

Temperatura de Superfície Terrestre em Itapetininga – SP: variabilidade sazonal e interanual sob mudanças no uso e cobertura da terra (2003–2023)

Land Surface Temperature in Itapetininga, São Paulo, Brazil: Seasonal and Interannual Variability under Land Use and Land Cover Changes (2003–2023)

Camila Reigota*, Rafael Zini Ouriques*, Greisi Aline de Azeredo*, Waterloo Pereira Filho*

*Departamento de Geociências, Universidade Federal de Santa Maria – Campus Sede, reigotacamila794@gmail.com; rafaziniouriques@gmail.com; azeredo.gre@gmail.com; waterloopf@gmail.com

<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v65i1.101707>

Resumo

As transformações no uso e cobertura da terra (*Land Use and Land Cover – LULC*), impulsionadas pela expansão urbana e atividades agrossilvipastoris, têm provocado alterações no balanço de energia à superfície. Neste sentido foi analisada a variação da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) no município de Itapetininga – SP no período de 2003 a 2023, associada ao *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e LULC. Utilizou-se dados do *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) e do projeto MapBiomass. Verificou-se o aumento do NDVI e o declínio da TST ao longo destes 21 anos. O efeito regulador da vegetação na TST foi confirmado pelos testes de tendência de Mann-Kendall e Sen's Slope e pelas análises de correlação de Spearman e Mann-Kendall. Observou-se tendência estatisticamente significativa apenas para o NDVI ($\tau = 0,1359$; $p < 0,001$). A relação das variáveis apresentou correlação negativa e significativa ($\rho = -0,50$; $\tau = -0,36$). O teste de normalidade de Shapiro-Wilk indicou que a distribuição dos dados não atende aos pressupostos paramétricos, ao justificar o uso de métodos estatísticos não paramétricos. Ainda, as mudanças no LULC (2003 e 2023) mostraram a expansão da agricultura (8,86%), silvicultura (6%) e floresta (0,69%), contribuindo, em parte, para o declínio da TST. A silvicultura destacou-se como mitigadora térmica, embora sua influência isolada ainda dependa de análises específicas. Conclui-se que a dinâmica térmica local resulta da interação de indicadores climáticos e mudanças antrópicas, o que reforça a importância do monitoramento integrado de dados orbitais e terrestres, para auxiliar estratégias de ordenamento territorial e adaptação climática.

Palavras-chave:

Sensoriamento Remoto, *Normalized Difference Vegetation Index*, Eventos térmicos extremos.

Abstract

Land use and land cover (LULC) transformations, driven by urban expansion and agrosilvopastoral activities, have caused changes in the surface energy balance. In this context, the variation of Land Surface Temperature (LST) in the municipality of Itapetininga, São Paulo State, from 2003 to 2023 was analyzed in relation to the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and LULC. Data from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) and the MapBiomass project were used. An increase in NDVI and a decline in LST were observed over the 21-year period. The regulatory effect of vegetation on LST was confirmed by the Mann–Kendall and Sen's Slope trend tests, as well as by Spearman and Mann–Kendall correlation analyses. A statistically significant trend was observed only for NDVI ($\tau = 0.1359$; $p < 0.001$). The relationship between the variables showed a negative and significant correlation ($\rho = -0.50$; $\tau = -0.36$). The Shapiro–Wilk normality test indicated that the data distribution does not meet parametric assumptions, justifying the use of nonparametric statistical methods. Furthermore, LULC changes between 2003 and 2023 revealed the expansion of agriculture (8.86%), silviculture (6%), and forest (0.69%), contributing, in part, to the decline in LST. Silviculture stood out as an important thermal mitigator, although its isolated influence still depends on specific analyses. It is concluded that local thermal dynamics result from the interaction between climatic indicators and anthropogenic changes, reinforcing the importance of integrated monitoring using orbital and ground-based data to support territorial planning and climate adaptation strategies.

Keywords:

Remote Sensing, Normalized Difference Vegetation Index, Extreme Thermal Events.

I. INTRODUÇÃO

Recorrer às geotecnologias para obter informações sobre o ambiente terrestre, a partir do uso de indicador climático urbano e de *Land Use and Land Cover* (LULC), como a Temperatura de Superfície Terrestre (TST) e o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), estão cada vez mais em evidência (Norton et al., 2015; Hendges; Follador; Andres, 2020; Kara; Yavuz, 2025). Estes indicadores podem ser determinados com dados de sensoriamento remoto, obtidos por sensores a bordo de satélites que operam em diferentes regiões do espectro eletromagnético, a exemplo do infravermelho termal que é muito utilizado para estudos do clima urbano (Coelho; Corrêa, 2013; Oke et al., 2017; Porangaba; Amorim, 2019; Romero et al., 2020).

O processo de urbanização é um dos principais fatores que impactam no clima local, uma vez que estão relacionadas às mudanças do LULC (Oke et al., 2017). A utilização de estruturas altamente refletivas (concreto, asfalto, telhas) altera a propagação da radiação solar incidente na área urbana, o que resulta em diversos microclimas, e podem formar ilhas de calor urbana (Mashiki; Campos, 2013). A maior parte destas estruturas empregadas nas cidades possuem tonalidades escuras, de modo que refletem menos e absorvem mais radiação em relação aos materiais existentes no meio natural (Hung et al., 2006; Oke et al., 2017).

Os elementos urbanos juntamente com a emissão de calor, umidade e poluentes alteram a troca de energia e umidade entre a superfície e a atmosfera (Hung et al., 2006; Sousa; Ferreira, 2012). Assim, em ambientes construídos, os indicadores relacionados ao clima urbano, como a TST e a Temperatura do ar (Tar), são mais elevados próximo à superfície, se comparados às temperaturas das áreas naturais vizinhas (Flores; Pereira Filho; Karam, 2016). A expansão urbana é um dos principais fatores de supressão de áreas florestais em várias regiões do país (Amorim et al., 2017). Além do aumento de centros urbanos, as atividades agropecuárias resultam em alterações da vegetação natural e, conseqüentemente, no aumento da TST (Amorim et al., 2017; Xiong et al., 2012; Gavsker, 2023). Deste modo, a influência do tipo de LULC na variação da TST é constantemente relatado em estudos realizados em diferentes localidades (Romero et al., 2020; Flores; Pereira Filho; Karam, 2016; Kara; Yavuz, 2025).

Ainda, o risco decorrente das elevadas temperaturas em ambientes urbanos encontra-se estreitamente vinculado às tendências de vulnerabilidade e aos níveis de exposição da população. (IPCC, 2023). A temperatura dos centros urbanos é, em geral, mais elevada que a temperatura dos ambientes rurais em razão da predominância da cobertura asfáltica, verticalização dos prédios e ausência de cobertura vegetal (Santos; Teixeira; Almeida, 2019). Os mais vulneráveis a esses efeitos negativos são idosos, crianças, pessoas com doenças crônicas, população de baixa renda e que trabalham ao ar livre (Norton et al., 2015). Além disso, eventos climáticos extremos correspondem a condições em que variáveis meteorológicas (precipitação pluviométrica – PP e temperatura do ar – Tar), apresentam desvios no padrão climatológico esperado para uma determinada região, em intensidade e duração. Estes eventos incluem secas, enchentes e ondas de calor, frequentemente vinculados a padrões de circulação atmosférica de grande escala, como *El Niño* e *La Niña* (Dias, 2014).

Rao (1972) foi o primeiro a demonstrar que as áreas urbanas poderiam ser identificadas por meio de análises de dados na faixa do infravermelho termal adquiridos por um satélite. Do mesmo modo, Lombardo (1985) foi pioneira no Brasil ao utilizar imagens do satélite NOAA/AVHRR para identificar a TST no centro da cidade de São Paulo (SP). A autora constatou picos de 25 °C em contraste com as áreas adjacentes densamente vegetadas. Recentemente, Kara e Yavuz (2025) observaram tendências de variação da TST na capital paulista, com diferenças do centro urbano em relação às regiões vizinhas, sobretudo no norte do estado. Tais resultados evidenciam a influência das mudanças no LULC, associadas à expansão agrícola e à redução da cobertura vegetal.

Embora diversos estudos investiguem a relação da TST com as mudanças do LULC na cidade de SP e em regiões adjacentes (Amorim, 2017; Porangaba; Amorim, 2019; Romero et al., 2020; Milantoni; Toledo, 2022;

Kara; Yavuz, 2025), observa-se a escassez de análises direcionadas especificamente ao município de Itapetininga. Neste contexto, persiste a lacuna quanto à compreensão de como as transformações antrópicas ocorridas ao longo de duas décadas, especialmente vinculadas à expansão urbana, às atividades agrícolas e à silvicultura, têm influenciado a intensificação ou atenuação da dinâmica térmica local. Diante disso, coloca-se o desafio de avaliar em que medida estas alterações espaço-temporais no LULC foram determinantes para a variação da TST na área de estudo. Assim, o objetivo deste artigo é analisar a variação da TST e sua relação com o NDVI e o LULC no município de Itapetininga – SP, no período de 2003 a 2023.

II. MATERIAIS E MÉTODOS

Área de Estudo

A área de interesse corresponde ao município de Itapetininga, no sudoeste do estado de SP (Coordenadas Geográficas: 23° 35' 08" S; 48° 02' 51" W), com área territorial de 1.792,08 km², dos quais 81,72 km² correspondem à zona urbana e 1.710,36 km² à zona rural. Itapetininga está na área de transição entre o interior paulista e a influência da Serra do Mar/Paraná (Figura 1).

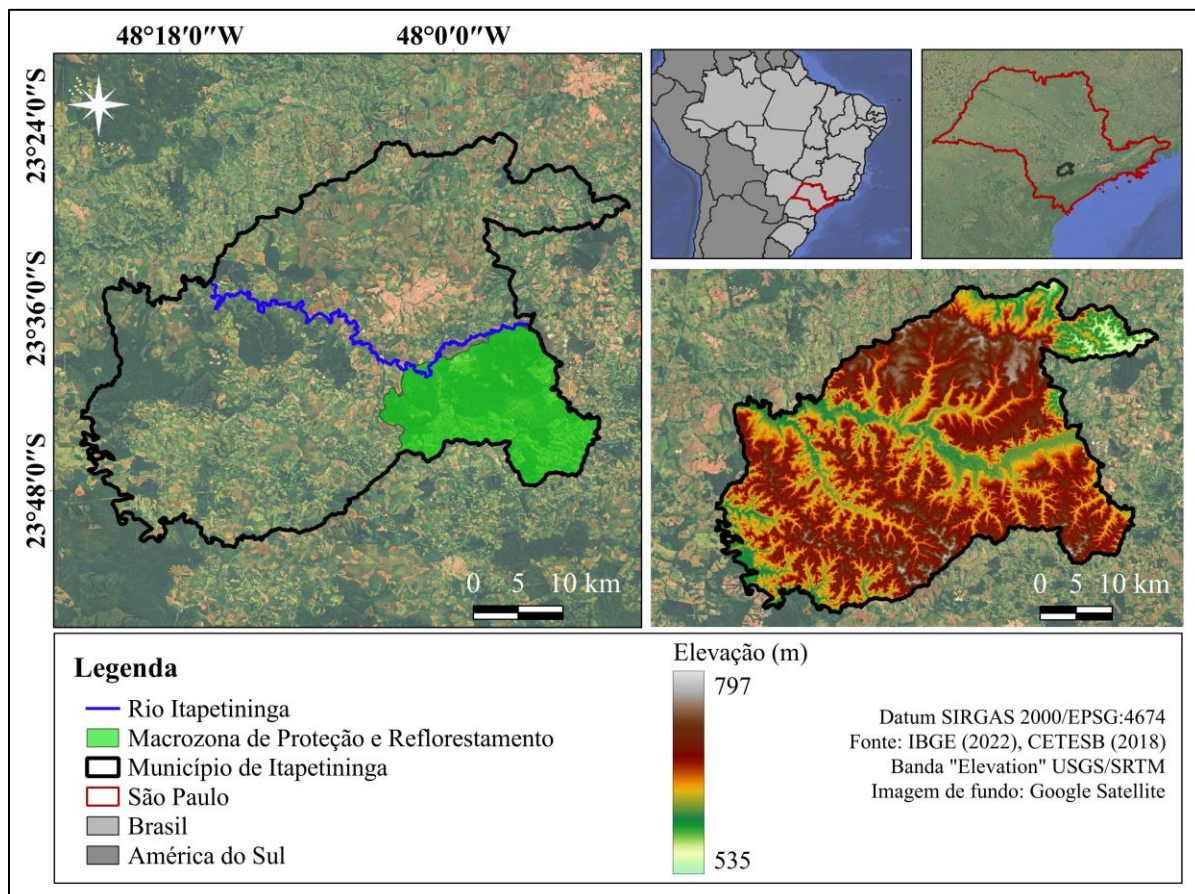


Figura 1 – Localização da área de estudo - Itapetininga/SP.

O município está inserido na Bacia Hidrográfica do Alto Paranapanema, banhado pelo rio Itapetininga. Faz divisa ao norte com os municípios de Guareí e Tatuí, ao sul com Capão Bonito, São Miguel Arcanjo e Pilar do Sul, ao leste com Alambari, Capela do Alto e Sarapuí e a oeste com Campina do Monte Alegre, Angatuba e Buri (PMMAeC, 2023). Com população estimada em 164.256 habitantes, em 2025 (IBGE, 2025). Itapetininga é o terceiro maior município do estado em extensão territorial. O clima é subtropical úmido (Cfa), segundo a classificação de Köppen, com PP média anual de 1.240 mm, concentrada de outubro a março (primavera-verão), e período mais seco de abril a setembro (outono-inverno). De mesmo modo, a média mensal da Tar também apresenta padrão ao longo do ano, com mínimas próximas de 15 °C nos meses de abril a setembro, e máximas em torno de 26 °C nos meses de outubro a março (PMDRS, 2025).

A elevação do município varia de 535 m a 797 m e possui altitude média de 670 m, o relevo é caracterizado por morrotes, colinas e planícies fluviais, com encostas retilíneas, côncavas ou suavemente convexas, frequentemente associadas a anfiteatros de cabeceira (CPRM, 2015). Neste sentido, dentre os municípios do estado de SP, é o 1º em área agricultável, o que evidencia seu grande potencial de crescimento deste setor (PMDRS, 2025). A produção agrossilvipastoril é favorecida pelas culturas de eucalipto, laranja, aves de corte, batata, cana de açúcar, milho e bovinos. Além disso, a região possui a Estação Experimental de Itapetininga, localizada na porção leste do município, inserida na Macrozona de Proteção e Reflorestamento (MZPR) em que abriga plantios experimentais e comerciais de *Pinus Elliottii*, com área total de 6.706 ha, dos quais 3.026 ha correspondem às áreas com vegetação nativa e 3.680 ha compreendem áreas de vegetação exótica de *Pinus Elliottii* (SEMIL, 2025).

Dados e Métodos

A pesquisa foi dividida em duas etapas: I) construção de uma Base e Processamento dos Dados (BD); e II) Estatísticas e Análises espaço-temporais, conforme apresentado na Figura 2. A primeira corresponde à obtenção dos dados e os produtos utilizados para cada variável, enquanto a segunda etapa aborda os métodos e as estatísticas utilizados para alcançar o resultado.

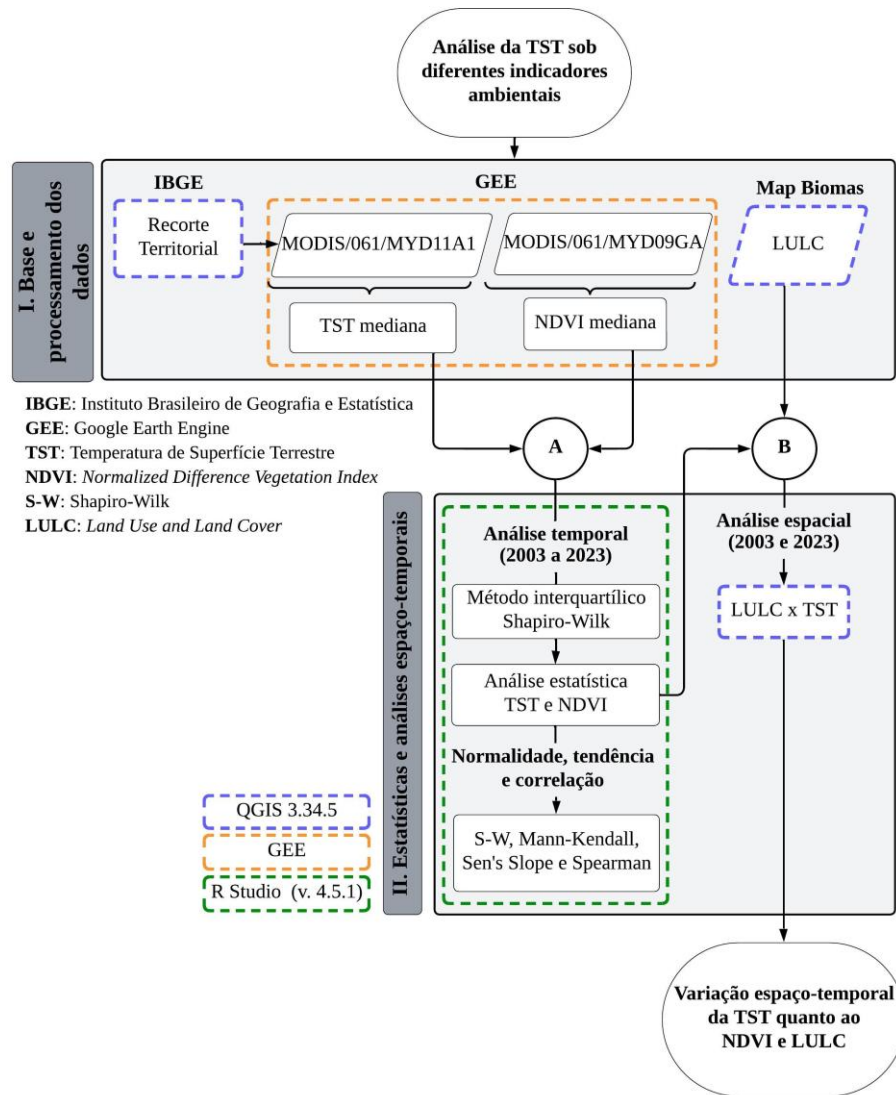


Figura 2 – Material e métodos utilizados na elaboração da pesquisa.

Base e Processamento dos Dados

O recorte espacial do município foi delimitado com base nos dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a partir do *shapefile* dos municípios do estado de SP, do qual se extraiu a camada correspondente à área de interesse. A TST foi obtida do produto *MODIS/061/MYD11A1*, com conversão dos valores originais de Kelvin (K) para graus Celsius (°C). Já o NDVI, utilizado para identificar a intensidade da atividade fotossintética da vegetação, foi determinado pela razão normalizada das bandas de reflectância do infravermelho próximo (*Near-Infrared* – NIR) e do vermelho (RED), cujos dados foram extraídos do *MODIS/061/MYD09GA* (Renard et al., 2019).

Destaca-se que o MODIS está a bordo do satélite Aqua, possui resolução temporal de até 2 dias e horário de passagem em torno de 13:30 (hora local) (Parkinson, 2022). A resolução espacial do produto de TST é de 1 km, enquanto para os dados de reflectância de superfície, utilizados para determinar o NDVI, é de 500 m. A Tabela 1 apresenta as equações e informações das bandas do MODIS utilizadas para determinar a TST e o NDVI. Os dados do MODIS estão disponíveis na plataforma do *Google Earth Engine* (GEE), juntamente com suas bandas de controle de qualidade, que possuem informações sobre as condições de coleta dos dados, como a cobertura de nuvens e o desempenho do sensor (Latorre et al., 2022). Para este estudo foram utilizadas a banda *QC_Day* (TST) e *state_1km* (NDVI).

Tabela 1 – Equações e informações das bandas do MODIS (satélite Aqua) utilizadas para determinar a TST e o NDVI.

Indicadores	Equação	FE	Bandas MODIS	λ (nm)	
TST	$LST_{Day_{1KM}} - 273,15(^{\circ}C)$	(1)	2×10^{-2}	LST_Day_1_KM (B31 e B32)	10,78-11,28 11,77-12,27
NDVI	$\frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$	(2)	1×10^{-4}	sur_refl_b01 sur_refl_b02	620-670 841-876

TST = Temperatura da Superfície Terrestre; NIR (*Near-Infrared*) = infravermelho-próximo; Red = vermelho; FE = Fator de Escala; B = Banda; λ = Comprimento de onda.

A série temporal dos indicadores foi construída a partir da mediana, técnica utilizada para reduzir a influência de valores extremos em dados de sensoriamento remoto (Cai et al., 2017). Esse procedimento é particularmente útil na atenuação de interferências atmosféricas ou inconsistências temporárias do sensor, uma vez que apresenta menor sensibilidade a *outliers* do que a média (Kara; Yavuz, 2025). A heterogeneidade da paisagem na área de estudo (ex. áreas urbanas, agricultura e vegetação nativa), resulta em maior variabilidade espectral e térmica dos *pixels*, o que reforça a necessidade deste tipo de filtragem. Além disso, o método adotado não pressupõe normalidade na distribuição dos dados, condição verificada pelo teste de Shapiro-Wilk (S-W) (Shapiro; Wilk, 1965), o que contribui para maior consistência e representatividade dos resultados e o torna apropriado para este tipo de análise (Hekimoglu; Erdogan, 2013; Fernandes; Vicens; Furtado, 2018).

Os valores de TST foram avaliados em conjuntos com os extremos de calor observados na área de estudo. Como análise complementar, utilizou-se dados diários de Temperatura Máxima do Ar (TMaxAr), organizados em série temporal contínua. Na ausência da normal climatológica oficial, definiu-se o limiar de extremo térmico com base no Percentil 90 (P90) da TMaxAr, calculado de forma sazonal por meio de janelas móveis de 15 dias (± 7 dias em torno de cada dia do ano), de modo a representar a variabilidade anual do clima local. Os dias extremos de calor foram identificados quando a TMaxAr diária excedeu o respectivo P90. Assim, as ondas de

calor foram definidas como sequências de, no mínimo, três dias consecutivos com TMaxAr acima do P90, sendo cada sequência considerada um único evento, independentemente de sua duração total. A frequência mensal de ondas de calor foi determinada com base na contagem do número de eventos iniciados em cada mês. Os meses sem ocorrência foram explicitamente considerados, de modo a assegurar a comparabilidade temporal dos resultados (Geirinhas et al., 2018; Oliveira et al., 2021).

Para a análise espacial das mudanças no LULC associadas à TST nos anos de 2003 e 2023, foram utilizados os dados do projeto MapBiomas Brasil (Coleção 9.0), produzidos a partir de imagens Landsat e classificados por meio do algoritmo *Random Forest* (Souza et al., 2020). Esses anos foram selecionados por representarem um intervalo temporal de 21 anos, suficiente para evidenciar mudanças expressivas tanto no padrão de LULC quanto na dinâmica da TST. As etapas de processamento, análise e integração dos dados empregadas ao longo de todo o estudo foram conduzidas em diferentes plataformas computacionais. O processamento dos dados para a obtenção da TST e do NDVI foi realizado na plataforma GEE, desenvolvida para o armazenamento, processamento e análise de grandes volumes de dados geoespaciais. O GEE disponibiliza ampla variedade de produtos de sensoriamento remoto, sendo utilizado em análises espaço-temporais em diferentes escalas geográficas (Gorelick et al., 2017; Velastegui-Montoya et al., 2023). Os testes estatísticos foram conduzidos no ambiente de desenvolvimento integrado *RStudio* (versão 4.5.1) (Posit, 2025), enquanto a análise espacial do LULC e a TST foi realizada no *software* livre QGIS (versão 3.34.5) (Dawson et al., 2025).

Análises Estatísticas

A análise estatística e da série temporal (2003-2023) dos indicadores TST e NDVI foi realizada após a identificação e remoção de valores discrepantes (*outliers*), com base no método do intervalo interquartil (*Interquartile Range* - IQR). A exclusão desses valores teve como finalidade minimizar a influência de ruídos associados a interferências atmosféricas residuais, presença de nuvens, sombras ou inconsistências pontuais do sensor, que podem introduzir picos artificiais nas séries analisadas e comprometer a interpretação dos padrões espaço-temporais. O IQR, definido como a diferença dos quartis superior e inferior (Equações 1 e 2), foi utilizado para estabelecer limites estatísticos e identificar valores que se afastam da dispersão típica dos dados (Tukey, 1977). Após a aplicação desse critério, procedeu-se a análise visual das imagens correspondentes, a fim de confirmar a natureza não representativa desses valores e justificar sua exclusão.

$$\text{Equação 3: Limite inferior} = Q1 - (1,5 \times IQR)$$

$$\text{Equação 4: Limite superior} = Q3 + (1,5 \times IQR)$$

Em que: Q1 (1° Quartil) representa 25% dos dados do quartil inferior; e Q3 (3° Quartil) representa 75% dos dados do quartil superior; (1,5 x IQR) representa a “distância do limite” inferior e superior dos dados.

Assim, a série temporal da TST foi comparada aos valores de NDVI para compreender a variação intra-anual conjunta destes indicadores ao longo do período de 21 anos. Inicialmente, aplicou-se a estatística descritiva, para verificar as distribuições e a variabilidade dos dados. A dinâmica temporal da TST e do NDVI na área de estudo foi analisada com base na regressão linear simples, utilizada para quantificar a direção e a magnitude dos indicadores em função do tempo. O coeficiente de determinação (R^2) foi empregado para avaliar o grau de ajuste deste modelo estatístico, muito utilizado em estudos climáticos associados às mudanças no LULC (Kaiser et al., 2022; Mehmood et al., 2024).

Na sequência, determinou-se a média anual da TST e do NDVI (de 2003 a 2023), com posterior padronização no intervalo de 0 a 1. Esse procedimento teve como finalidade analisar a variabilidade interanual dos indicadores quanto a suas relações de longo prazo. A identificação de tendências crescentes ou decrescentes tanto nas séries temporais diárias quanto nas médias anuais foi realizada pelo teste de Mann-Kendall (τ), enquanto a magnitude destas tendências foi estimada pelo método Sen's Slope. Estes testes não paramétricos foram selecionados por não exigir normalidade dos dados conforme foi verificado pelo teste S-W (Shapiro; Wilk, 1965). A distribuição dos dados também foi avaliada por histogramas de frequência. Adicionalmente, verificou-se a relação da TST com o NDVI pelo coeficiente de correlação de Spearman (ρ) e pelo Tau de Mann-Kendall (τ) (Mann, 1945; Bonnet; Wright, 2000; Hauke; Kossowski, 2011) adotando-se nível de significância de 0,05 ($\alpha = 5\%$).

Por fim, foi realizada a análise espacial das médias anuais de TST dos anos de 2003 e 2023. Para isso, definiram-se cinco classes de TST com base no intervalo de 18 °C a 30 °C: I) < 24 °C; II) 24-26 °C; III) 26-28 °C; IV) 28-30 °C; V) > 30 °C. Esta classificação permitiu associar cada faixa de TST aos diferentes tipos de LULC (classes definidas pelo projeto MapBiomas), bem como identificar mudanças espaciais em 2003 e 2023, com base na diferença da área total ocupada por cada classe.

III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Análise temporal do NDVI com a TST

A série temporal da TST (linha laranja) e do NDVI (linha verde) obtida para o município de Itapetininga - SP no período de 2003 a 2023, cujos os limiares de TST foram inferiores a 17,3 °C e superiores a 42,5 °C, é

apresentada na Figura 3. Além disso, é possível observar padrões sazonais dos dois indicadores, nos quais apresentam relação inversa no decorrer dos anos, a partir da regressão linear (R^2 NDVI = 0,0404; R^2 TST = 0,0001).

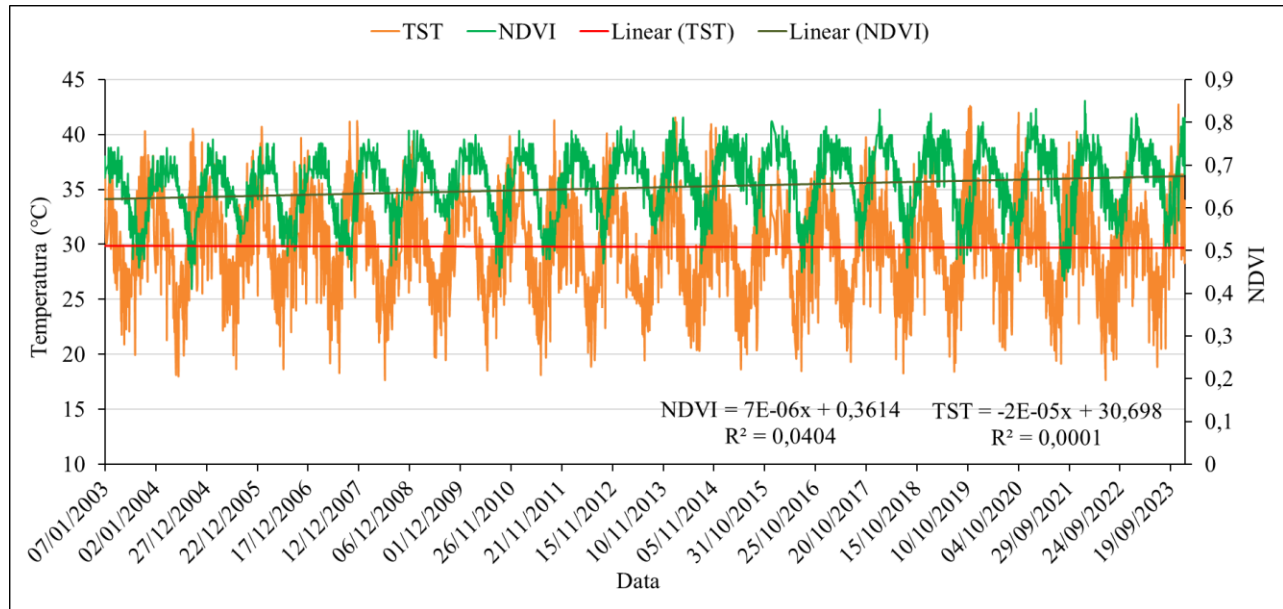


Figura 3 – Série temporal dos indicadores (TST e NDVI) obtidos para Itapetininga – SP (2003–2023).

Na Tabela 2 são apresentados os resultados da estatística descritiva da TST e do NDVI. O NDVI manteve valores relativamente elevados ao longo de toda a série, com amplitude de 0,44. O intervalo dos valores de NDVI (0,41 a 0,85) indica que, embora existam áreas com menor vigor vegetativo, prevalece um cenário de estabilidade na cobertura vegetal, corroborado pelo baixo desvio padrão (0,07) em comparação com a TST. Apesar das oscilações sazonais observadas, possivelmente associadas à variação da disponibilidade hídrica, não houve quedas acentuadas nos valores deste índice, o que indica certa estabilidade na cobertura vegetal ao longo do período analisado. A análise conjunta dos indicadores reforça a influência do LULC na modulação da dinâmica térmica local. Neste sentido, a vegetação representada pelo NDVI confirma seu efeito regulador na atenuação da TST.

Tabela 2 – Estatística descritiva dos indicadores obtidos para Itapetininga/SP.

Estatística	TST (°C)	NDVI
Média	29,77	0,64
Mediana	29,64	0,66
Moda	28,85	0,71
Coefficiente de Variação	0,147	0,118
Desvio Padrão	4,36	0,07
Amplitude	24,79	0,44
Mínimo	17,64	0,41
Máximo	42,43	0,85

Fonte: Autores (2025)

A análise estatística dos dados evidencia contrastes importantes da dinâmica térmica com a cobertura vegetal na área de estudo. A TST apresentou média de 29,77 °C, com valores mínimos no inverno (17,64 °C) e máximos no verão (42,43 °C), o que resultou em elevada amplitude térmica (24,79 °C). Esta variação reflete a forte influência da variabilidade temporal (sazonal e interanual) associadas às condições atmosféricas regionais, como a disponibilidade de radiação solar, a atuação de massas de ar e a cobertura de nuvens, que exercem papel predominante na modulação da TST. Neste contexto, o LULC, atua como um fator complementar a resposta térmica da superfície. O desvio padrão relativamente alto (4,36 °C) também reforça a variabilidade temporal da TST no município.

A partir da Figura 4 é possível interpretar a distribuição dos valores de TST e NDVI. Os histogramas reforçam os resultados obtidos pela estatística descritiva dos valores de TST e NDVI. Assim, estes apresentam distribuições definidas e sem grandes assimetrias. A TST concentra-se principalmente nos valores de 25 °C a 30 °C, com maior frequência em torno de 29 °C, ao indicar condições térmicas moderadas e relativamente homogêneas na área analisada. Já o NDVI apresenta maior predominância de valores na faixa de 0,55 a 0,75, com picos próximos de 0,65, de modo a sugerir cobertura vegetal de moderada a alta densidade. O teste de S–W indicou que ambos os indicadores analisados apresentaram distribuições significativamente diferentes da normal (TST: $W = 0,9971$, $p\text{-valor} < 0,005$; NDVI: $W = 0,9804$, $p\text{-valor} < 0,005$), e justificam o uso dos testes não paramétricos adotados.

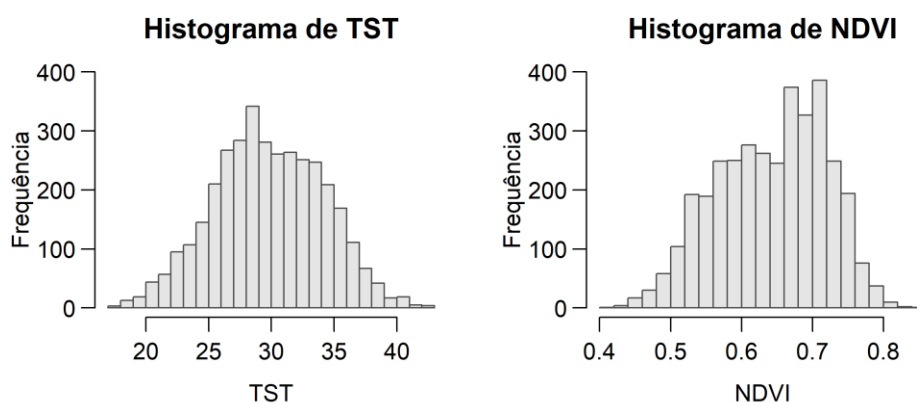


Figura 4 – Histograma de frequência da TST e NDVI.

A série temporal da TST não apresentou tendência significativa ($\tau = -0,0052$; $p\text{-valor} = 0,643$), e a inclinação de Sen's Slope foi praticamente nula ($-3,36 \times 10^{-5}$). Em contraste, a série temporal do NDVI apresentou tendência crescente estatisticamente significativa ($\tau = 0,1359$; $p\text{-valor} < 0,001$), com inclinação positiva estimada pelo método de Sen' Slope ($1,50 \times 10^{-5}$). De modo geral, percebe-se o aumento nos valores

de NDVI e o declínio nos valores de TST durante estes 21 anos de dados, ao indicar estabilidade térmica no período avaliado, enquanto a cobertura vegetal mostrou leve aumento contínuo.

Ressalta-se ainda que a elevada variabilidade da TST no município não está vinculada apenas às mudanças no LULC, mas também a fatores climáticos regionais. Na Figura 3, observam-se picos de TST em diferentes anos da série temporal (2003, 2004, 2006, 2007, 2011, 2019, 2020 e 2023). Conforme informações referentes a fenômenos meteorológicos no Brasil, disponibilizadas em Notas Técnicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2025), tais elevações também estão associadas a eventos climáticos extremos, sobretudo à ocorrência de ondas de calor que afetaram o estado de SP. A Figura 5 mostra a frequência de ocorrência de eventos térmicos extremos em Itapetininga, com base na TempMaxAr. Observa-se que estes eventos, os quais não ocorrem de forma contínua ao longo do período analisado, apresentam forte variabilidade interanual, com anos praticamente isentos de ocorrências (ex.: 2004, 2005, 2008) e anos com alta recorrência mensal (ex.: 2019, 2021, 2022 e 2023). Verifica-se, ainda, a intensificação da frequência de ondas de calor a partir de 2014. Além disso, os eventos apresentam distribuição sazonal, concentrando-se predominantemente nos meses de março a outubro.

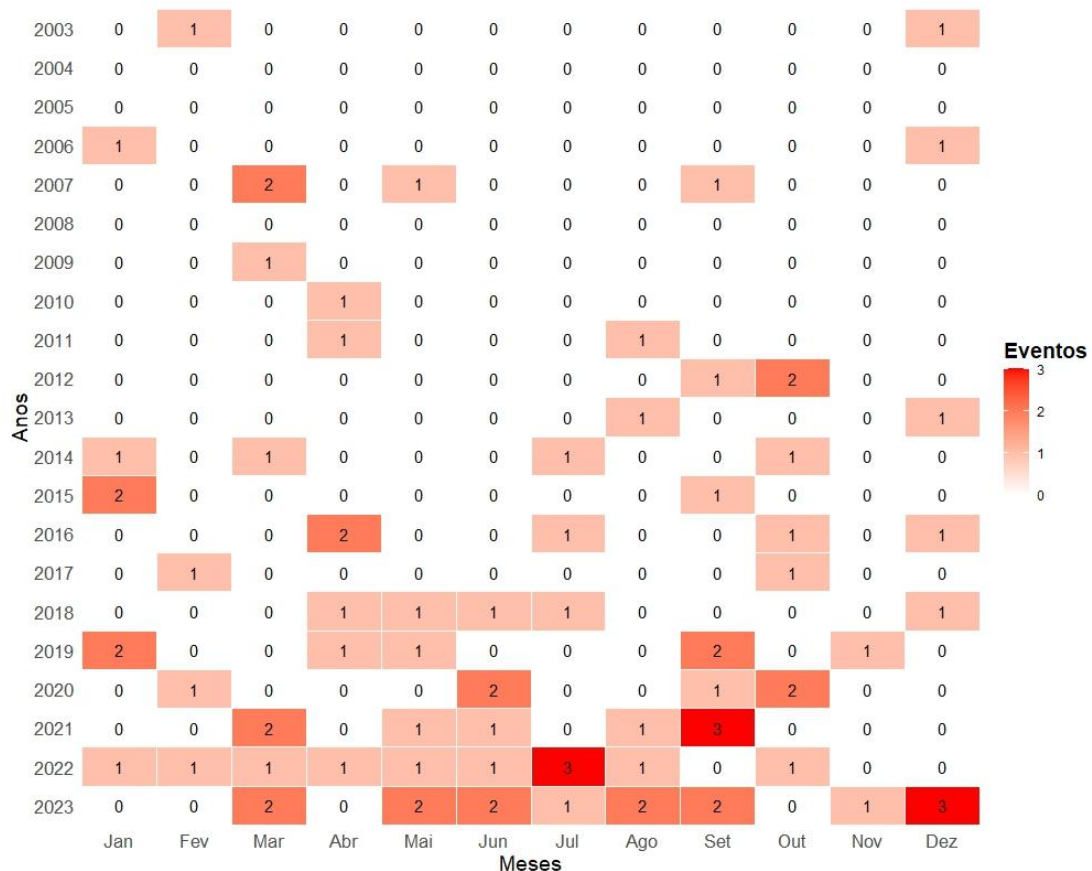


Figura 5 – Frequência da ocorrência de eventos térmicos extremos no município de Itapetininga – SP.

A relação dos valores médios anuais da TST com o NDVI para a área de estudo foi avaliada a partir dos coeficientes de correlação de Spearman (ρ) e Kendall (τ) (Figura 5). Os resultados mostraram correlação negativa estatisticamente significativa ($\rho = -0,50$; $\tau = -0,36$; $\alpha < 0,05$), ou seja, embora a intensidade desta relação seja moderada a fraca, há tendência de diminuição da TST à medida que o NDVI aumenta. Isso indica que áreas com maior cobertura vegetal apresentaram temperaturas superficiais amenas, o que reforça o papel regulador da vegetação sobre a dinâmica térmica local.

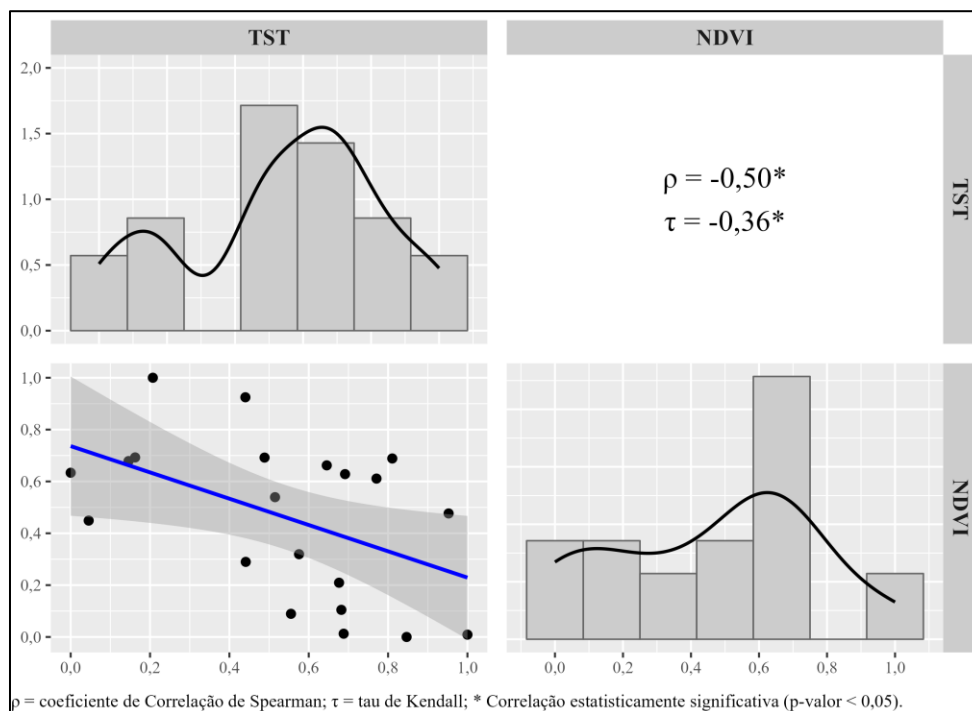


Figura 6 – Histograma e coeficientes de correlação das médias anuais dos indicadores.

Nesse contexto, os resultados obtidos em Itapetininga condizem com a literatura sobre a relação da vegetação atuar como regulador térmico. Alavipanah et al. (2015), ao analisarem a relação da vegetação com a TST urbana em Munique, Alemanha, destacaram o efeito de resfriamento promovido pela vegetação, ainda que não se configure uma relação linear. De forma semelhante, Zhang et al. (2020) observaram que superfícies florestais podem apresentar temperaturas de 1 °C a 2 °C inferiores em comparação a áreas de pastagens, o que evidencia a relevância da cobertura vegetal na mitigação de extremos térmicos. De acordo com a Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (EPA, 2025), áreas urbanas caracterizadas por alta concentração de construções e baixa cobertura vegetal apresentam temperaturas diurnas (0,5-2,1 °C) superiores às áreas periféricas. Assim, certos tipos de LULC como parques, terrenos arborizados e superfícies com água podem proporcionar ambientes com temperaturas mais amenas.

Análise Espacial da TST com as mudanças do LULC

A análise espacial da TST em associação ao LULC mostra modificações, principalmente, nas classes floresta, pastagem, agricultura, silvicultura e área urbanizada. Em 2003, os maiores valores de TST foram observados nas classes pastagem e área urbanizada, com maior concentração no sentido norte-sul. Em 2023, embora a configuração espacial predomine, visualiza-se a redução da classe pastagem e a expansão da classe agricultura (Figura 6). Ressalta-se ainda que, apesar de os valores de TST no entorno permanecerem inferiores às demais regiões da área de estudo, as máximas se concentraram na área urbana, a qual se expandiu durante o período analisado.

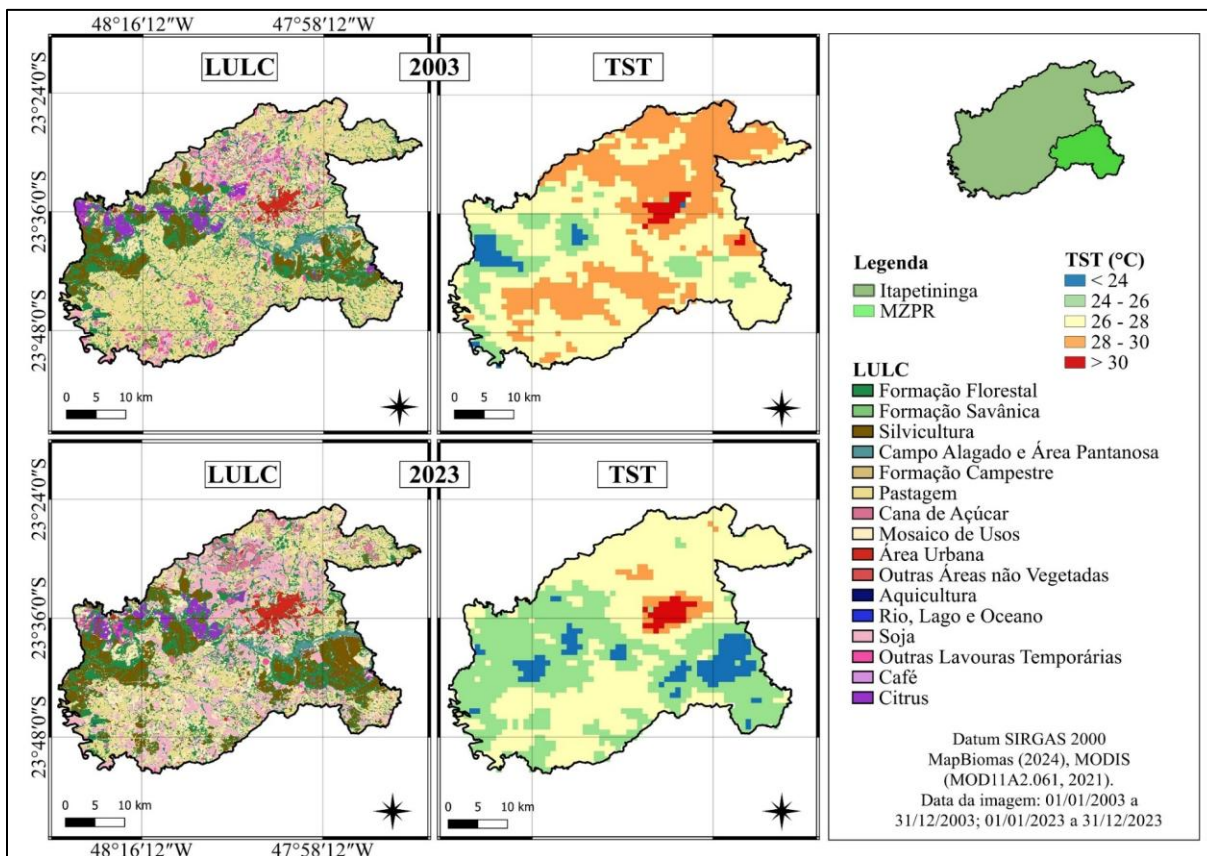


Figura 7 – Comparação anual da TST com o LULC (2003 e 2023).

Os resultados encontrados corroboram com a literatura, como os obtidos por Aqdas et al. (2025), que analisaram o LULC e as ilhas de calor em Ghaziabad, na Índia. Os autores concluíram que, ao longo do período estudado, houve um declínio da TST em corpos d’água, vegetação e agricultura e um aumento drástico nas áreas construídas. O principal catalisador para essa expansão das áreas construídas é a transição gradual de comunidades residenciais rurais para urbanas. De modo semelhante, Głowienka e Kucza (2025) concluíram que

de 1990 a 2018, o interior dos parques em Cracóvia, na Polônia, apresentou, em média, temperaturas 2 a 3 °C mais baixas do que as áreas urbanizadas circundantes durante o final da primavera e o verão. Por outro lado, a redução da TST em 2023 está associada ao aumento das áreas classificadas como floresta e silvicultura, com diminuição aproximada de 4 °C a 6 °C. Este efeito pode ser explicado, em parte, pela presença da Estação Experimental de Itapetininga, situada na porção leste do município, destinada a plantios experimentais e comerciais de *Pinus Elliottii*. A cobertura arbórea exerce papel fundamental na regulação térmica ao favorecer o sombreamento e a evapotranspiração (Coelho; Corrêa, 2013; Norton et al., 2015; Oke et al., 2017). Essa dinâmica também foi observada por Santos e Fialho (2024) em Viçosa/MG, onde áreas florestais e de silvicultura concentraram as menores TST, em contraste com as pastagens e o espaço urbano consolidado.

Na Figura 7 são representadas as classes predominantes de LULC e a diferença entre estas (2003-2023). Em 2003, a composição do LULC era caracterizada por 18,42% de formação florestal (em que 0,9% é representado pela formação savânica) e 75,29% de agropastoril (distribuídos em 39,26% de pastagem, 15,12% de agricultura, 7,72% de silvicultura e 13,19% de outros usos). Enquanto em 2023 houve o aumento da classe florestal, com 19,11% (composto 0,7% de formação savânica) e a diminuição da classe agropastoril, com 74,67% (representado por 15,62% de pastagem, 23,98% de agricultura, 13,72% de silvicultura e 21,35% de mosaico de diferentes usos da terra). Neste sentido, a supressão da pastagem deu lugar a silvicultura, soja e mosaico de usos.

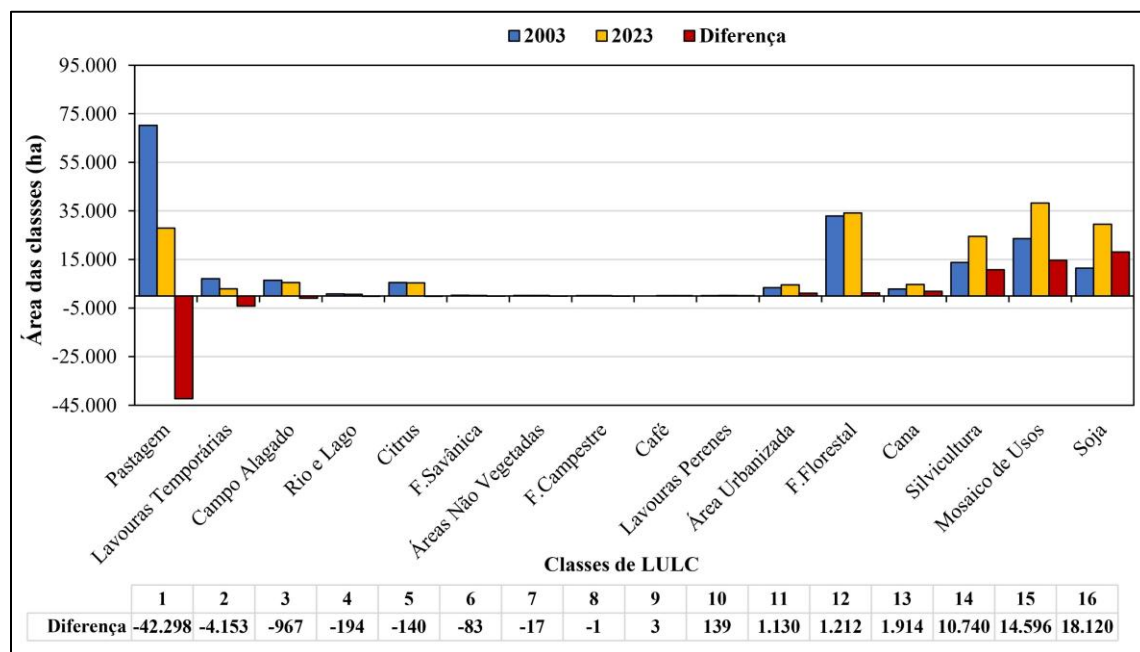


Figura 8 – Área (ha) de LULC de 2003 e 2023 e a diferença da área (2023-2003).

A partir dos resultados obtidos observou-se a expansão de 1.130 ha em área urbanizada, acompanhado do aumento de 1.212 ha na formação florestal no período de 21 anos. Do mesmo modo, as classes agricultura e silvicultura tiveram aumento de 24.469 ha e 10.740 ha, respectivamente, à medida que a classe pastagem apresentou redução de 42.298 ha. Quanto a TST obtida para o município de Itapetininga, observou-se uma leve redução, de aproximadamente 2 °C em seus valores no decorrer dos anos analisados, que pode ser atribuída ao aumento da classe florestal e da silvicultura na região central da área de estudo, em especial na margem do rio Itapetininga (Norton et al., 2015; Oke et al., 2017). Isto é visível ao comparar a dinâmica anual do LULC (Figura 6) com a série temporal da TST (Figura 3). No entanto, áreas agrícolas e de pastagem permaneceram no intervalo de 26-30 °C, de modo que regiões antropizadas são caracterizadas pelo alto valor da TST (Maffioletti et al., 2021; Santos; Fialho, 2024).

Embora Itapetininga apresente crescimento acelerado da silvicultura, especialmente na MZPR, fator que contribui para a redução da TST local, não é possível afirmar que essa tendência decorra exclusivamente da presença desta classe. Outros fatores também podem desempenhar a função de regulação térmica, a exemplo da hidrografia, vegetação nativa, práticas de uso da terra, relevo e condições atmosféricas. Esta incerteza reforça a necessidade de estudos que avaliem de forma detalhada a contribuição da silvicultura para o microclima local, ao considerar tanto os períodos de crescimento quanto de supressão da espécie exótica e seus impactos na TST.

IV. CONCLUSÕES

A análise da TST no município de Itapetininga – SP no período de 21 anos de dados (2003 a 2023) indicou padrão sazonal nos valores de TST e NDVI. Além disso, apresentou-se correlação inversa e estatisticamente significativa destas variáveis, o que indica a regulação térmica local da vegetação arbórea. Ainda, a distribuição espacial do LULC reforça a importância da vegetação na mitigação da retenção de calor na superfície. Nesse contexto, o aumento da classe florestal e da silvicultura destacaram-se como componente relevante na atenuação da TST nos anos analisados, embora sua contribuição específica ainda demande investigação mais detalhada, sobretudo devido às variações decorrentes das fases de crescimento e corte. Os resultados confirmam que o monitoramento integrado da TST, NDVI, e LULC é essencial para compreender a dinâmica térmica local em cenários de mudanças climáticas e transformações do LULC. Estudos futuros devem considerar variáveis complementares, como a emissividade de diferentes materiais, o relevo, a hidrografia e a interação com fenômenos meteorológicos, a fim de aprimorar a compreensão dos mecanismos que regulam a

temperatura e subsidiar estratégias de ordenamento territorial voltadas à mitigação dos efeitos das mudanças climáticas no município.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES, nº 88887.210676/2025-00), da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul (FAPERGS, nº 23/2551-0001947-7), do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq, nº 311977/2022-7 e 403696/2023-2), da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) e do Laboratório de Geotecnologias (LABGEOTEC).

V. REFERÊNCIAS

ALAVIPANAH, S.; WEGMANN, M.; QURESHI, S. et al. The role of vegetation in mitigating urban land surface temperatures: A case study of Munich, Germany during the warm season. *Sustainability*, v. 7, p. 4689–4706, 2015. DOI: <https://doi.org/10.3390/su7044689>.

AMORIM, M. C. C. T. Detecção remota de ilhas de calor superficiais: exemplos de cidades de porte médio e pequeno do ambiente tropical, Brasil. *Finisterra*, v. 52, n. 105, p. 111–133, 2017. DOI: <https://doi.org/10.18055/Finis6888>.

AQDAS, M.; USMANI, T. M.; BENHIZIA, R.; SZABÓ, G. Urban Expansion and Thermal Stress: A Remote Sensing Analysis of LULC and Urban Heat Islands in Ghaziabad, India. *Land*, v. 14, n. 9, p. 1893, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/land14091893>.

BONNET, D. G.; WRIGHT, T. A. Requisitos de tamanho de amostra para estimar correlações de Pearson, Kendall e Spearman. *Psychometrika*, v. 65, p. 23–28, 2000. DOI:10.1007/BF02294183.

CAI, Z.; JÖNSSON, P.; JIN, H.; EKLUNDH, L. Performance of smoothing methods for reconstructing NDVI time-series and estimating vegetation phenology from MODIS data. *Remote Sensing*, v. 9, n.12, p.1271, 2017. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs9121271>.

COELHO, A. L. N.; CORREA, W. S. C. Temperatura de superfície Celsius do sensor TIRS/Landsat-8: metodologia e aplicações. *Revista Geográfica Acadêmica*, v. 7, n. 1, p. 31–45, 2013. DOI: <https://doi.org/10.18227/1678-7226rga.v7i1.2996>.

DAWSON, N. et al. *qgis/QGIS: 3.44.5. Software*, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17671248>.

DIAS, M. A. F. S. Eventos climáticos extremos. *Revista USP*, São Paulo, n. 103, p. 33-40, 2014. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/b11f/16e5336755a04a865ba78e39cc622db60f2b.pdf>.

EPA. What Are Heat Islands?. Washington: Environment Protection Agency, 2025.

FERNANDES, P. J. F.; VICENS, R. S.; FURTADO, L. F. de A. Comparação de algoritmos de filtragem em séries temporais de NDVI/MODIS. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 70, n. 3, p. 867–905, 2018. DOI: 10.14393/rbcv70n3-45705.

FLORES, J. L. R.; PEREIRA FILHO, A. J.; KARAM, H. A. Estimation of long-term low-resolution surface urban heat island intensities for tropical cities using MODIS remote sensing data. *Urban Climate*, v. 17, p. 32–66, 2016.

GEIRINHAS, J. L. et al. Characterizing the atmospheric conditions during the 2010 heatwave in Rio de Janeiro marked by excessive mortality rates. *Science of The Total Environment*, v. 650, p. 796-808, 2019. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.09.060.

GŁOWIENKA, E.; KUCZA, M. Persistent Urban Park Cooling Effects in Krakow: A Satellite-Based Analysis of Land Surface Temperature Patterns (1990–2018). *Remote Sensing*. v. 17, n. 21, p. 3608, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs17213608>

GORELICK, N. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing Environment*. v. 202, p. 18–27, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.

HAUKE, J.; KOSSOWSKI, T. Comparison of Values of Pearson's and Spearman's Correlation Coefficients on the Same Sets of Data. *Quaestiones Geographicae.*, v. 30, p. 87–93, 2011. DOI:10.2478/v10117-011-0021-1.

HEKIMOGLU S.; ERDOGAN B. Aplicação da abordagem da equação da mediana para detecção de outliers em redes geodésicas. *Boletim de Ciências Geodésicas*. v. 19, n. 4, p. 548-47, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1590/S1982-21702013000400002>.

HENDGES, E. R.; FOLLADOR, F. A. C.; ANDRES, J. Correlation study between land use and covering with surface temperature registered by Landsat 8 satellite. *Sociedade & Natureza*, v. 32, p. 338–347, 2020. DOI: <https://doi.org/10.14393/SN-v32-2020-42828>.

HUNG, T.; UCHIHAMA, D.; OCHI, S. et al. Assessment with satellite data of the urban heat island effects in Asian mega cities. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 8, n. 1, p. 34–48, 2006. DOI: 10.1016/j.jag.2005.05.003.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. Panorama — Itapetininga (SP). Cidades e Estados. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sp/itapetininga/panorama>.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA – INMET. Notas técnicas. Portal INMET. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/notasTecnicas>.

IPCC. Climate Change 2023: Synthesis Report. Summary for Policymakers. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Edited by Core Writing Team; H. Lee; J. Romero. Geneva: IPCC, 2023. 34 p.

ITAPETININGA. Plano Municipal de Desenvolvimento Rural Sustentável (PMDRS). Plano 2025-2028: São Paulo, 2025.

ITAPETININGA. Plano Municipal de Recuperação e Conservação da Mata Atlântica e Cerrado – PMMAeC. Itapetininga: Prefeitura Municipal; Instituto Cílios da Terra; Fundação SOS Mata Atlântica; Suzano S.A., 2023.

ITAPETININGA. Secretaria de Meio Ambiente, Infraestrutura e Logística (SEMIL). Guia de áreas protegidas: São Paulo, 2025.

KAISER, E. A.; ROLIM, S. B. A.; GRONDONA, A. E. B. et al. Spatiotemporal Influences of LULC Changes on Land Surface Temperature in Rapid Urbanization Area by Using Landsat-TM and TIRS Images. *Atmosphere*, v. 13, n. 3, p. 460, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/atmos13030460>.

KARA, Y.; YAVUZ, V. Urban Microclimates in a Warming World: Land Surface Temperature (LST) Trends Across

Ten Major Cities on Seven Continents. *Urban Science.*, v. 9, n. 4, p.115, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/urbansci9040115>.

LATORRE, M. L.; ANDERSON, L. O.; SHIMABUKURO, Y. E. et al. SENSOR MODIS: CARACTERÍSTICAS GERAIS E APLICAÇÕES. *Revista Espaço e Geografia*, v. 6, n. 1, p. 91–121, 2022. DOI: 10.26512/2236-56562003e39720.

LIMA, K. C.; SATYAMURTY, P.; FERNÁNDEZ, J. P. R. Large-scale atmospheric conditions associated with heavy rainfall episodes in Southeast Brazil. *Theoretical Applied Climatology*, v. 101, p.212-135, 2010.

LIU, W.; DONG, S.; ZHENG, J. et al. Quantifying the Rainfall Cooling Effect: The Importance of Relative Humidity in Guangdong, South China. *J. Hydrometeor.*, v.23, p.875–889, 2022. DOI: 10.1175/JHM-D-21-0155.1.

LOMBARDO, M. A. *Ilha de Calor nas Metrôpoles: o exemplo de São Paulo*. São Paulo: Hucitec, 1985.

MAFFIOLETTI, F. D.; RAMALHO, A. H. C.; PAES, J. B.; FIEDLER, N. C. Influência da cobertura vegetal na temperatura da superfície. *Agropecuária Científica no Semiárido*, v. 17, n. 3, 29 dez. 2021. DOI: <https://doi.org/10.30969/acsa.v17i3.1311>.

MANN, H. B. Mann-Kendall. Non-Parametric Test against Trend. *The Econometric Society*, v. 13, p. 245–259, 1945.

MASHIKI, M. Y.; CAMPOS, S. Geoprocessamento aplicado na influência do uso e ocupação do solo na temperatura aparente da superfície no município de Botucatu/SP. *Revista Energia na Agricultura*, v. 28, n. 3, p. 143–149, 2013. DOI: <https://doi.org/10.17224/EnergAgric.2013v28n3p143-149>.

MEHMOOD, K.; ANEES, S. A.; MUHAMMAD, S. et al. Analyzing vegetation health dynamics across seasons and regions through NDVI and climatic variables. *Scientific Reports*, v. 14, n. 1, p. 1-22, 2024. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-024-62464-7>.

MERGA, B. B.; MOISA, M. B.; NEGASH, D. A. et al. Land Surface Temperature Variation in Response to Land-Use and Land-Cover Dynamics: A Case of Didessa River Sub-basin in Western Ethiopia. *Earth Systems and Environment*. v. 6, p. 803–815, 2022. DOI: 10.1007/s41748-022-00303-3.

MILANTONI, L.; TOLEDO, A. Mudanças do uso e cobertura da terra e sua relação com a variação de temperatura no município de Mogi das Cruzes SP. *Enciclopédia Biosfera*, v. 19, n. 40, 2022. DOI: 10.18677/EnciBio_2022B25.

NORTON, B. A.; COUTTS, A. M.; LIVESLEY, S. J. et al. Planning for cooler cities: a framework to prioritise green infrastructure to mitigate high temperatures in urban landscapes. *Landscape and Urban Planning*, v. 134, p. 127–138, 2015. DOI:10.1016/j.landurbplan.2014.10.018.

OKE, T. R.; MILLS, G.; CHRISTEN, A.; VOOGT, J. A. (Eds.). *Urban Climates*. Cambridge University Press, 2017.

OLIVEIRA, D. S. et al. Hotter, Longer and More Frequent Heatwaves: An Observational Study for the Brazilian City of Campinas, SP. *Revista Brasileira De Meteorologia*. v. 36, n. 2, p. 305–316, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1590/0102-77863620119>.

PARKINSON, C. L. The Earth-Observing Aqua Satellite Mission: 20 years and counting. *Earth and Space Science*, v. 9, n. 9, p. 1–17, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1029/2022EA002481>.

PORANGABA, G. F. O.; AMORIM, M. C. C. T. Geotecnologias Aplicadas à Análise de Ilhas de Calor de Superfície em Cidades do Interior do Estado de São Paulo. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 12, n. 6, p. 2041–2050, 2019. DOI: 10.26848/rbgf.v12.6.p2041-2050.

POSIT TEAM. *RStudio: Integrated Development Environment for R*. Boston: Posit Software, PBC, 2025.

Disponível em: <http://www.posit.co/>.

RAO, P. K. Remote sensing of urban "heat islands" from an environmental satellite. *Bulletin of the American Meteorological Society*. v. 53, p.647-648, 1972.

RENARD, F.; ALONSO, L.; FITTS, Y. et al. Evaluation of the Effect of Urban Redevelopment on Surface Urban Heat Islands. *Remote Sensing*. v. 11, n. 3, p. 299, 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11030299>.

ROMERO, C. W. S.; SILVA, H. R.; MARQUES, A. P. et al. Relação entre as ilhas de calor e uso e ocupação do solo em centros urbanos de pequeno porte utilizando o sensoriamento remoto. *Geociências*, v. 39, n. 1, p. 253–268, 2020. DOI: <https://doi.org/10.5016/geociencias.v39i1.14399>.

SANTOS, E. R. S.; TEIXEIRA, B. E. S.; ALMEIDA, E. C. et al. Análise da cobertura vegetal e da temperatura de superfície na região urbana e periurbana do município de Santarém/PA. *Geosul, Florianópolis*, v. 34, n. 71, p. 713-728, 2019. DOI: 10.5007/1982-5153.2019v34n71p713.

SANTOS, L. G. F.; FIALHO, E. S. Distribuição espacial da intensidade da ilha de calor de superfície no verão e inverno em Viçosa. *Revista Ponto de Vista*, v. 13, n. 1, 2024.

SOUSA, S. B.; FERREIRA, J. L. G. Relação entre temperatura de superfície terrestre, índices espectrais e classes de cobertura da terra no município de Goiânia (GO). *RA'EGA - O Espaço Geográfico em Análise*, v. 25, p. 75-99, 2012. DOI: <https://doi.org/10.5380/raega.v26i0.30151>.

SOUZA, C. M.; SHIMBO, J. Z.; ROSA, M. R. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12172735>.

TUKEY, J. W. (Ed.). *Exploratory data analysis*. 1. ed. Addison-Wesley Publishing Company Reading, p. 668, 1977.

VELASTEGUI-MONTOYA, A.; MONTALVÁN-BURBANO, N.; CARRIÓN-MERO, P. et al. Google Earth Engine: A Global Analysis and Future Trends. *Remote Sensing*, v. 15, p. 3675, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15143675>.

XIONG, Y.; HUANG, S.; CHEN, F. et al. The Impacts of Rapid Urbanization on the Thermal Environment: A Remote Sensing Study of Guangzhou, South China. *Remote Sensing*, v. 4 n. 7, p. 2033-2056, 2012. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs4072033>.

ZHANG, Q.; BARNES, M.; BENSON, M. et al. Reforestation and surface cooling in temperate zones: Mechanisms and implications. *Global Change Biology*, v. 26, n. 6, p. 3384–3401, 2020. DOI: 10.1111/gcb.15069.