉLITE LANDSAT-8 SENSOR TIRS (2015-2020)***

**RESUMEN**

Este estudio explora la aplicación de la teledetección para evaluar los cambios ambientales e identificar islas de calor en áreas urbanas, destacando la importancia de esta herramienta en la planificación urbana. El objetivo principal fue utilizar datos térmicos del satélite Landsat-8 OLI/TIRS para analizar la vegetación y la cobertura del suelo en Rio Branco, AC, e identificar áreas con islas de calor. Se utilizaron imágenes de 2015 y 2020, las cuales fueron calibradas y corregidas utilizando el algoritmo Split-Window. La clasificación del uso y cobertura del suelo se realizó con el método Support Vector Machine. Los resultados mostraron que las mayores temperaturas superficiales (TST) se registraron en áreas urbanas densamente pobladas, especialmente en las áreas centrales de la ciudad y en el Primer Distrito, además de áreas degradadas, las cuales presentaron temperaturas superiores a 40 °C a las 10 AM hora local. El índice de vegetación NDVI presentó una correlación negativa con la TST, indicando que las áreas con mayor cobertura vegetal tienden a tener temperaturas más bajas. El índice NDBI mostró una correlación positiva y fuerte con la TST, asociando mayor urbanización a temperaturas más elevadas. El índice MNDWI también presentó una correlación negativa con la TST, sugiriendo que la presencia de agua ayuda a reducir las temperaturas. Se concluyó que la teledetección térmica es una herramienta esencial para estudios de temperatura en áreas urbanas, permitiendo la identificación de islas de calor. Los resultados encontrados serán de gran importancia para apoyar la planificación urbana, ayudando a definir estrategias para mitigar los efectos de las islas de calor y mejorar el confort térmico en las ciudades.

**Palabras clave:** Teledetección térmica; Temperatura de la superficie terrestre; Landsat-8 OLI/TIRS; Islas de calor; Planificación urbana.

## 1. INTRODUÇÃO

O Sensoriamento Remoto Térmico tem sido aplicado em diversos estudos sobre meio ambiente e clima urbano. Entre essas aplicações estão a análise dos padrões de Temperatura da Superfície Terrestre (TST) e sua relação com o uso/cobertura da terra (NEOG, 2022), identificação e análise de ilhas de calor, relação entre TST e fluxos de energia superficiais, caracterização de propriedades da paisagem, padrões e processos (Quattrochi; Luvall, 1999). Quando comparado com dados coletados *in situ*, o LST obtido por sensoriamento remoto térmico oferece dados precisos para indicar o equilíbrio da troca de energia entre a Terra e a atmosfera.

Os dados de temperatura *in situ* são dados permanentes obtidos de estações meteorológicas. Esses dados, apesar de oferecerem uma boa resolução temporal, não possuem uma boa cobertura espacial, pois em algumas regiões não existe um bom número e distribuição de estações meteorológicas que permitam monitorar essas informações. Por outro lado, (Weng, 2009) destaca que este problema pode ser resolvido com a utilização de sensores térmicos. Os dados térmicos obtidos por sensoriamento remoto proporcionam uma visão contínua e simultânea de toda a cidade, tornando-se assim de fundamental importância para a realização de uma investigação detalhada do clima urbano na superfície terrestre.

É importante destacar que as informações coletadas pelos satélites térmicos podem variar de acordo com a resolução espacial do sensor infravermelho térmico. Esses sensores podem ser classificados em sensores de alta, média e baixa resolução. Entre os sensores com baixa resolução espacial destacam-se o MODIS e o Sentinel 3 – SLSTR, ambos com resolução espacial de 1km (Clinton, 2013; Gong *et al*, 2013; ESA, 2020). Dentre os principais sensores térmicos de média resolução, destacam-se os produtos da série Landsat, Thematic Mapper (TM), Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), Operational Land Imager (OLI) e o Thermal Infrared Sensor (TIRS), que possuem resolução espacial de 120m., 60m e 100m, respectivamente (Chen, 2006; Irons *et a.*, 2012).

A resolução espacial dos sensores tem influência direta na precisão dos estudos associados à dinâmica espaço-temporal que relacionam a temperatura superficial e as diferentes formas de uso e cobertura do solo (Clinton, 2013; Gong *et al*, 2013; Schwarz *et al*, 2011; Stathoupolou, 2011; Cartalis *et al*, 2011; Su *et al*, 2010). Além disso, vale a pena notar que as rápidas mudanças no uso e cobertura do solo modificam a ecologia da paisagem, reduzindo a qualidade ambiental e alterando especificamente o ambiente térmico de uma área. Isto destaca a complexidade de analisar a contribuição efetiva de cada transformação do uso e cobertura da

terra no TST usando imagens de baixa resolução espacial. Assim, sensores térmicos que forneçam imagens com maior resolução espacial são de fundamental importância para investigar a contribuição efetiva das mudanças na paisagem para a temperatura superficial.

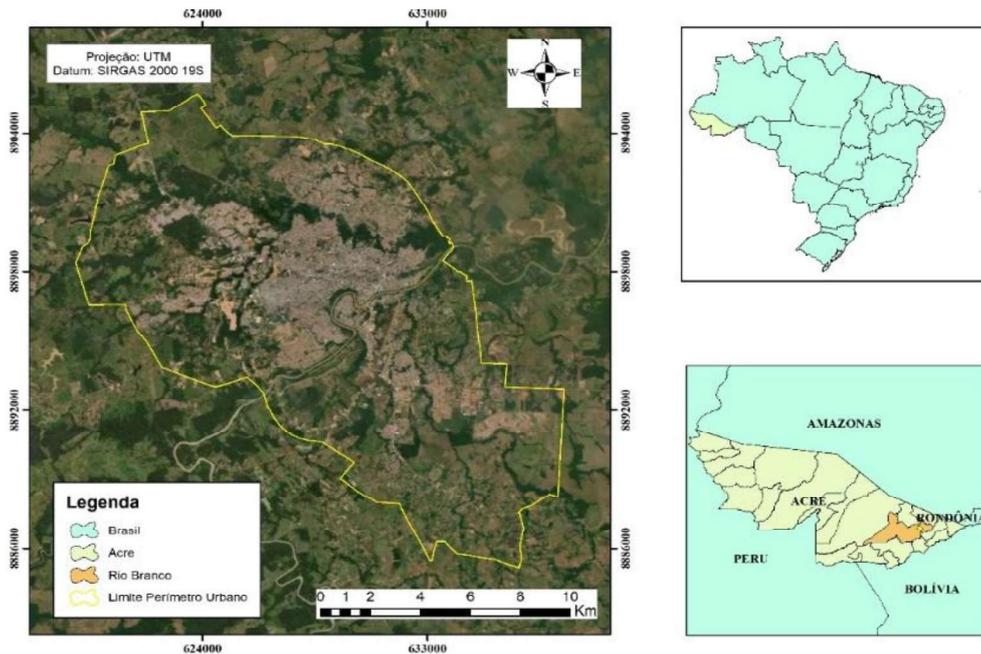
Nesse contexto, o sensoriamento remoto térmico tem demonstrado alto potencial para ser utilizado pelos gestores públicos no planejamento urbano para auxiliar na identificação e espacialização de ilhas de calor. Assim, o presente trabalho teve como objetivo: 1) Identificar a distribuição espacial das ilhas de calor na cidade de Rio Branco – AC para os anos de 2015 e 2020; 2) Analisar a correlação entre os índices biofísicos (NDVI, NDBI e MNDWI) com o Temperatura da Superfície Terrestre (TST); 3) Analisar o comportamento do TST em função das classes de uso e cobertura do solo utilizando um sensor de média resolução espacial. Os satélites da série Landsat foram escolhidos por apresentarem uma série histórica inigualável, cobrindo a superfície terrestre desde a década de 1970.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **a. Área de estudo**

O estudo foi realizado no perímetro urbano da cidade de Rio Branco (Figura 1), capital do estado do Acre (9°58' S e 67°48' W). Rio Branco possui clima tropical, onde na maioria dos meses do ano chove mais de 100 mm, sendo o mês de janeiro o mais chuvoso (262 mm) e julho o menos chuvoso (23 mm) totalizando uma precipitação média de 1.935 mm (CLIMATEDATA, 2020). O clima é classificado como Am (clima tropical de monções) segundo a classificação de Köppen e Geiger, com temperatura média anual do ar de 26 °C, e temperaturas mínimas variando entre 18 °C e 22 °C e temperaturas máximas entre 30 °C e 33 °C (CLIMATEDATA, 2020).

Figura 1 – Localização da área de estudo.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

### b. Aquisição e calibração de dados de sensoriamento remoto térmico

Foram escolhidas imagens dos sensores do satélite Landsat-8 OLI/TIRS para os anos de 2015 e 2020. As cenas foram obtidas do catálogo de imagens do American Geological Survey (USGS). A escolha das cenas teve como critério básico o período com menor cobertura de nuvens, tendo em vista a influência que causam na estimativa do Temperatura da Superfície Terrestre (TST). Nesse sentido, foram obtidas duas cenas do período mais seco do ano (junho a agosto), uma datada de 22/08/2015 e outra de 03/08/2020. Inicialmente, as bandas reflexivas e térmicas passaram por um processo de calibração para eliminar fontes de variação e ruído, como distância relativa Terra-Sol, ângulo de elevação solar e outros efeitos atmosféricos (Chávez, 1996). Assim, foi realizada a conversão do número digital (DN) para a radiância e refletância do topo da atmosfera (TOA), utilizando a metodologia fornecida por USGS (2019). Inicialmente foi obtida a radiância espectral do topo da atmosfera, seguida da refletância do topo da atmosfera (Tabela 1).

**Tabela 1** - Equações utilizadas para o cálculo da radiância e refletância.

Parâmetro	Equação
Radiância – TOA	$L\gamma = ML * Q_{cal} + AL$ ( <b>Equação 1</b> )
Refletância – TOA	$\rho\lambda' = \frac{(Mp * Q_{cal} + Ap)}{\theta SE}$ ( <b>Equação 2</b> )

Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

### c. Índices Biofísicos

Três indicadores biofísicos foram utilizados para avaliar sua relação temporal e espacial com o Temperatura da Superfície Terrestre (TST), são eles: Índice de Vegetação por Diferenças Normalizadas (NDVI), Índice de Acumulação de Diferenças Normalizadas (NDBI) e Índice de Água por Diferenças Normalizadas Modificadas (MNDWI). Três equações foram utilizadas para calcular os indicadores biofísicos (Tabela 2).

**Tabela 2** - Equações utilizadas para o cálculo dos índices biofísicos.

Índices Biofísicos	Equações
NDVI	$NDVI = \frac{(\rho NIR - \rho RED)}{(\rho NIR + \rho RED)}$ (Equação 3)
NDBI	$NDBI = \frac{(\rho MIR - \rho NIR)}{(\rho MIR + \rho NIR)}$ (Equação 4)
MNDWI	$NDBI = \frac{(\rho MIR - \rho NIR)}{(\rho MIR + \rho NIR)}$ (Equação 5)

Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

### d. Emissividade Terrestre

Nas imagens de satélite, os pixels consistem em uma mistura de diferentes superfícies, como água, vegetação e solo (Shimabukuru, 2017; Ponzoni *et al*, 2017). Portanto, para estimar a emissividade da superfície terrestre, foi utilizado o índice biofísico NDVI em limiares que permitiram quantificar todos os tipos de superfície terrestre (Sobrino *et al*, 2001; Wang *et al*, 2015). Assim, para superfícies de água ( $NDVI \leq 0$ ) e para superfícies com vegetação ( $NDVI > 0,50$ ) também utilizamos valores de emissividade constante iguais a 0,995 (Sun *et al*, 2012) e 0,99 (Sobrino *et al*, 2004) respectivamente. No caso de superfícies de cobertura mista, ou seja, compostas por vegetação e solo exposto, utilizou-se o método de (Sobrino *et al*, 2004) para cálculo da emissividade conforme apresentado na (Tabela 3), Equação 6.

**Tabela 3.** Emissividade em superfícies mistas.

Threshold NDVI	Surface Type	Equation
$0,2 \leq NDVI \leq 0,5$	Mix of bare soil and vegetation	$\varepsilon = mPv + n$ (Equação 6)

Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

### e. Temperatura de Superfície da Terra (TST)

Existem vários algoritmos que permitem estimar o LST, mas segundo Wang *et al*, (2019) a maioria é sensível ao erro do conteúdo de vapor de água atmosférico. Nesse sentido, considerando que a área de estudo está na região amazônica onde há altas temperaturas e alta

umidade, foi utilizado o algoritmo de janela dividida (Split-Window Algorithm – SWA) a partir da Equação 7 (McMillin *et al*, 1975).

$$T_s(K) = T_{10} + C_1 + (T_{10} - T_{11}) + C_2(T_{10} - T_{11})^2 + C_0 + (C_3 + C_4w)(1 - \varepsilon) + (C_5 + C_6w)\Delta\varepsilon \text{ (Equação 7).}$$

Onde: T10 e T11 são as temperaturas de brilho das bandas TIRS (em K); C0 - C6 são coeficientes obtidos a partir de dados simulados fornecidos por Adelabu *et al*, (2013);  $\varepsilon$  é a emissividade média da superfície;  $\Delta\varepsilon$  a diferença de emissividade e w o teor de vapor de água atmosférico (em gm.cm<sup>-2</sup>) obtido na Calculadora de Parâmetros de Correção Atmosférica (CPCA) desenvolvida por JIA *et al*, (2014) e disponível online através do link: <https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>. T10 e T11 foram calculados usando a Equação 8, fornecida pelo USGS para Landsat – 8 produtos OLI/TIRS.

$$T_{10,11} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L\lambda} + 1\right)} \text{ (Equação 8).}$$

Onde:  $L\lambda$  é a radiância do topo da atmosfera das bandas TIRS (em W/(m<sup>2</sup>\*srad\* $\mu$ m)) obtida da Equação 1; K1 e K2 são constantes de conversão térmica específicas das respectivas bandas obtidas diretamente do arquivo de metadados da imagem.

#### **f. Classificação da Imagem**

Para classificação de uso e cobertura da terra, foi utilizada a abordagem de classificação supervisionada Support Vector Machine (SVM). Para este estudo foram mapeadas cinco classes de uso do solo: Floresta, Vegetação Secundária, Área Degradada, Área Urbanizada e Recursos Hídricos. Para validar a classificação foram utilizadas duas imagens do Planeta com melhor resolução espacial (5 m). A partir dessas imagens foram coletadas 15 amostras para cada classe mapeada. Com esta amostragem foi gerada uma matriz de confusão no software ENVI 5.3, da qual foram obtidos os valores de acurácia e coeficiente Kappa.

#### **g. Efeito nas ilhas de calor urbanas**

Existem vários métodos para identificar e estimar a intensidade das ilhas de calor de superfície urbana (SUHII) a partir de dados LST baseados em imagens de satélite. Estes métodos utilizam diferentes abordagens para separar a temperatura entre áreas urbanas e não

urbanas (Liu, 2011; Zhang *et al*, 2011; Tu *et al*, 2016; Zhang *et al*, 2006; Wu *et al*, 2019). Para este estudo foi adotado o método de classificação proposto por Liu *et al* (2021), (Tabela 4).

**Tabela 4.** Classificação das intensidades das ilhas de calor urbano.

Nível	SUHII valor	Intensidade	Descrição
1	$SUHII \leq -3^{\circ}C$	Extremamente baixo	Diferença marginal de TST entre áreas urbanas e rurais.
2	$-3^{\circ}C < SUHII \leq 0^{\circ}C$	Baixo	Baixa diferença no TST entre áreas urbanas e rurais.
3	$0^{\circ}C < SUHII \leq 3^{\circ}C$	Médio	Diferença moderada de TST entre áreas urbanas e rurais.
4	$3^{\circ}C < SUHII \leq 6^{\circ}C$	Alto	Alta diferença de LST entre áreas urbanas e rurais.
5	$6^{\circ}C < SUHII$	Extremamente alto	Diferença extrema de LST entre áreas urbanas e rurais.

Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

#### **h. Análise de Dados**

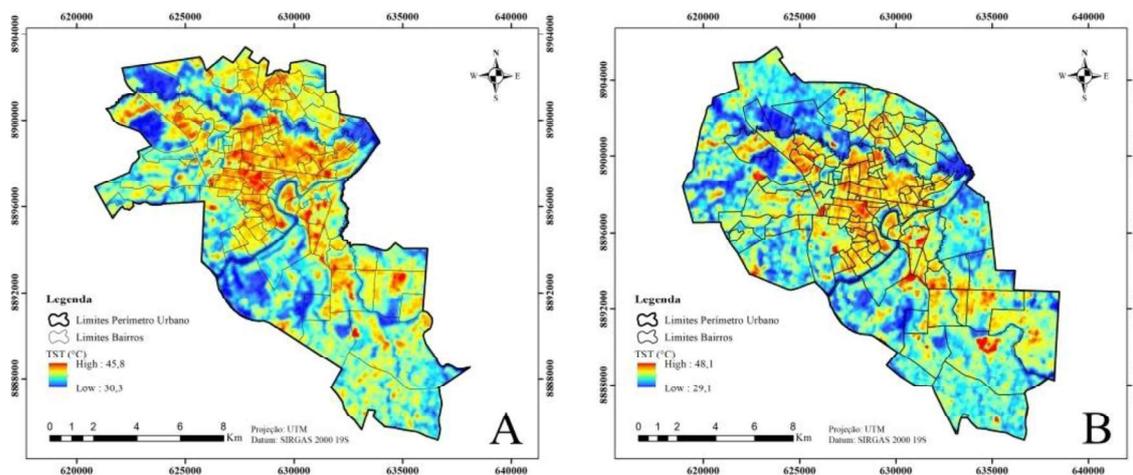
Para analisar a relação entre o LST e os três índices biofísicos (NDVI, NDBI e MNDWI) foi realizada uma análise de regressão linear simples utilizando uma amostragem aleatória de pixels que foram selecionados proporcionalmente ao tamanho da área de estudo (Balew, 2020; Korme *et al*, 2020). Conseqüentemente, como resultado da revisão do perímetro urbano ocorrida em 2016, foram selecionados mais pixels para o ano de 2020 (1284 pixels) em comparação com o ano de 2015 (1115 pixels).

### **3. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

#### **a. Distribuição Espacial das Ilhas de Calor Urbanas na Cidade de Rio Branco – AC**

A região central de Rio Branco, principalmente os bairros que estão localizados no primeiro distrito, apresentaram o maior LST. Foi observada uma relação inversa entre a distância do centro da cidade e o LST: à medida que a distância do centro da cidade aumentou, o LST diminuiu. Isso porque, quanto mais longe do centro da cidade está, mais próximo da zona rural, onde é observado maior cobertura vegetal. Também foi possível perceber o efeito que o Rio Acre, principal rio que divide a cidade, tem sobre a LST. Mesmo com pouca ou nenhuma vegetação ciliar em praticamente todo o seu percurso urbano, consegue causar efeito de resfriamento em seu entorno (Figura 2A; 2B).

Figura 2 – Distribuição espaço-temporal da TST. A) Ano de 2015 e B) Ano de 2020.

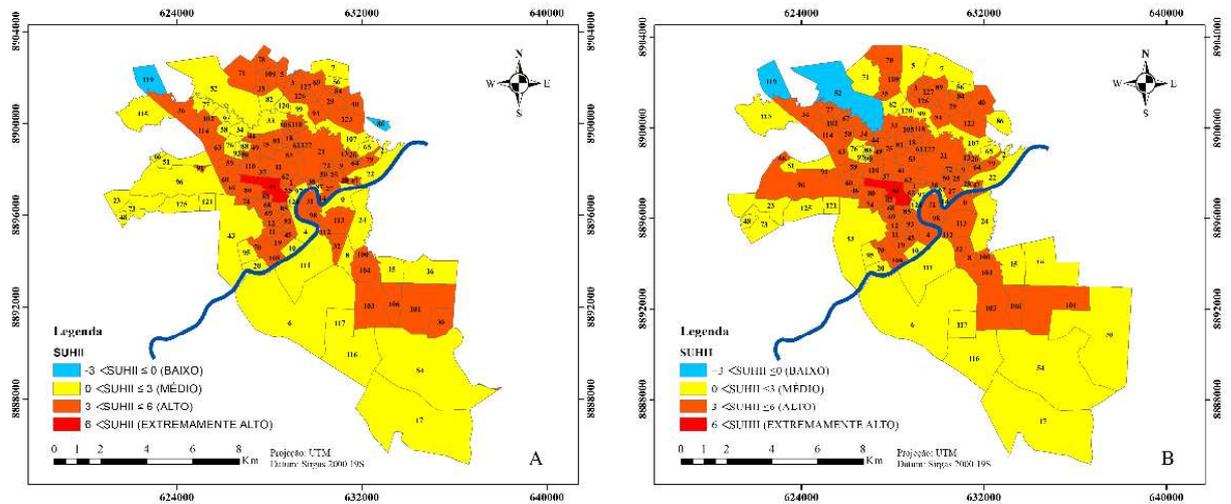


Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Quanto à distribuição espacial das ilhas de calor e seus níveis de intensidade nos 128 bairros de Rio Branco (Figura 3A e 3B), observou-se que em 22 de agosto de 2015, primeiro período observado, apenas dois (2) bairros foram classificados como SUHI de baixa intensidade (Vila Maria e Panorama). Ao cruzar o perímetro destes dois bairros com os mapas de uso e cobertura do solo produzidos, 80% da área destes bairros era composta por áreas verdes (Floresta + Vegetação Secundária). Do restante, 44 bairros (34%) foram classificados como SUHI de média intensidade, 80 bairros (63%) como SUHI de alta intensidade, e apenas dois (2) bairros (Cerâmica e Floresta) de intensidade extremamente alta em mais de 90% de suas áreas são urbanizadas.

Em relação às informações produzidas para o dia 03 de agosto de 2020 (segundo período de análise), o bairro Panorama deixou de ser classificado como SUHI de baixa intensidade e passou a ser classificado como SUHI de média intensidade, isso se deveu à profunda transformação urbana que o bairro passou, passando de apenas 3% de sua área total urbanizada para 18% em 2020, enquanto suas áreas vegetadas diminuíram de 60,4% para 34,3%. O bairro Vila Maria, por sua vez, manteve sua classificação em 2020, juntando-se ao bairro Irineu Serra, que também foi classificado como SUHI de baixa intensidade, que por ser um bairro que abriga Área de Proteção Ambiental, apresentou 84% de seus limites constituída por áreas verdes. Dos demais bairros, 41 (32%) apresentaram SUHI de média intensidade, 84 (66%) foram classificados como SUHI de alta intensidade e o bairro Floresta foi o único classificado como ilha de calor de intensidade extremamente alta devido à alta intensidade. percentual atual de áreas urbanizadas (86%) e áreas degradadas (10,8%), que no período anterior eram 93% e 3,9%, respectivamente.

Figura 3 – Distribuição espacial das ilhas de calor urbano em Rio Branco – AC.



Em que: A – imagem para o ano de 2015; B – imagem para o ano de 2020.  
 Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Quanto à distribuição espacial das ilhas de calor e seus níveis de intensidade nos 128 bairros de Rio Branco (Figura 3A e 3B). Observou-se que em 22 de agosto de 2015, primeiro período observado, apenas (02) dois bairros foram classificados como SUHI de baixa intensidade (Vila Maria e Panorama). Ao cruzar o perímetro destes dois bairros com os mapas de uso e cobertura do solo produzidos, 80% da área destes bairros era composta por áreas verdes (Floresta + Vegetação Secundária). Do restante, 44 bairros (34%) foram classificados como SUHI de média intensidade, 80 bairros (63%) como SUHI de alta intensidade, e apenas (02) dois bairros (Cerâmica e Floresta) de intensidade extremamente alta em mais de 90% de suas áreas são urbanizadas.

A partir dos dados do LST obtidos, observou-se que dos 128 bairros que compõem o perímetro urbano da cidade, apenas 16 tiveram seus níveis de intensidade de ilhas de calor modificados no período analisado (2015 – 2020). Isso mostra que não houve grandes alterações nos padrões espaciais de distribuição das ilhas de calor para a cidade de Rio Branco – AC, indicando estabilidade. Destes 16 bairros, podemos organizá-los em 5 grupos de acordo com a intensidade de calor: G1) Média a Alta: oito bairros; G2) Alto a Médio: cinco bairros; G3) Extremamente Alto a Alto: um bairro; G4) Baixo a Médio: um bairro; e G5) Médio a Baixo: um bairro.

Entre os bairros do primeiro grupo (G1), verificou-se a partir da classificação de uso e cobertura do solo que todos os 8 bairros tiveram certa diminuição em suas áreas verdes (Floresta

+ Vegetação Secundária), bem como aumento de áreas degradadas e urbanizadas. áreas, o que corroborou o aumento da intensidade da ilha de calor nesses bairros. Os bairros do segundo grupo (G2) caracterizaram-se por apresentar aumento de áreas verdes, com destaque para os três bairros que tiveram seu perímetro alterado (Alto Alegre, Cidade do Povo e Jorge Lavocat), enquanto os bairros da Base e P.C de Oliveira tiveram uma diminuição na porcentagem de áreas urbanizadas. No bairro Cerâmica (G3), houve apenas uma ligeira diminuição no percentual de áreas urbanizadas. O bairro Panorama (G4), por sua vez, foi um dos mais impactados pela revisão do Plano Diretor, com redução de mais de 50% de suas áreas Florestais devido ao rápido processo de urbanização. Por fim, Irineu Serra (G5) apresentou um pequeno aumento em suas áreas verdes ao longo do período de estudo, vale ressaltar também que o bairro abriga uma Área de Proteção Ambiental (APA), fato que contribuiu para a manutenção das áreas verdes.

Do exposto, destaca-se que mais de 66% dos bairros de Rio Branco apresentavam condições de ilhas de calor de alta intensidade no dia 03/08/20, ou seja, uma variação de 3°C a 6°C em relação ao Temperatura da Superfície Terrestre (TST) rural. Visto que a maior parte destes bairros (72) está no primeiro distrito (Figura 3). Essa situação reflete diretamente na qualidade de vida dos moradores desses bairros, pois, quando estão constantemente expostos a condições de altas temperaturas, têm maior probabilidade de desenvolver problemas de saúde (Tomlinson, 2011). Vários autores relatam que os cidadãos que vivem em zonas de ilhas de calor desenvolvem tendências a sofrer de doenças associadas ao calor excessivo, como insônia, depressão, doenças digestivas, problemas no sistema nervoso, além de condições extremas que podem levar à morte. pessoas vulneráveis, como idosos e crianças (Gosling *et al*, 2009; Huynen *et al*, 2001; Tan *et al*, 2010).

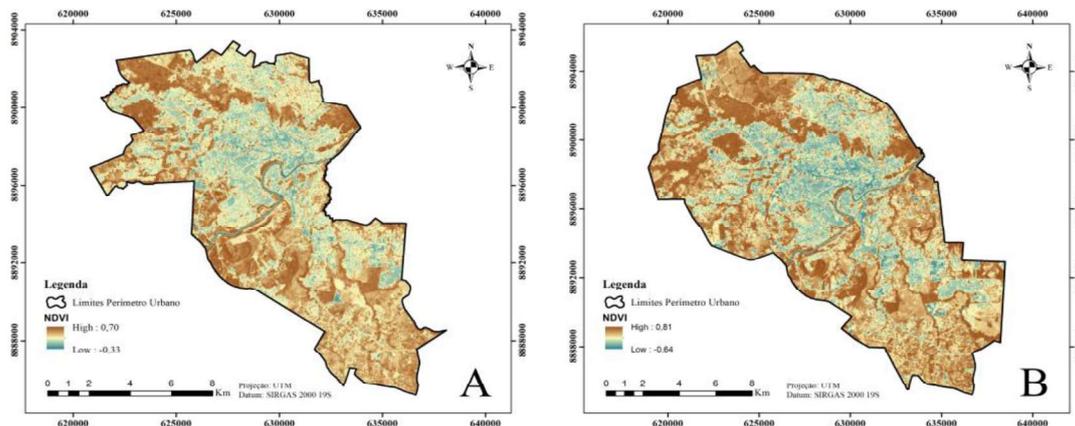
## **b. Correlação entre os Índices Biofísicos e a TST**

### **i. Correlação entre o NDVI e a TST**

A partir da análise do NDVI (Figura 4), foi possível identificar as áreas da cidade com maior densidade de cobertura vegetal que poderiam estar contribuindo para uma ISUHI de baixa intensidade. Dentre essas áreas, foram identificados alguns parques verdes, como o Parque Zoobotânico, localizado no campus da Universidade Federal do Acre; a Área de Proteção Ambiental Raimundo Irineu Serra (APARIS); e o Horto Florestal (localizado no primeiro bairro da cidade); e o Parque Ambiental Chico Mendes (localizado no segundo distrito). Por serem os principais e maiores fragmentos de vegetação urbana, esses locais apresentaram os maiores valores de NDVI ( $0,60 < NDVI < 0,80$ ), corroborando indício de

maior densidade e vigor vegetativo. Os valores intermediários ( $0,20 < \text{NDVI} < 0,50$ ) são indicativos da presença de vegetação com características mais arbustivas e conseqüentemente menos densa, sendo evidenciados por fragmentos menores de vegetação, mais espaçados entre os bairros de Rio Branco.

Figura 4 – Resultado do NDVI para o perímetro urbano de Rio Branco – AC.

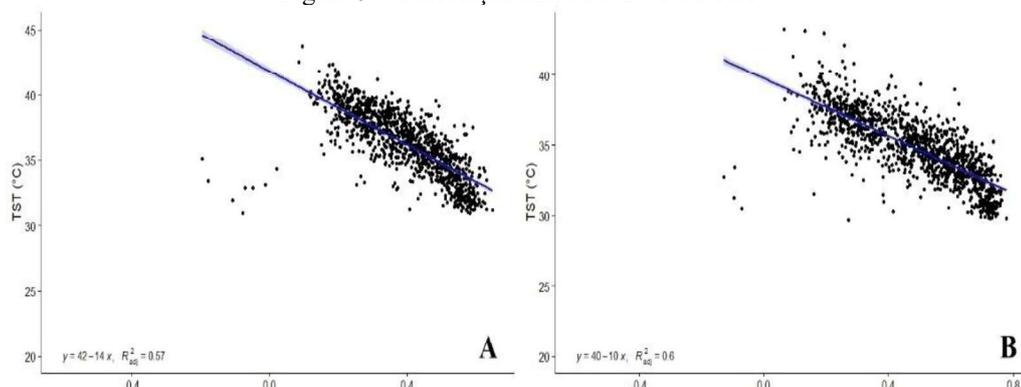


Em que: A – imagem para o ano de 2015; B – imagem para o ano de 2020.

Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Valores entre 0 e 0,20 são indicativos de áreas degradadas ou com solo descoberto/empobrecido. Em 2015, o valor máximo do NDVI foi de 0,70 e o mínimo de -0,33, com valores médios de 0,40 enquanto em 2020, estes valores aumentaram para 0,81, -0,64 e 0,49 respectivamente. A partir dos valores obtidos para o NDVI, foi possível estabelecer uma correlação entre a presença/ausência de vegetação e o comportamento da temperatura superficial. Nesse sentido, foi encontrada correlação negativa entre o NDVI e o TST para os anos de 2015 e 2020 na cidade de Rio Branco, apresentando  $R^2_{aj}$  igual a 0,57 e 0,60 respectivamente (Figura 5).

Figura 5 – Correlação entre o NDVI e a TST



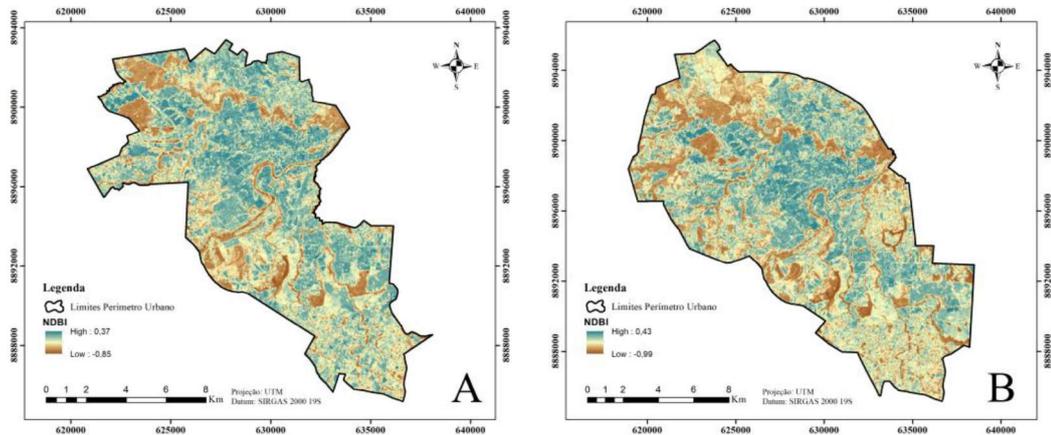
Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

A explicação para o fenómeno da formação de ilhas de calor urbanas é bastante complexa e está diretamente relacionada com a estrutura das áreas urbanas e com a cobertura do solo (Stewart, 2012; Oke *et al*, 2012; Duarte *et al*, 2015). Neste sentido, a substituição de áreas naturais vegetadas por edifícios e outras estruturas impermeáveis faz com que a maior parte da radiação solar seja convertida em calor sensível, em vez de calor latente. Esta situação ocorre devido às propriedades dos diferentes materiais que compõem a superfície urbana. Além disso, a ausência de sombreamento proporcionado pelas árvores contribui efetivamente para o aumento da temperatura nestas áreas (Emmanuel *et al*, 2015; Emmanuel *et al*, 2011; IMHOFF *et al*, 2010; Oke *et al*, 2017). Com isso, as áreas que apresentaram os maiores valores de NDVI ( $> 0,60$ ), representadas neste estudo pelos principais fragmentos de vegetação urbana, tiveram os menores valores de LST. Isso se explica pelo processo de evapotranspiração, no qual a água é perdida para a atmosfera na forma de vapor, que consome a maior parte da radiação absorvida pelas folhas, fazendo com que o calor latente aumente. de calor sensível, contribuindo assim para o resfriamento das folhas e do ar ao seu redor e conseqüentemente também para a temperatura superficial (Givoni *et al*, 1998; Bowler *et al*, 2010). Portanto, a relação entre NDVI e LST foi evidenciada neste estudo através do r-quadrado ajustado ( $R^2$  aj.) de 0,57 e 0,60 para os anos de 2015 e 2020, respectivamente. Esse padrão também foi relatado em diversos outros estudos que relacionaram a importância da presença de vegetação urbana para minimizar os efeitos do TST, bem como a formação de ilhas de calor, conforme evidenciado por Shahfahad *et al* (2020) na Índia, Balew *et al* (2020); Korme *et al* (2020) na Etiópia; Roy *et al* (2020) em Bangladesh e Yue *et al* (2007) na China.

## ii. Correlação entre o NDBI e a TST

Através do NDBI (Figura 6), foi possível identificar superfícies impermeáveis, especialmente a área urbana de Rio Branco, além de identificar as novas áreas urbanas que foram agregadas pelo novo Plano Diretor Municipal. A expansão urbana da cidade ocorreu principalmente na zona sul, onde está localizado o bairro popular "Cidade do Povo", além dos bairros Belo Jardim I e II. Na zona norte também foi possível perceber o surgimento de novas áreas urbanas, que foram incorporadas aos novos limites do perímetro urbano. Para o ano de 2015, registaram-se valores máximos do NDBI de 0,37 e valores mínimos de -0,85, com valores médios de -0,08. Semelhante aos valores do NDVI, os valores do NDBI apresentaram aumento para o ano de 2020. Os valores máximos foram iguais a 0,43, enquanto os valores mínimos e médios foram de -0,99 e 0,09 (Figura 6).

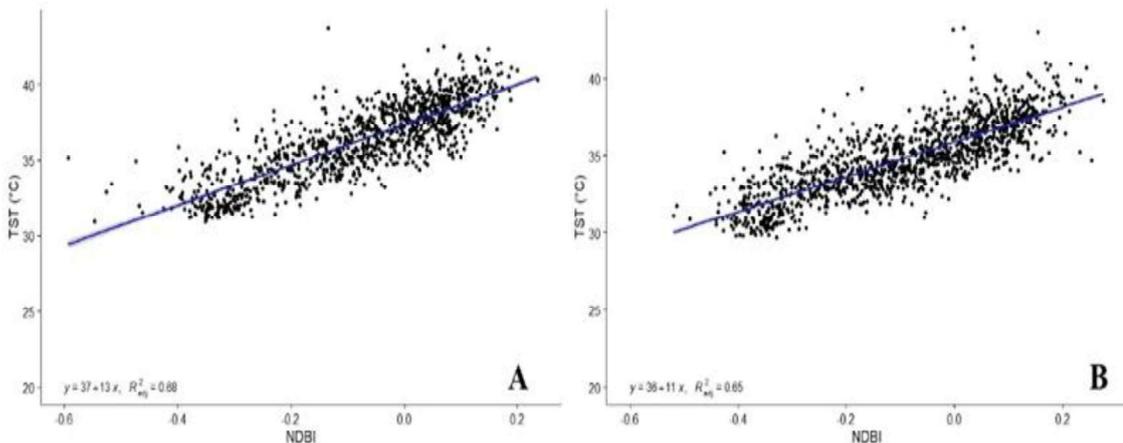
Figura 6. Resultado do NDBI para o perímetro urbano de Rio Branco – AC. A) Para o ano de 2015; B) Para o ano de 2020.



Em que: A – imagem para o ano de 2015; B – imagem para o ano de 2020.  
Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Utilizando o NDBI foi possível analisar a correlação entre o grau de urbanização de Rio Branco e o LST. Assim, identificou-se uma correlação positiva e forte entre o NDBI e o LST, com o  $R^2_{aj}$  igual a 0,58 e 0,65, respectivamente, ou seja, quanto maior o grau de urbanização de Rio Branco, maior será a temperatura superficial e, conseqüentemente, mais suscetível à formação de ilhas de calor (Figura 7).

Figura 7. Correlação entre o NDBI e a TST.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Quanto aos impactos do processo de urbanização nas cidades e o conseqüente aumento da temperatura, percebe-se a influência dos imóveis que compõem o ambiente urbano. As propriedades radioativas e térmicas, especialmente o albedo e a emissividade, contribuem diretamente para a formação de ilhas de calor, pois determinam como a radiação de ondas curtas

se comporta, ou seja, como ela é refletida, absorvida, emitida e armazenada pela superfície terrestre (Costa *et al*, 2010). Assim, a partir do NDBI foi possível destacar as superfícies densamente urbanizadas e separá-las dos demais tipos de cobertura vegetal. O NDBI, assim como o NDVI, também varia de -1 a +1, onde pixels na faixa entre 0 e 0,2 são classificados como superfícies urbanas (Roy *et al*, 2020), e que neste estudo foram evidenciados pela maior área urbana localizada no primeiro distrito. (Figura 6). Essa grande área urbana foi responsável pelos maiores valores de LST identificados na cidade, os quais estão fortemente associados ao fenômeno de formação de ilhas de calor.

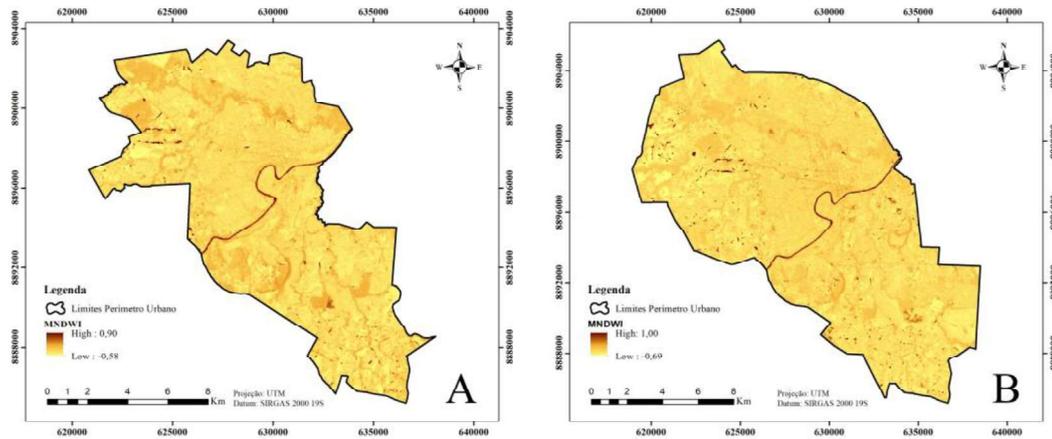
As ilhas de calor urbanas são formadas devido aos menores valores de albedo e às altas admitâncias, que proporcionam maior armazenamento de calor nas cidades. Desta forma, as superfícies urbanas aquecem ao longo do dia e, pelo princípio do equilíbrio térmico, libertam o calor acumulado durante a noite, provocando um aumento da temperatura do ar (Emmanuel, 2005; Emmanuel *et al*, 2011; Imhoff *et al*, 2010; Oke *et al*, 2017).

A relação NDBI e LST encontrada para o município de Rio Branco - AC ( $R^2$  aj. = 0,58 e 0,65 para os anos de 2015 e 2020, respectivamente) também atendeu aos padrões relatados em diversos estudos sobre o impacto da urbanização no LST. Leite (2019) relatou uma relação positiva e forte entre NDBI e LST em estudo realizado em Teresina-PI entre 1995 e 2015. O mesmo comportamento também foi identificado por Silva e Torres (2021), em estudo realizado na cidade de Penedo, Alagoas.

### **iii. Correlação entre o MNDWI e a TST**

Para facilitar a identificação das superfícies de água na área de estudo, foi adotado o MNDWI, cuja principal função é destacar as superfícies da água, minimizando assim a confusão com pixels de outras classes de uso do solo (Figura 8).

Figura 8. Resultado do MNDWI para o perímetro urbano de Rio Branco – AC.

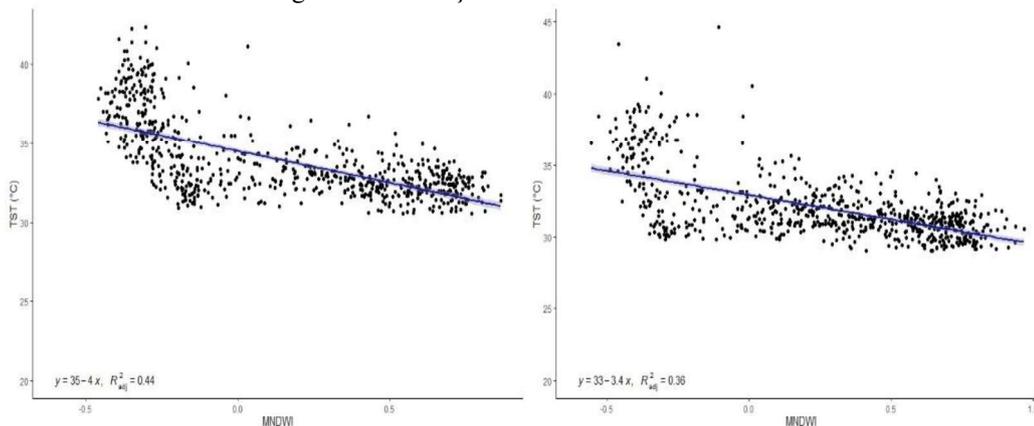


Em que: A – imagem para o ano de 2015; B – imagem para o ano de 2020.  
Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Assim, para o ano de 2015 foram encontrados valores mínimos e máximos iguais a -0,58 e 0,90, com valores médios de -0,28. Em 2020, os valores mínimos foram iguais a -0,69 e máximos 0,99, com valores médios de -0,37.

As superfícies de água, representadas neste estudo principalmente pelo Rio Acre, apresentaram valores mais próximos de 1, enquanto as demais apresentaram valores negativos. A partir do MNDWI foi possível estabelecer a correlação entre as superfícies de água e o comportamento do LST. Portanto, foi identificada correlação negativa entre o MNDWI e o LST, com  $R^2$  aj. 0,44 e 0,35, respectivamente, o que indica que a presença de água na superfície tende a resfriar o ambiente, como evidenciado pelo Rio Acre (Figura 9).

Figura 9. Correlação entre o MNDWI e a TST.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

A capacidade de reter calor nas superfícies hídricas está associada a fatores como o trabalho físico realizado pela energia eólica, as correntes hídricas, a morfometria dos corpos

d'água, além dos ganhos e perdas de água durante os períodos sazonais de secas e inundações. (Chapra, 1997). Dessa forma, o balanço de calor em um sistema aquático representa a troca de calor com o ambiente, especialmente a atmosfera (De Alcântara, 2010). Isto se deve à baixa condutividade térmica da água e à perda de radiação térmica, que ocorre principalmente na superfície, limitada aos primeiros centímetros da profundidade da água (Henderson-Sellers *et al*, 1984; Wetzel *et al*, 2001). A partir deste cenário, as superfícies de água podem formar ilhas frias, com potencial para mitigar os efeitos das ilhas de calor (Chang *et al*, 2007; Rizwan *et al*, 2001; Bowler *et al*, 2010; Sun *et al.*, 2012). Esse fenômeno ocorre porque os corpos d'água têm maior capacidade de absorver radiação, gerando resfriamento evaporativo no qual a água é transformada em vapor, reduzindo assim o LST (Gupta *et al*, 2019).

A capacidade de resfriamento das superfícies hídricas foi evidenciada neste estudo, com a relação MNDWI x LST apresentando correlação negativa para os anos de 2015 e 2020 ( $R^2$  aj. 0,44 e 0,35), mesmo com o principal afluente (Rio Acre) estando em seu período seco. temporada. Este comportamento também foi relatado em vários estudos como (Cai *et al*, 2019), que num estudo realizado na China constatou que foi possível reduzir cerca de 1,6°C do TST à medida que a proporção de recursos hídricos foi aumentada em pelo menos 10% de toda a área de estudo. (Hathway *et al*, 2012; Sharples *et al*, 2012) por sua vez, estudando o microclima ao redor de um pequeno rio localizado na cidade de Sheffield, Reino Unido, verificou um resfriamento significativo no rio e em sua margem de até 2°C, principalmente durante o período diurno. (El-Magd *et al*, 2016) também reiteraram em estudo no Cairo (Egito) que os recursos hídricos têm alto potencial para mitigar os efeitos das ilhas de calor, além de proporcionarem maior conforto térmico.

### **c. Comportamento da análise espaço-temporal da TST em função das classes de uso do solo**

#### **i. Classificação do Uso da Terra**

Em 2015, a acurácia geral da classificação foi de 97%, com coeficiente Kappa de 0,96. Já em 2020, os resultados foram muito semelhantes, com uma precisão global de 96% e um coeficiente Kappa de 0,95. Os resultados de acurácia específica para cada classe mapeada (2015 e 2020) foram obtidos por meio de uma matriz de confusão (Jensen *et al*, 2004). A Tabela 5 apresenta a área para cada classe de uso e ocupação do solo mapeada em quilômetros e percentual para o município de Rio Branco - AC para os anos de 2015 e 2020. Vale ressaltar que de 2015 a 2020 o município de Rio Branco passou a ter um novo plano diretor municipal

ocorrido em 2016, aumentando assim o perímetro urbano de 140,4 km<sup>2</sup> para 205 km<sup>2</sup>. Isso fez com que a distribuição espacial das classes mapeadas apresentasse um aumento significativo no período de 5 anos.

**Tabela 5.** Classificação do uso da terra.

Land Use	2015		2020	
	Km <sup>2</sup>	%	Km <sup>2</sup>	%
Forest	22,4	16	41,3	20
Secondary Vegetation	46,9	33,4	56,7	27,6
Urban Area	49,5	35,3	52,9	25,7
Degraded Area	19,4	13,8	52,8	25,7
Water Resources	2,2	1,5	2,2	1
<b>Total</b>	<b>140,4</b>	<b>100</b>	<b>205,9</b>	<b>100</b>

Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

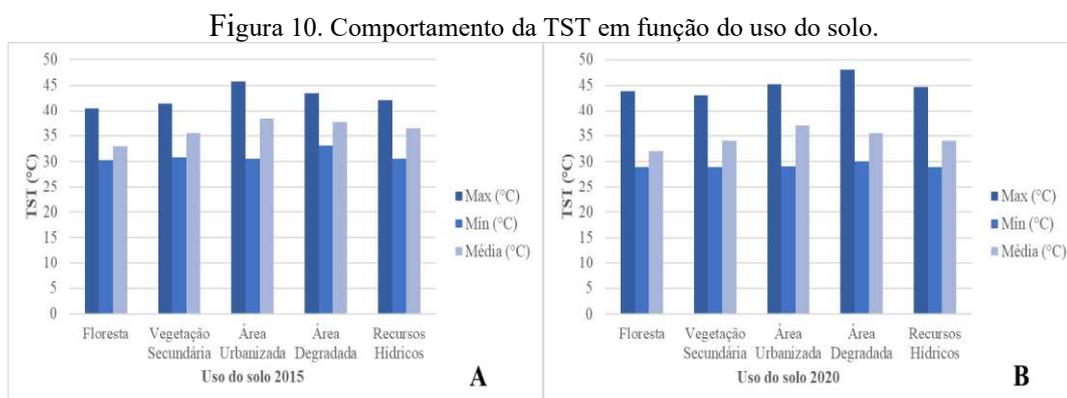
Quanto à exatidão e precisão verificadas para o mapeamento de uso e ocupação do solo para o município de Rio Branco – AC nos anos de 2015 e 2020, foi possível verificar que os resultados obtidos do coeficiente Kappa foram satisfatórios. O coeficiente Kap-pa de acordo com (COHEN, 1960) é uma estatística robusta muito útil para testes de confiabilidade interavaliadores ou intraavaliadores. Assim, os resultados obtidos para a classificação dos anos de 2015 e 2020 (0,96 e 0,95) apresentaram nível de concordância quase perfeito (Kappa > 0,90). Segundo (McHugh, 2012), isso significa que a classificação foi representativa para a cidade de Rio Branco – AC, tendo apresentado um alto percentual de dados confiáveis (82 – 100%).

Em relação às transformações ocorridas na paisagem de Rio Branco, é importante ressaltar que a cidade sempre foi palco de um intenso processo desorganizado de expansão da malha urbana (Bonfanti; Morais *et al*, 2022). Isso reflete diretamente nas atuais condições de uso e ocupação do solo, tendo em vista que o primeiro Plano Diretor com objetivo de otimizar o planejamento urbano só surgiu em 1986, mais de 80 anos após o surgimento da cidade.

Ainda em relação às mudanças no uso e ocupação do solo, vale ressaltar que mesmo com o surgimento do Plano Diretor, a cidade ainda apresenta um grande número de vazios urbanos, com inúmeras obras governamentais atingindo áreas que deveriam ser de proteção ambiental. (Bonfanti; Morais *et al*, 2022). Além disso, podemos dizer também que a cidade de Rio Branco cresceu muito nas últimas décadas, principalmente através de loteamentos, conjuntos habitacionais, áreas ocupadas irregularmente etc., criando assim bairros e ampliando a expansão urbana de forma desordenada (Bonfanti; Morais *et al*, 2022).

## ii. Comportamento da TST em Função do Uso do Solo

A partir do LST e da classificação de uso do solo foi possível analisar o comportamento do LST em função das classes de uso do solo (Figura 10). Nesse sentido, foi possível observar que as áreas urbanizadas tiveram a maior média de LST nas duas datas analisadas, sendo 38,3°C em 2015 e 37°C em 2020. A segunda maior média de LST foi observada em áreas degradadas, onde as temperaturas temperadas de 37,7°C e 35,5°C. Enquanto a menor média de TST verificada ocorreu em áreas denominadas florestas, cujas temperaturas observadas foram de 33°C e 32,1°C em 2015 e 2020, respectivamente. Por outro lado, a maior temperatura observada para o ano de 2015 também ocorreu na classe das áreas urbanizadas, que atingiu temperaturas em torno de 46°C. Em 2020, o maior TST registrado foi na classe de áreas degradadas, cujas temperaturas chegaram a 48°C. Por outro lado, o menor TST para o ano de 2015 ocorreu na classe das florestas, cuja temperatura mínima foi de aproximadamente 30°C. Em 2020, o menor TST observado foi de 29°C, o que ocorreu tanto nas classes florestais, como nas classes de vegetação secundária e nas superfícies de água.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2023.

Quanto ao comportamento do LST nas duas datas analisadas (22/08/15 e 03/08/20), é importante destacar os motivos que implicaram uma diferença de -1,5°C na média do LST registrada para o ano de 2020 em relação ao ano de 2015. Com base nos dados de temperatura do ar obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), foi possível compreender melhor como as condições atmosféricas e meteorológicas influenciaram o LST calculado para aquelas datas.

Assim, constatou-se que no dia 22/08/15 as temperaturas máximas e mínimas do ar foram de 36,3°C e 21,5°C, além de uma média de 28,6°C. Já no dia 03/08/20, a temperatura

mínima foi de 18,4°C e a máxima de 34,9°C, com média de 26,1°C. Essa diferença de -2,5°C na temperatura média do ar está diretamente associada ao fenômeno popularmente conhecido como frio ou frio amazônico, que consiste na incursão de uma massa de ar polar que modifica as condições meteorológicas e atmosféricas da região (Bonfanti; Morais *et al*, 2022). Este fenômeno geralmente ocorre no período mais seco do ano, variando de junho a setembro (Marengo; Nobre *et al*, 1997). Além disso, como o LST foi calculado para o período da manhã em função do horário de passagem do satélite Landsat 8, foi possível verificar a temperatura do ar no horário mais próximo possível daquele da passagem do satélite, o que mostrou que de fato, a manhã do dia 22/08/15 foi mais quente que a manhã do dia 03/08/20, com temperaturas médias de 22,1°C e 19,4°C, respectivamente.

Ainda assim, mesmo com o fenômeno do frio, foi possível verificar que o padrão de LST não se alterou, sendo verificados os maiores valores de LST para as duas datas em áreas com alto conteúdo de urbanização, bem como em áreas degradadas. Isso se deve às propriedades de absorção térmica do concreto e da areia, que possuem características de maior absorção térmica, ou seja, o calor irradiado acaba se concentrando mais nessas superfícies, resultando em maiores picos de LST (Brinkman *et al*, 1972; Ribeiro *et al*, 1972). Este comportamento do LST verificado para as classes de uso do solo mapeadas para o município de Rio Branco – AC, também foi verificado por diversos autores. (Delgado *et al*, 2012), em estudo em Cruzeiro do Sul – AC, verificaram LSTs máximos de até 42°C em áreas antropizadas e urbanizadas. Essa tendência também foi verificada por (Delgado *et al*, 2012; Sayão *et al*, 2020), que obteve valores de LST acima de 40°C para áreas degradadas/solo exposto.

#### **4. CONCLUSÃO**

Neste estudo, foram utilizadas imagens Landsat 8 – OLI/TIRS para determinar a distribuição espaço-temporal da dinâmica entre uso e ocupação do solo na cidade de Rio Branco – AC e no LST, além de relacioná-las com índices biofísicos. Deste estudo, foram obtidas as seguintes conclusões:

A partir das duas datas analisadas (22/08/15 e 03/08/20) foi possível verificar que a distribuição espaço-temporal do LST na cidade de Rio Branco - AC permaneceu constante para o período de estudo mesmo com a modificação dos limites do perímetro urbano da cidade.

Os maiores valores de TST foram observados em regiões de alta densidade urbana, enquanto os menores em fragmentos de vegetação remanescente (Ex: PZ/UFAC, APARIS,

Horto Florestal). Isso significa que a arborização urbana tem potencial para ser utilizada como ferramenta de mitigação do calor nas cidades, além de melhorar o conforto térmico.

A partir do zoneamento térmico foi possível identificar o nível de intensidade da ilha de calor para cada um dos 128 bairros de Rio Branco – AC. Essas informações são essenciais para apoiar o poder público quais bairros se encontram em situação mais crítica quanto ao desconforto térmico, possibilitando assim que os gestores atuem de forma mais eficiente no planejamento urbano, bem como melhorando a resiliência térmica das cidades.

Por fim, também é importante ressaltar a importância da utilização de sequências temporais mais longas em estudos futuros, para permitir uma melhor compreensão do comportamento do TST. Outra possibilidade passa também pela utilização de mapeamentos de melhor resolução espacial (ex. drones), que permitirão a identificação de indivíduos arbóreos solitários, permitindo avaliar com maior precisão o impacto que a cobertura vegetal tem no TST, fornecendo assim mais informação. informações sobre o comportamento das ilhas de calor em áreas densamente urbanizadas.

## 5. REFERÊNCIAS

ADELABU, S. Exploiting machine learning algorithms for tree species classification in a semiarid woodland using RapidEye image. **Journal of Applied Remote Sensing**. 2013, v. 7.

BALEW, A.; KORME, T. Monitoring land surface temperature in Bahir Dar city and its surrounding using Landsat images. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences**. 2020, v. 23, p. 371-386. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2020.02.001>.

BONFANTI, D. C.; MORAIS, M. De J. **Planejamento e expansão da cidade de Rio Branco – AC. Grupo PET Geografia da UFAC: 10 anos de trajetória e contribuições**. Org. José Alves, Karina Furini da Ponte, Maria de Jesus Moraes. Rio Branco: EDUFAC, 2022.

BOWLER, D. E. Urban greening to cool towns and cities: A systematic review of the empirical evidence. **Landscape and Urban Planning**. 2010, v. 97, p. 144-155.

BRINKMAN, W.L.F.; RIBEIRO, M.N.G. Air temperatures in Central Amazônia. III VERTICAL TEMPERATURE DISTRIBUTION ON A CLEARCUT AREA AND IN A SECONDARY FOREST NEAR MANAUS (cold front conditions July 10th, 1969). *Acta Amazônica*. 1972, v. 2, p. 25-29.

CAI, G.; DU, M.; XUE, Y. **Monitoring of urban heat island effect in Beijing combining ASTER and TM data**. *Int. Journal Remote Sens.* 2011, v. 32, p. 1213-1232. <https://doi.org/10.1080/01431160903469079>.

CAI, Y.; CHEN, Y.; TONG, C. **Spatiotemporal evolution of urban green space and its impact on the urban thermal environment based on remote sensing data: A case study of**

**Fhuzou City, China. Urban Forestry and Urban Greening.** 2019, v. 41, p. 333-343. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2019.04.012>.

CHANG, C.R.; LI, M.H.; CHAND, S.D. **A preliminary study on the local cool island intensity of Taipei city parks.** *Landscape and Urban Planning.* 2007, v. 80, p. 386-395. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2006.09.005>.

CHAPRA, S.C. **Surface water-quality modeling.** New York: N.Y. McGraw-Hill, 1997.

CHAVEZ, Pat S. Image-based atmospheric corrections-revisited and improved. **Photogrammetric engineering and remote sensing**, v. 62, n. 9, p. 1025-1035, 1996.

CHEN, X. L., ZHAO, H. M., LI, P. X., & YIN, Z. Y. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. **Remote sensing of environment**, v. 104, n. 2, p. 133-146, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.11.016>.

Climate-Data.Org. **Clima Rio Branco.** Available online: <https://pt.climate-data.org/americado-sul/brasil/acre/rio-branco-4000/> (Accessed on 09/01/2020).

CLINTON, Nicholas; GONG, Peng. MODIS detected surface urban heat islands and sinks: Global locations and controls. **Remote Sensing of Environment**, v. 134, p. 294-304, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.008>.

COHEN, Jacob. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and psychological measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>.

COSTA, DOUGLAS F.; SILVA, HÉLIO R.; PERES, LEONARDO. Identificação de ilhas de calor na área urbana de Ilha Solteira-SP através da utilização de geotecnologias. **Engenharia Agrícola**, v. 30, p. 974-985, 2010.

ALCÂNTARA, E. H. **Sensoriamento remoto da temperatura e dos fluxos de calor na superfície da água do reservatório de Itumbiara (GO).** Tese de Doutorado, Programa de Pós-graduação do INPE em Sensoriamento Remoto, São José dos Campos, São Paulo, 2010.

DELGADO, R. C., SOUZA, L. P., SILVA, I. W. R., PÊSSOA, C. D., & GOMES, F. A. Influência da mudança da paisagem amazônica no aumento da precipitação em Cruzeiro do Sul, AC. **Enciclopedia biosfera**, v. 8, n. 14, p. 665-674, 2012.

DELGADO, R.C.; Daher, M.; Faria, A.L.L. Uso do sensoriamento remoto na estimativa dos efeitos de ilhas de calor. **Revista Brasileira de Ciências Ambientais.** 2012, n. 25.

IHLEN, Vaughn; ZANTER, Karen. Landsat 8 (L8) data users handbook. **US Geological Survey**, v. 670, 2019.

DUARTE, D. H. O impacto da vegetação no microclima em cidades adensadas e seu papel na adaptação aos fenômenos de aquecimento urbano. Contribuições a uma abordagem interdisciplinar. 2015. Tese (Livre – Docência). Departamento de Tecnologia da Arquitetura. São Paulo, 2015.

EL-MAGD, I.A.; ISMAIL, A.; ZANATY, N. Spatial variability of urban heat islands in Cairo City, Egypt using time series of Landsat satellite images. **International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS**. 2016, v. 5, p. 1618-1638. <https://doi.org/10.23953/cloud.ijarsg.48>.

EMMANUEL, R. **An urban approach to climate-sensitive design**. Strategies for the tropics. New York: Spon Press, 2005.

EMMANUEL, Rohinton. Urban Heat Islands and sustainable urbanity: An application agenda for tropical mega-cities. In: **City Weathers: Meteorology and Urban design 1950-2010**. Manchester Architecture Research Centre, 2011. p. 75-80.

EUROPEAN SPATIAL AGENCY – ESA. **Radiometric Resolution**. Available online: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-3-lstr/resolutions/radiometric> (Accessed on 04/09/2020).

GIVONI, B. **Climate considerations in the building and urban design**. New York: J Wiley & Sons, 1998.

GOSLING, S. N., LOWE, J. A., MCGREGOR, G. R., PELLING, M., & MALAMUD, B. D. Associations between elevated atmospheric temperature and human mortality: A critical review of the literature. **Climatic Change**. 2009, v. 92, p. 299-341. <https://doi.org/10.1007/s10584-008-9441-x>.

GUPTA, N.; MANTHEWM A.; KHANDELWAL, S. Analysis of cooling effect of water bodies on land surface temperature in nearby region: A case study of Ahmedabad and Chandigarh cities in India. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences**. 2019, v. 22.

HATHWAY, E.A.; SHARPLES, S. The interaction of rivers and urban form in mitigating the Urban Heat Island effect: a UK case study. **Building and Environment**. 2012, v. 58, p. 14-22. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.06.013>.

HENDERSON-SELLERS, B. **Engineering limnology**. London: Pitman, 356p. 1984.

HUYNEN, M. M., MARTENS, P., SCHRAM, D., WEIJENBERG, M. P., & KUNST, A. E. The impact of heat waves and cold spells on mortality rates in the Dutch population. **Environmental Health Perspectives**. 2001, v. 109, p. 463-470. <https://doi.org/10.1289/ehp.01109463>.

IMHOFF, M. L., ZHANG, P., WOLFE, R. E., & BOUNOUA, L. Remote sensing of the urban heat island effect across biomes in the continental USA. **Remote Sensing of Environment**. 2010, v. 114, p. 504-513.

IRONS, J.R.; DWYER, J L; BARSİ, J.A. The next Landsat satellite: The Landsat data continuity mission. **Remote Sens. Environ.** 2012, v. 122, p. 11-21. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026>.

JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing: A remote sensing perspective**, 3rd edition (NJ: Prentice Hall Logicon Geodynamics, Inc), 2004.

JIA, K., WEI, X., GU, X., YAO, Y., XIE, X., & LI, B. Land cover classification using Landsat 8 Operational Land Imager data in Beijing, China. **Geocarto International**. 2014, v. 29, p. 941-951. <https://doi.org/10.1080/10106049.2014.894586>.

LEITE, A.C. de. S. Mudança espaço temporal do uso e cobertura do solo e estimativa da temperatura de superfície no município de Teresina – Piauí, Brasil. **Anuário do 58 Instituto de Geociências – UFRJ**. 2019, v. 42, p. 42-51. [http://dx.doi.org/10.11137/2019\\_3\\_42\\_51](http://dx.doi.org/10.11137/2019_3_42_51).

LIU, J., ZHANG, L., ZHANG, Q., ZHANG, G., & TENG, J. Predicting the surface urban heat island intensity of future urban green space development using a multi-scenario simulation. **Sustainable Cities and Society**. 2021, v. 66. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102698>.

LIU, L.; ZHANG, Y. Urban Heat Island analysis using the Landsat TM data and ASTER data: A case study in Hong Kong. **Remote Sensing**. 2011, v. 3, p. 1535-1552. <https://doi.org/10.3390/rs3071535>.

MARENGO, J.; NOBRE, C.A. Climatic impacts of “Friagens” in forested and deforested areas of the Amazon Basin. **Journal of Applied Meteorology**. 1997, v. 36, p. 1553-1566.

MCHUGH, M. L. Interrater reliability: the kappa statistic. **Biostatistics**, v. 22, n. 3. 2012.

MCMILLIN, L.M. Estimation of sea surface temperatures from two infrared window measurements with different absorption. **Journal of Geophysical Research**. 1975, v. 80, p. 5113-5117. <https://doi.org/10.1029/JC080i036p05113>.

NEOG, Rituraj. Evaluation of temporal dynamics of land use and land surface temperature (LST) in Agartala city of India. **Environment, Development and Sustainability**, v. 24, n. 3, p. 3419-3438, 2022.

OKE, T. R., MILLS, G., CHRISTEN, A., & VOOGT, J. A. **Urban Climates**. Cambridge: Cambridge University Press. 2017.

QUATTROCHI, D.A.; LUVALL, J.C. Thermal infrared remote sensing for analysis of landscape ecological processes: Methods and applications. **Landscape Ecology**. 1999, v. 14, p. 577-598.

RIZWAN, A.M.; DENNIS, Y.C.L.; LIU, C.H. A review on the generation, determination and mitigation of Urban Heat Island. **Journal of Environmental Sciences**. 2008, v. 20, p. 120-128. [https://doi.org/10.1016/S1001-0742\(08\)60019-4](https://doi.org/10.1016/S1001-0742(08)60019-4).

ROY, S., PANDIT, S., EVA, E. A., BAGMAR, M. S. H., PAPIA, M., BANIK, L., ... & RAZI, M. A. Examining the nexus between land surface temperature and urban growth in Chattogram Metropolitan Area of Bangladesh using long term Landsat series data. **Urban Climate**. 2020, v. 32. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2020.100593>.

SAYÃO, V. M., DOS SANTOS, N. V., DE SOUSA MENDES, W., MARQUES, K. P., SAFANELLI, J. L., POPPIEL, R. R., & DEMATTÊ, J. A. Land use/ land cover changes and

bare soil surface temperature monitoring in southes Brazil. **Geoderma Regional**. 2020, n. 22. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00313>.

SCHWARZ, N.; LAUTENBACH, S.; SEPPELT, R. Exploring indicators for quantifying surface urban heat islands of European cities with modis land surface temperatures. *Remote Sens. Environ.* 2011, v. 115, p. 3175-3186. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.07.003>.

SHAHFAHAD, KUMARI, B., TAYYAB, M., AHMED, I. A., BAIG, M. R. I., KHAN, M. F., & RAHMAN, A. Longitudinal study of land surface temperature (LST) using mono and split-window algorithms and its relationship with NDVI and NDBI over selected metro cities of India. **Arabian Journal of Sciences**. 2020, v. 13. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-06068-1>.

SHIMABUKURO, Y. E; PONZONI, F. J. **Spectral Mixing: Model and linear applications**. São Paulo – SP: Oficina de Textos, 2017.

SILVA, A. G. L.; TORRES, M. C. A. Proposing an effective and inexpensive tool to detect urban surface temperature changes associated with urbanization processes in small cities. **Building and Environment**. 2021, v. 192. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107634>.

SOBRINO, J. A.; JIMENEZ-MUNOZ, J. C., PAOLINI, L. Land surface temperature retrieval from Landsat TM 5. **Remote Sens. Environ.** 2004, v. 90, p.434-440. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.003>.

SOBRINO, J. A.; RAISSOUNI, N.; LI, Z. L. A comparative study of land surface emissivity retrieval from NOAA data. **Remote Sens. Environ.** 2001, v. 75, p.256-266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00171-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00171-1).

SOBRINO, J. A., JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C., EL-KHARRAZ, J., GÓMEZ, M., ROMAGUERA, M., & SÓRIA, G. Single-channel and two-channel methods for land surface temperature retrieval from DAIS data and its application to the Barrax site. **Int. Journal Remote Sens.** 2004, v.25, p.215-230.

STATHOPOULOU, M.; CARTALIS, C. Daytime urban heat islands from Landsat ETM+ and corine land cover data: an application to major cities in Greece. **Solar Energy**. 2007, v. 81, p. 358-368. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2006.06.014>.

STEWART, I. D.; OKE, T. R. Local Climate Zones for urban temperature studies. **Bulletin of the American Metereology Society**. 2012, v. 93, p. 1879-1900.

SU, W.; GU, C.; YANG, G. Assessing the impact of land use/land cover on urban heat island pattern in Nanjin City, China. **Journal Urban Plann. Develop.** 2010, v. 136, p. 365-372.

SUN, Q.; WU, Z.; TAN, J. The relationship between land surface temperature and land use/land cover in Guangzhou, China. **Environ. Earth Sci.** 2012, v. 65, p. 1687-1694.

SUN, R., CHEN, A., CHEN, L., & LÜ, Y. Cooling effects of wetlands in an urban region: the case of Beijing. **Ecological Indicators**. 2012, v. 20, p. 57-64. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2012.02.006>.

TAHA, H. Urban Climate and heat islands: albedo, evapotranspiration and anthropogenic heat. **Energy and Buildings**. 1997, v. 25, p. 99-103.

TAN, J., ZHENG, Y., TANG, X., GUO, C., LI, L., SONG, G., CHEN, H. The urban heat island and its impact on heat waves and human health in Shanghai. **International journal of biometeorology**, v. 54, p. 75-84, 2010.

TOMLINSON, C. J., CHAPMAN, L., THORNES, J. E., BAKER, C. J. Including the urban heat island in spatial heat health risk assessment strategies: a case study for Birmingham, UK. **International journal of health geographics**, v. 10, p. 1-14, 2011.

TU, L., QIN, Z., LI, W., GENG, J., YANG, L., ZHAO, S., WANG, F. Surface urban heat island effect and its relationship with urban expansion in Nanjing, China. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2016, v. 10, p. 026-037. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.026037>.

United States Geological Survey - USGS. **USGS EROS Archive – Advanced Very High Resolution Radiometer – AVHRR**. Available online: <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-advanced-very-high-resolution-radiometer-avhrr> (Accessed on 04/09/2020).

Wang, F., Qin, Z., Song, C., Tu, L., Karnieli, A., Zhao, S. An improved monowindow algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat 8 thermal infrared sensor data. **Remote Sens**. 2015, v. 7, p. 4268-4289. <https://doi.org/10.3390/rs70404268>.

WANG, L.; LU, Y.; YAO, Y. Comparison of Three Algorithms for the Retrieval of Land Surface Temperature from Landsat 8 Images. **Sensors**. 2019, v. 19, p. 504. <https://doi:10.3390/s19225049>.

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

WETZEL, R.G. **Limnology: lake and river ecosystems**. 3. Ed. San Diego: Academic Press, 2001.

WU, XIANGLI; ZHANG, LIN; ZANG, SHUYING. Examining seasonal effect of urban heat island in a coastal city. **PLoS One**, v. 14, n. 6, p. e0217850, 2019. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0217850>.

YUE, W.; XU, J.; TAN, W. The relationship between land surface temperature and NDVI with remote sensing: application to Shanghai Landsat 7 ETM+ data. **International Journal of Remote Sensing**. 2007, v. 28, p. 3205-3226. <https://doi.org/10.1080/01431160500306906>.

ZHANG, Y., YU, T., GU, X. F., ZHANG, Y. X., & CHEN, L. F. Land surface temperature retrieval from CBERS-02 IRMSS thermal infrared data and its applications in quantitative analysis of urban heat island effect. **Journal of Remote Sensing**. 2006, v. 10, p. 789-797.