

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

VALDEMAR BATISTA DOS SANTOS

**RELAÇÃO ENTRE TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE TERRESTRE E USO E
OCUPAÇÃO DO SOLO NOS MUNICÍPIOS DE SÃO MIGUEL DO OESTE E
ITAPIRANGA (SC)**

FRANCISCO BELTRÃO

2023

VALDEMAR BATISTA DOS SANTOS

**RELAÇÃO ENTRE TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE TERRESTRE E USO E
OCUPAÇÃO DO SOLO NOS MUNICÍPIOS DE SÃO MIGUEL DO OESTE E
ITAPIRANGA (SC)**

**Relationship between earth surface temperature and land use and occupation
in the municipalities of São Miguel do Oeste and Itapiranga (SC)**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Ambiental: Análise e Tecnologia Ambiental, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental: Análise e Tecnologia Ambiental, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador(a): Prof. Dr. Julio Caetano Tomazoni.

FRANCISCO BELTRÃO

2023



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



VALDEMAR BATISTA DOS SANTOS

RELAÇÃO ENTRE TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE TERRESTRE E USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NOS MUNICÍPIOS DE SÃO MIGUEL DO OESTE E ITAPIRANGA (SC)

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre Em Engenharia Ambiental: Análise E Tecnologia Ambiental da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Meio Ambiente.

Data de aprovação: 24 de Julho de 2023

Dr. Julio Caetano Tomazoni, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dr. Fernando Cesar Manosso, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dra. Sheila Regina Oro, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 24/07/2023.

Dedico este trabalho à minha família, pelos
momentos de ausência.

AGRADECIMENTOS

Esta dissertação de mestrado é o resultado de muitas horas de trabalho e é importante exprimir os meus sinceros agradecimentos a algumas pessoas que me ajudaram em mais uma etapa da minha vida.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Julio Caetano Tomazoni, pelos ensinamentos repassados do início ao fim desse processo.

A UNOESC (Universidade do Oeste de Santa Catarina) que disponibilizou seus laboratórios.

Ao professor Me. Andre Tiago dos Santos a professora Dra. Eliandra Mirlei Rossi.

A toda minha família.

Aos meus colegas de sala.

Ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), que disponibilizaram os dados meteorológicos de superfície para realização deste trabalho.

A Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI), que disponibilizaram os dados meteorológicos de superfície para realização deste trabalho.

Enfim, a todos os que por algum motivo contribuíram para a realização desta pesquisa.

RESUMO

A crescente urbanização que ocorreu nas cidades brasileiras nos últimos anos vem trazendo consequências negativas para o meio ambiente. O grande número de edificações e a supressão da vegetação permite a ocorrência das chamadas “ilhas de calor”, que são áreas urbanas com temperaturas mais altas que nas áreas rurais circundantes devido à urbanização. Identificou-se por meio das imagens dos satélites *Landsat 5*, e *8*, a temperatura da superfície terrestre e os usos predominantes do solo nas cidades de São Miguel do Oeste e Itapiranga em SC, destacando as áreas com maiores temperaturas, e identificando o efeito das ilhas de calor na zona urbana dessas cidades. Foram obtidos dados horários de temperatura do ar das estações meteorológicas localizadas em São Miguel do Oeste e Itapiranga, estações administradas pela EPAGRI e INMET. As imagens foram processadas por meio do plugin SCP do programa QGIS 3.16.5, para gerar mapa da temperatura na superfície terrestre, que serviu como base para a identificação das ilhas de calor. Os resultados foram comparados com o mapa de uso e ocupação do solo, o qual também foi gerado a partir das mesmas imagens de satélite. A área de São Miguel do Oeste apresentou um total de 5.770,71 ha, sendo distribuído em Área urbana, Solo exposto, Vegetação Rasteira, Vegetação Arbórea e Água. Quanto à temperatura de superfície registrada, São Miguel do Oeste teve uma variação térmica entre os 11,91 °C e 33,93 °C, sendo as áreas arbórea com variação de 11,91 °C a 26,50°C e a classe de solo urbano em sua maioria entre 22,57 °C a 33,93 °C. A correlação Eta entre as classes de uso do solo e a temperatura de superfície para os anos estudos apresentou valor variando de 0,76 a 0,88, considerada uma associação significativa. A área de Itapiranga apresentou um total de 7.506,00 ha, sendo distribuído em Área urbana, Solo exposto, Vegetação Rasteira, Vegetação Arbórea e Água. Quanto à temperatura de superfície registrada, Itapiranga teve uma variação térmica entre os 12,39 °C e 30,12 °C, sendo as áreas arbórea com variação de 12,39 °C a 26,42°C e a classe de solo urbano em sua maioria entre 12,39 °C a 30,12 °C. A correlação Eta entre as classes de uso do solo e a temperatura de superfície para os anos estudos apresentou valor variando de 0,71 a 0,88, considerada uma associação significativa.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto. Temperatura de Superfície. Cobertura do solo. Ilhas de Calor.

ABSTRACT

The growing urbanization that has occurred in Brazilian cities in recent years has had negative consequences for the environment. The large number of buildings and the suppression of vegetation allow the occurrence of so-called "heat islands", which are urban areas with higher temperatures than the surrounding rural areas due to urbanization. Identified through the images of the *Landsat* 5 and 8 satellites, the temperature of the terrestrial surface and the predominant land uses in the cities of São Miguel do Oeste and Itapiranga in SC, highlighting the areas with higher temperatures, and identifying the effect of heat islands in the urban zone of these cities. Hourly air temperature data were obtained from meteorological stations located in São Miguel do Oeste and Itapiranga, stations controlled by EPAGRI and INMET. The images were processed using the SCP plugin of the QGIS 3.16.5 program, to generate a map of the temperature on the Earth's surface, which served as a basis for identifying the heat islands. The results were compared with the land use and occupation map, which was also generated from the same satellite images. The area of São Miguel do Oeste had a total of 5,770.71 ha, being distributed in Urban Area, Exposed Soil, Undergrowth Vegetation, Arboreal Vegetation and Water. As for the surface temperature recorded, São Miguel do Oeste had a thermal variation between 11.91 °C and 33.93 °C, with tree areas ranging from 11.91 °C to 26.50 °C and the class of urban soil mostly between 22.57 °C to 33.93 °C. The elastic Eta between land use classes and surface temperature for the years studied showed a value ranging from 0.76 to 0.88, considered a significant association. The Itapiranga area had a total of 7,506.00 ha, being distributed in Urban Area, Exposed Soil, Undergrowth Vegetation, Arboreal Vegetation and Water. As for the surface temperature recorded, Itapiranga had a thermal variation between 12.39 °C and 30.12 °C, with tree areas ranging from 12.39 °C to 26.42 °C and urban soil class mostly between 12.39 °C to 30.12 °C. The Eta suspensory between land use classes and surface temperature for the years studied showed a value ranging from 0.71 to 0.88, considered a significant association.

Keywords: Remote Sensing. Surface Temperature. Land Cover. Heat Island.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Balanço do fluxo radiante para dois materiais em equilíbrio termal. O corpo A é um corpo negro e o material B tem Refletância ρ e transmitância $\tau = 0$	29
Figura 2 - Fluxograma de etapas da pesquisa.	42
Figura 3 - Área de estudo Município de São Miguel do Oeste	45
Figura 4 - Área de estudo município de Itapiranga.....	46
Figura 5 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste (26/08/1989).....	61
Figura 6 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste (16/08/2000).....	62
Figura 7 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste (30/08/2008).....	63
Figura 8 - Mapa de uso e ocupação do solo e pontos amostrais de São Miguel do Oeste (18/08/2021).	64
Figura 9 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga (26/08/1989).	65
Figura 10 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga (08/08/2000).	66
Figura 11 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga (30/08/2008).	67
Figura 12 - Mapa de uso e ocupação do solo e pontos amostrais de Itapiranga (18/08/2021).....	68
Figura 13 - Boxplot dos dados de temperatura.	84
Figura 14 - Histograma dos dados de temperatura.	85
Figura 15 - Gráfico Quantil-quantil dos dados de temperatura.....	85
Figura 16 - Boxplot dos dados de temperatura.	87
Figura 17 - Histograma dos dados de temperatura.	88
Figura 18 - Gráfico Quantil-quantil dos dados de temperatura.....	88

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Emissividades para diversos materiais para a faixa de 8 a 14 μm	31
Quadro 2 - Valores recomendados de Irradiâncias Espectrais Exoatmosféricas Solares (ESUN) (em $\text{W}/\text{m}^2/\mu\text{m}$).	38
Quadro 3 - Lista das datas das imagens de satélite.....	47
Quadro 4 - Características das classes amostrais de treinamento.	50
Quadro 5 - Número de amostras por classe em São Miguel do Oeste (18/08/2021).	53
Quadro 6 - Número de amostras por classe em Itapiranga (18/08/2021).	53
Quadro 7 - Modelo da matriz de confusão utilizada para a aferição da acurácia temática.....	54
Quadro 8 - Agrupamento qualitativo do coeficiente kappa.....	56
Quadro 9 - Emissividade adotada para cada classe de cobertura.	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Acurácia na classificação para o mapa temático de São Miguel do Oeste (18/08/2021).....	70
Tabela 2 - Acurácia na classificação para o mapa temático de Itapiranga (18/08/2021).	72
Tabela 3 - Área em hectare (há) e porcentagem (%) para cada classe de Uso e Ocupação do Solo (São Miguel do Oeste).	73
Tabela 4 - Evolução das áreas das classes de cobertura do solo em São Miguel do Oeste.....	73
Tabela 5 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 26/08/1989).....	74
Tabela 6 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 16/08/2000).....	75
Tabela 7 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 30/08/2008).....	75
Tabela 8 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 18/08/2021).....	76
Tabela 9 - Área em hectare (há) e porcentagem (%) para cada classe de Uso e Ocupação do Solo (Itapiranga).....	76
Tabela 10 - Evolução das áreas das classes de cobertura do solo em Itapiranga....	77
Tabela 11 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 26/08/1989)	78
Tabela 12 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 16/08/2000)	78
Tabela 13 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 30/08/2008)	79
Tabela 14 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 18/08/2021)	79
Tabela 15 - Temperaturas (T °C) mínimas e máximas para São Miguel do Oeste ...	81
Tabela 16 - Temperaturas (T °C) mínimas e máximas para Itapiranga.....	82
Tabela 17 - Temperatura de superfície (TB) x Temperatura na estação meteorológica (TE) (São Miguel do Oeste).....	83

Tabela 18 - Temperatura de superfície(TB) x Temperatura na estação meteorológica (TE) (Itapiranga).....	86
Tabela 19 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 26/08/1989).....	89
Tabela 20 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 08/08/2000).....	90
Tabela 21 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 30/08/2008).....	90
Tabela 22 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 21/08/2021).....	90
Tabela 23 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 26/08/1989).....	90
Tabela 24 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 08/08/2000).....	91
Tabela 25 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 30/08/2008).....	91
Tabela 26 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 21/08/2021).....	91
Tabela 27 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 26/08/1989).....	92
Tabela 28 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 08/08/2000).....	92
Tabela 29 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 30/08/2008).....	92
Tabela 30 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 18/08/2021).....	92
Tabela 31 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 26/08/1989).....	93
Tabela 32 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 08/08/2000).....	93
Tabela 33 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 30/08/2008).....	94
Tabela 34 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 18/08/2021).....	94

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E ACRÔNIMOS

DOS	Dark Object Subtraction
EPAGRI	Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina
ICU	Ilha de Calor Urbana
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
ITA	Itapiranga
IVT	Infravermelho Termal
LST	Land Surface Temperature
MSS	Multispectral Scanner System
NDVI	índice de vegetação por diferença normalizada
OLI	Operational Land Imager
REM	Radiação Eletromagnética
SMO	São Miguel do Oeste
SR	Sensoriamento Remoto
T	Temperatura da Superfície
TB	Temperatura de Brilho
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
TOA	Refletância de Topo da Atmosfera
USGS	US Geological Survey
WPM	Câmera Multiespectral e Pancromática de Ampla Varredura

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	OBJETIVOS	16
2.1	OBJETIVO GERAL.....	16
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	16
3	JUSTIFICATIVA	17
4	REVISÃO DA LITERATURA	19
4.1	CLIMA.....	19
4.1.1	Os principais elementos do clima	21
4.2	ILHAS DE CALOR.....	22
4.3	SENSORIAMENTO REMOTO	23
4.3.1	A radiação termal.....	24
4.3.2	Emissividade	25
4.3.3	A lei de Kirchhoff.....	27
4.3.4	A temperatura de brilho (<i>T_B</i>)	31
4.4	TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE TERRESTRE.....	33
4.4.1	Conversão de imagem para refletância	33
4.4.2	Refletância do topo da atmosfera (TOA)	34
4.4.3	Refletância da superfície	34
4.4.4	Correção <i>Dark Object Subtraction</i> (DOS).....	35
4.4.5	Conversão para temperatura de brilho no satélite	38
4.4.6	Estimativa da temperatura da superfície da terra	39
4.5	PROGRAMA <i>LANDSAT</i> - LAND REMOTE SENSING SATELLITE	39
5	METODOLOGIA	42
5.1	CARACTERÍSTICAS DA ÁREA DE ESTUDO	42
5.2	LOCAL DAS ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS	43
5.3	UTILIZAÇÃO DAS IMAGENS DE SATÉLITE	47
5.3.1	Etapa 1: Obtenção das imagens de satélite	47
5.3.2	Etapa 2: Correção DOS1	48
5.3.3	Etapa 3: Refletância da superfície terrestre (ρ)	48
5.3.4	Etapa 4: Classificação de cobertura do solo.....	49
5.3.5	Etapa 5: Validação da classificação de cobertura do solo.....	50
5.3.6	Etapa 6: Emissividade (ε)	56

5.3.7	Etapa 7: Temperatura de brilho no satélite (TB)	57
5.3.8	Etapa 8: Temperatura da superfície (T).....	57
5.3.9	Etapa 9: Testes estatísticos.....	57
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	61
7	CONCLUSÃO.....	95
	REFERÊNCIAS.....	97

1 INTRODUÇÃO

O elevado crescimento urbano apresentado nas cidades brasileiras nos últimos anos vem trazendo consequências negativas para o meio ambiente, fato que pode ser observado pela concentração de pessoas nos centros urbanos que aliados a retirada da vegetação para construções, altera significativamente o comportamento das temperaturas (MOREIRA e NOBREGA, 2011).

Nos ambientes urbanos a impermeabilização da superfície decorrente da substituição da vegetação por diversos tipos de materiais resulta no aquecimento não apenas dos alvos, gerando as ilhas de calor superficiais, mas também da atmosfera sobre as cidades, produzindo as ilhas de calor atmosféricas (AMORIM, 2019a).

As imagens de satélite têm ampliado as possibilidades de análise das ilhas de calor urbanas, especialmente as superficiais, porque fornecem a temperatura aparente da superfície (*Land Surface Temperature - LST*), propiciando visões em diferentes escalas do desenho da temperatura local (WENG; LU; SCHUBRING, 2004). O desenvolvimento de satélites com alta resolução espacial tem contribuído para o aumento de estudos sobre este tema, que até recentemente era menos comum no Brasil (AMORIM, 2019a).

A Ilha de Calor Urbana (ICU) refere-se ao fenômeno de temperaturas mais altas que ocorrem em áreas urbanas que nas áreas rurais circundantes devido à urbanização (VOOGT e OKE, 2003). Caracterizam-se por uma grande extensão de materiais impermeáveis que cobrem a maioria de áreas urbanas e, como consequência, ocorre o aumento no fluxo de calor sensível à custa de fluxo de calor latente (OKE, 1982). Os efeitos da ICU são agravados pelo calor antropogênico gerado pelo tráfego, indústria e edifícios residenciais, impactando o clima local através da massa compacta de prédios da cidade que afetam a troca de energia e níveis de condutividade (CORDEIRO, 2016).

Estudos relacionados a ilhas de calor e sensoriamento remoto permitem, além das visões em diferentes escalas, realizar estimativa através dos dados do canal infravermelho termal de temperatura aparente da superfície (*land surface temperature - LST*), tendo como resultado final a temperatura da cidade, ou seja, o desenho da temperatura local (MOREIRA e NOBREGA, 2011).

O presente trabalho está dividido em sete principais tópicos ou etapas. A primeira parte introduz o trabalho e apresenta as considerações gerais sobre o estudo, a viabilidade da pesquisa e a relevância do tema. Na segunda etapa é abordado os objetivos do trabalho seguidos pela justificativa. A quarta etapa é constituído pelo referencial teórico do trabalho. Na sequência foi descrito a metodologia utilizada, além das técnicas de coleta de dados desenvolvidas. A sexta etapa do trabalho traz os resultados e procura responder à questão levantada ao longo do trabalho. E por fim as conclusões e recomendações finais constituem a sétima e última etapa do trabalho.

Diante do exposto, a presente pesquisa ao identificar e analisar o fenômeno ilhas de calor em áreas urbanas nas cidades de São Miguel do Oeste e Itapiranga em SC, visa auxiliar as autoridades na tomada de decisão e elaboração de estratégias para remediar problemas existentes e minimizar seus efeitos futuros.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Identificar e analisar o fenômeno de ilhas de calor nas cidades de São Miguel do Oeste e Itapiranga em SC, por meio de imagens de satélite *Landsat 5* e *8*.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Elaborar mapas temáticos de o uso e ocupação solo e mapas de temperatura de superfície, por meio de imagens *Landsat 5* e *8*;

Identificar e analisar regiões que sofreram as maiores modificações na cobertura do solo e temperaturas da superfície.

Verificar a existência de associação entre as classes de uso do solo e a temperatura de superfície.

3 JUSTIFICATIVA

A disponibilidade de informações referentes aos aspectos climáticos de um dado lugar é de suma importância, uma vez que o clima é um fator determinante para o ser humano, e sendo por este modificado, deveria ser levado em consideração nos estudos relacionados ao planejamento urbano (MOREIRA e GALVÍNCIO, 2010).

Nesse viés, o uso de geotecnologias como o sensoriamento remoto e os sistemas de informações geográficas, são ferramentas que possibilitam monitorar diversos fenômenos meteorológicos e ambientais, auxiliando na tomada de decisão para a preservação ambiental, assumindo um importante papel na avaliação das alterações ambientais por meio de mapas de uso e ocupação do solo, temperatura da superfície terrestre, identificação de ilhas de calor, indicadores de degradação do meio ambiente e mudança climática (NICHOL, 1996).

O detalhamento das ilhas de calor superficiais pode contribuir para ações efetivas junto ao planejamento e a gestão dos ambientes urbanos, no sentido de mitigar suas intensidades, com o propósito de amenizar o desconforto térmico para a população em zonas climáticas que naturalmente apresentam temperaturas elevadas, prejudiciais à saúde das pessoas (AMORIM, 2019a).

Como ações que auxiliam na ocorrência de temperaturas mais amenas nas cidades. Silva et al. (2009) cita que o Telhado Verde funciona como um jardim suspenso e apresenta diversos benefícios, como: aumento da biodiversidade, conforto térmico e acústico no ambiente, diminuição da temperatura dos ambientes. Ainda no desenvolvimento de telhados, outra opção seria o teto branco (coberturas refletivas) que tem benefícios como conforto térmico e baixo custo financeiro.

O estudo das ilhas de calor com uso de técnicas de sensoriamento remoto é recente no Brasil. Em paralelo, a produção científica a respeito do conforto térmico no meio urbano tem aumentado significativamente, face aos debates a respeito da crise energética e da necessidade de racionalização do uso de energia. Nesse sentido, justificasse a necessidade de integração entre essas duas áreas do conhecimento (BARBOSA; VECCHIA, 2009).

Cabe destacar que os rigores das altas temperaturas, naturalmente propiciam desconforto térmico para a população, que são acentuados pelas ilhas de calor. Além disso, intensidades de temperaturas diferenciadas entre as áreas construídas e não

construídas propiciam movimentos advectivos do ar, contribuindo para o transporte de poluentes atmosféricos e de materiais particulados para as áreas mais quentes e densamente edificadas, onde se encontra a maioria da população (AMORIM, 2019b).

Este fato pode contribuir para o aumento de problemas respiratórios. Deste modo, as ilhas de calor além de afetarem diretamente o conforto dos indivíduos contribuem para o aumento de doenças relacionadas à qualidade do ar (AMORIM, 2019b).

Como exposto acima, cidades mal planejadas sofrem graves problemas com o fenômeno ilha de calor, que ocorrem em locais com elevada quantidade de construções e baixa concentração de áreas verdes, nesse sentido, estudos para identificação e análise de tal problema em pequenos centros urbanos pode auxiliar as autoridades na tomada de decisão e elaboração de estratégias para remediar problemas existentes e minimizar seus efeitos futuros. Segundo Lopes (2008) o plantio de vegetação nas vias urbanas é uma estratégia eficaz na mitigação das ilhas de calor, pois elas ajudam no processo de evapotranspiração, aumentando a umidade relativa do ar. Também auxiliam na poluição filtrando as impurezas do ar e servem de sombreamento, gerando assim, sensação de conforto e de prazer aos usuários do ambiente.

São Miguel do Oeste foi escolhida para realização desse estudo por se destacar como um polo econômico na região extremo oeste de Santa Catarina. O município é caracterizado por ser uma das maiores cidades da região, por ter intensa atividade agropecuária familiar, ser polo universitário e fonte de geração de emprego. O mesmo possui quantidade consideravelmente significativa de indústrias que são geradoras de centenas de empregos de forma direta. Outra atividade de grande destaque no cenário atual da cidade é a construção civil, tendo grande demanda de mão de obra em consequência dos diversos edifícios e edificações em processo de construção. Além disso, o comércio local e empresas de prestação de serviço também ocupam um bom espaço na geração de renda e movimentação financeira da cidade (SANTOS et al, 2021).

A cidade de Itapiranga foi escolhida por ser a cidade mais quente de Santa Catarina, entre os anos de 1968-2011 a média de temperaturas no mês de janeiro ficou em torno dos 32,2°C, ou uma média de 31,4°C durante todo o verão, segundo dados divulgados pela Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI, 2022).

4 REVISÃO DA LITERATURA

4.1 CLIMA

O clima é a sucessão de condições momentâneas da atmosfera em um determinado lugar. O tempo corresponde a condições momentâneas da atmosfera, que podem ser observadas e medidas (MACHADO, 2017).

As noções de tempo e de clima são noções sintéticas, sendo o clima referente à regularidade relativa da atmosfera. A cada instante, a atmosfera é uma combinação única, com poucas chances de se reproduzir de forma idêntica, contudo, são os fatores dos quais dependem a sucessão de tempos que oferecem uma regularidade relativa. (MACHADO, 2017).

Existem vários fatores que tem influência no clima na escala global o principal elemento é a radiação, que se refere aos fatores astronômicos: inclinação da Terra, que interfere na distribuição da radiação solar entre os polos; forma da Terra; e movimentos da Terra (rotação e translação), que interferem na diferenciação da incidência de radiação entre os hemisférios durante o ano (MACHADO, 2017).

Na escala zona, segundo Machado (2017), o principal fator é a latitude, responsável por influenciar na distribuição da energia terrestre, mas existem outros relativos a essa escala, como: correntes marinhas, continentalidade e maritimidade, biomas terrestres, alísios e El Niño.

Conforme Machado (2017), no fator escala regional, composta por características do clima zonal, gerado, sobretudo, pela ação modificadora da circulação geral da atmosfera os fatores que influenciam são: altitude, relevo, correntes marítimas, massas de ar ou sistemas atmosféricos, distância em relação aos oceanos e domínios de vegetação.

Na escala local os fatores que influenciam são: a ação antrópica, as metrópoles e a agricultura. Essas escalas delimitam o estudo do clima em quatro níveis, a saber: Macroclimático, Mesoclimático, Topoclimático e Microclimático. Os principais aspectos de cada um desses níveis são abordados a seguir.

O nível de estudo macroclimático corresponde à interação entre radiação solar, curvatura da terra e movimentos de rotação e translação. Temos neste nível o clima zonal, que é definido principalmente pelas faixas latitudinais da Terra, uma vez

que a latitude influencia no recebimento da radiação solar. A altitude, a distância dos oceanos e o movimento de rotação terrestre são os principais fatores. Já o clima regional ocorre quando determinados fatores, como a distribuição das áreas continentais e oceânicas no globo e a forma dos continentes (latitudes), são suficientes para alterar os padrões de circulação geral da atmosfera (MACHADO, 2017).

No nível mesoclimático a análise deve necessariamente descer a uma variação diária dos elementos climáticos. É preciso considerar outras áreas do conhecimento geográfico, como geomorfologia, geografia urbana, pedologia, biogeografia, entre outras. Na mesoclimatologia, a configuração do terreno, o tipo de solo e sua cobertura vegetal são considerados como feições de localidade, determinando o clima que predomina em determinado lugar, da ordem de centenas de quilômetros quadrados. O clima local é um clima que pode ser alterado por diferenças na circulação regional, consequentes do relevo e ainda por fatores como ação antrópica, urbanização, agricultura, poluição, relevo e altitude (MACHADO, 2017).

O nível topoclimático trata-se de uma categoria especial, na qual as características da topografia (declividade, exposição, forma do terreno) promovem alterações na quantidade de radiação solar recebida. Esse fator faz as áreas localizadas em uma mesma altitude e longitude apresentarem diferenças, justificando comportamentos distintos de temperatura, umidade, ventos (situações de barlavento e sotavento ou ventos catabáticos e anabáticos), nevoeiros, etc. O topoclima inclui as características da topografia (declividade, exposição e forma do relevo), que promovem alterações na quantidade de radiação recebida do sol. Isso faz as vertentes localizadas em uma mesma altitude e latitude se apresentarem. Esse nível justifica o comportamento das variações diurnas da temperatura, como umidade e ventos; e fenômenos como geadas e nevoeiros também ocorrem nessa escala (MACHADO, 2017).

O nível microclimático refere-se, principalmente, ao clima próximo do solo. É o nível escalar mais próximo dos indivíduos. Seus principais fatores são a microrrugosidade, a cor e a textura das superfícies, as construções e a vegetação. O microclima é o nível mais ligado as características da superfície terrestre. Define-se pela magnitude das trocas gasosas e energéticas entre as feições ou estruturas

dispostas na superfície da Terra e o ar que as envolve. Sua extensão, apesar de difícil delimitação, é dada pela proximidade com o solo (MACHADO, 2017).

4.1.1 Os principais elementos do clima

Os elementos climáticos são os fenômenos que compõem o clima, como a temperatura, a umidade do ar, a pressão atmosférica, a precipitação, o vento e a radiação solar. Veja, a seguir, as definições dos elementos do clima.

Temperatura é o registro do calor atmosférico e costuma ser medida em graus Celsius ($^{\circ}\text{C}$) ou em outras unidades, utilizadas em outros países, como o Fahrenheit ($^{\circ}\text{F}$) e o Kelvin (K). É uma medida estatística do nível de agitação entre as moléculas, indicando calor ou frio. Quanto maior for a agitação das moléculas, maior será o grau de calor gerado. Assim, um valor alto de temperaturas, 37°C ou 40°C , por exemplo, significa que está muito quente, enquanto temperaturas mais baixas indicam que está mais frio. Há fatores que influenciam a temperatura como a altitude, quanto mais alto o lugar, menor será a temperatura, quanto mais próximo de corpos d'água e árvores mais ameno será o clima (MACHADO, 2017).

Pressão atmosférica é a pressão que o ar da atmosfera exerce sobre a superfície do planeta medida em Pascal (Pa). Assim como a temperatura, a pressão pode mudar de acordo com a variação de altitude, quanto maior for a altitude, menor será a pressão. A temperatura também influencia na pressão, quanto maior for a temperatura, menor será a pressão. A pressão é medida através de um aparelho chamado barômetro (MACHADO, 2017).

Vento é o movimento do ar, que possui direção e intensidade. A direção do vento é bastante variável, em função da época do ano, da situação geográfica do local, do relevo e da vegetação que constituem barreiras. A medida do vento é realizada pelo anemômetro (MACHADO, 2017).

A precipitação é a deposição de água na superfície da Terra, sob a forma de chuva, neve, gelo ou granizo. Todos os valores de precipitação são expressos em milímetros (mm). A chuva cai em estado líquido, o granizo cai em estado sólido, a neve em cristais e o orvalho precipita-se através da condensação da água nas superfícies. A precipitação é medida por um pluviômetro (MACHADO, 2017).

Umidade do ar em percentual é a quantidade de vapor d'água que existe na atmosfera. Ela é influenciada pela temperatura, cobertura vegetal, quantidade de edificações e presença de corpos d'água. Ela também influencia a temperaturas, o regime de chuvas, a sensação térmica e até mesmo a nossa saúde. A umidade é medida por meio de um psicrômetro que possui dois termômetros, um com o bulbo seco e outro com o bulbo úmido (MACHADO, 2017).

Radiação solar ($W.m^{-1}$) o calor produzido pelo sol e recebido pela Terra. É muito importante para manter o aquecimento do nosso planeta e, assim, controlar as temperaturas, propiciando a manutenção da vida. Contudo, nem toda a radiação recebida pelo nosso planeta chega à superfície, a maior parte é absorvida ou refletida pela atmosfera.

Como o nosso planeta possui uma determinada inclinação em seu eixo, nem todas as partes da superfície terrestre recebem a mesma quantidade de radiação solar, o que permite que existam as chamadas zonas térmicas da Terra. O processo de reflexão da radiação solar da superfície para a atmosfera e da atmosfera de volta para a superfície é chamado de efeito estufa (MACHADO, 2017). Os elementos climáticos formam os atributos básicos que constituem o clima das diferentes partes do mundo (MACHADO, 2017).

4.2 ILHAS DE CALOR

A temperatura da superfície é de primordial importância para o estudo da climatologia urbana. Ele modula a temperatura do ar das camadas mais baixas da atmosfera urbana, é central para o balanço energético da superfície, ajuda a determinar os climas internos dos edifícios e afeta as trocas de energia que afetam o conforto dos moradores da cidade. As modificações superficiais e atmosféricas devido à urbanização geralmente levam a um clima térmico modificado que é mais quente do que as áreas não urbanizadas circundantes, principalmente à noite. Esse fenômeno é a ilha de calor urbana (ICU).

As ICUs têm sido estudadas há muito tempo por observações terrestres tiradas de redes fixas de termômetros ou por travessias com termômetros montados em veículos. Com o advento da tecnologia de sensoriamento remoto térmico, a observação remota de ICUs tornou-se possível usando plataformas de satélites e

aeronaves e forneceu novos caminhos para a observação das mesmas e o estudo de suas causas através da combinação de sensoriamento remoto térmico e micrometeorologia urbana. (VOOGT e OKE, 2003)

Uma ilha de calor urbana refere-se ao excesso de calor da atmosfera urbana em comparação com o ambiente não urbanizado. As ilhas de calor atmosférico são melhor expressas sob condições calmas e claras à noite, quando as diferenças de resfriamento radiativo são maximizadas entre locais urbanos e rurais circundantes (VOOGT e OKE, 2003)

As ilhas de calor atmosférico podem ser definidas para a camada de dossel urbana, que se estende para cima da superfície até aproximadamente a altura média dos edifícios. A camada de dossel urbana é tipicamente detectada por sensores *in situ* na altura meteorológica padrão ou nas travessias de sensores montados em veículos (VOOGT e OKE, 2003)

A detecção remota por satélite tem sido usada recentemente por uma questão de mapeamento espacial sobre áreas maiores e não apenas para medição da magnitude da ICU. O canal infravermelho termal (TIR) dos sensores remotos observa a superfície da ICU através da radiação de onda longa (ROL) emitida para cima a partir da superfície urbana, como também da ROL refletida da atmosfera. A maioria das pesquisas sobre ICU aplica uma resolução espacial com a banda infravermelho termal (ESPINOZA et al, 2017).

Imagens de satélite são orientadas por características do sensor e pela resolução da imagem. A resolução da imagem é geralmente considerada através de três aspectos que incluem resoluções espectrais, espaciais e radiométricas. A resolução temporal que é uma indicação da frequência de passagem de um sensor ao longo de um determinado lugar é também um guia importante para imagens de satélite. Atualmente, os sensores térmicos dos satélites disponíveis fornecem diferentes resoluções espaciais, temporais e radiométricas (ESPINOZA et al, 2017).

4.3 SENSORIAMENTO REMOTO

No sensoriamento remoto (SR) na faixa do visível, consideramos o caso em que um fluxo radiante, após interagir com a atmosfera por absorção e espalhamento, chega a um alvo, onde é refletido em direção ao sensor. As propriedades do fluxo

radiante (comprimento de onda, polarização, ângulo de incidência) é intrínseca do alvo (rugosidade de sua superfície, índice de refração, conteúdo de umidade etc.) resultam num padrão de reflectância hemisférica ou bidirecional que modula o fluxo refletido, o qual novamente, após passar pela atmosfera, chega ao sensor. Assim, consideramos que a radiância de um alvo era determinada pelo fluxo incidente sobre ele, por suas características de refletividade e pelos processos de absorção e espalhamento atmosférico. Esse é o caso das aplicações de sensoriamento remoto (SR) na faixa do visível e, de certa maneira, também nas aplicações radar em micro-ondas, onde o fluxo radiante incidente é gerado pelo próprio sensor, e a reflexão é substituída pelo retroespalhamento causado pelo alvo (LORENZZETTI, 2015).

4.3.1 A radiação termal

Nas aplicações de SR para a faixa espectral do infravermelho termal (IVT), o fluxo radiante recebido pelo sensor é emitido diretamente pelo próprio alvo (LORENZZETTI, 2015). A natureza e a intensidade do fluxo radiante emitido pelo alvo são função principalmente de sua temperatura, mas também são determinadas por uma propriedade intrínseca sua, denominada emissividade. A emissividade está relacionada à refletividade do alvo. O fluxo radiante IVT também sofre processo de absorção atmosférica. O espalhamento atmosférico no IVT é muito reduzido em comparação àquele observado na faixa do visível (LORENZZETTI, 2015).

Segundo Lorenzzetti (2015), qualquer objeto ou porção de matéria (por exemplo, um fluido, ou um gás) com temperatura diferente de zero absoluto (maior que 0 K) emite radiação termal. Assim, todos os corpos emitem radiação, restando, portanto, saber como é o espectro dessa radiação (sua magnitude em cada faixa de comprimento de onda, ou frequência). O fluxo radiante emitido é função da temperatura do emissor; quanto maior a temperatura, maior será esse fluxo.

A temperatura determina, entretanto, não somente a magnitude desse fluxo, mas também a forma do espectro da radiação emitida, isto é, em que comprimento de onda ocorre a máxima emissão. Note que dois corpos constituídos de materiais diferentes, ou com condições distintas de rugosidade de superfície, à mesma temperatura, podem ter diferentes espectros de emissão. Para que possamos analisar esses diferentes padrões de emissão termal de maneira coerente, precisamos de um

referencial-padrão. Esse corpo-padrão para a emissão termal é denominado de corpo negro (*black body*). Define-se como corpo negro uma porção idealizada de matéria, constituída de um grande número de átomos, ou moléculas, absorvendo e emitindo radiação eletromagnética (*REM*) em todas as partes do espectro eletromagnético, satisfazendo as condições a seguir.

Toda a radiação que incide nele é completamente absorvida (daí o termo “corpo negro”). Em todos os comprimentos de onda (ou para todas as frequências) e em todas as direções, a máxima taxa possível de emissão é realizada. Embora essa seja uma definição teórica de um corpo que não existe na prática, várias substâncias apresentam, em determinadas faixas do espectro, características de emissão muito próximas daquelas de um corpo negro. Por exemplo, a superfície de um corpo d’água (o oceano, um lago, um rio etc.) comporta-se quase como um corpo negro na faixa do IVT. Na análise da radiação termal, é importante ressaltar os conceitos a seguir (LORENZZETTI, 2015).

Energia calorífica é a energia cinética de movimento das partículas (moléculas e átomos) da matéria. Temperatura de um corpo é a medida da energia calorífica do corpo. Durante colisões entre partículas, suas energias podem ser elevadas, retornando espontaneamente, em seguida, a um nível de energia mais baixo, com conseqüente emissão de radiação eletromagnética (*REM*).

4.3.2 Emissividade

Qualquer corpo real tem uma emitância radiante M_λ menor que a de um corpo negro, M_{CN} , à mesma temperatura. Define-se a emissividade de um corpo (ε) num dado comprimento de onda como a razão entre sua emitância e a emitância de um corpo negro à mesma temperatura naquele comprimento de onda (LORENZZETTI, 2015).

$$\varepsilon_\lambda = \frac{M_\lambda}{M_{CN}} \quad (0 < \varepsilon \leq 1) \quad (1)$$

Onde:

ε_λ = emissividade em um dado comprimento de onda

M_λ = emitância radiante

M_{CN} = emitância radiante um corpo negro

Por definição, a emissividade de um corpo negro é igual a 1. A emissividade mede a eficiência de emissão termal de um material ou uma substância em relação à eficiência (máxima) de um corpo negro. Se, por exemplo, $\varepsilon_\lambda = 0,9$, isso nos diz que o alvo/material à temperatura dada e no comprimento de onda λ emite 90% do fluxo emitido por um corpo negro à mesma temperatura. Conhecendo-se a emissividade de uma substância num dado comprimento de onda, pela equação (1), sua emitância ou exitância é dada por (LORENZZETTI, 2015):

$$M_\lambda = \varepsilon_\lambda M_{CN} \quad (2)$$

Onde:

ε_λ = emissividade em um dado comprimento de onda

M_λ = emitância radiante

M_{CN} = emitância radiante um corpo negro

A equação (2) mostra que a exitância de um corpo real a uma dada temperatura e num dado comprimento de onda é calculada multiplicando-se a exitância do corpo negro à mesma temperatura pela emissividade no comprimento de onda em questão. Se conhecermos a emissividade do alvo, devemos dividir a sua emitância medida por um radiômetro infravermelho, por exemplo, por sua emissividade antes de usarmos a equação de Planck para determinar a temperatura do corpo. A água na faixa do infravermelho termal possui uma emissividade muito alta, $\varepsilon \approx 0,98$.

Portanto, nessa faixa do espectro, a água emite a uma dada temperatura 98% do fluxo radiante que seria emitido por um corpo negro à mesma temperatura. Assim, a água se comporta quase como um corpo negro no IVT. Nas faixas do visível e micro-ondas, a emissividade da água é bem menor que 1, e não dá para assumir a água como um corpo negro nessas duas faixas espectrais. A maioria dos corpos se comporta como radiadores seletivos, isto é, sua emissividade espectral varia ao longo do espectro, podendo, entretanto, ser constante dentro de faixas espectrais específicas, ou se comportar como um corpo negro ($\varepsilon = 1$) em algumas faixas (LORENZZETTI, 2015).

Um corpo cinza (*gray body*) é assim definido por ter uma emissividade constante ao longo do espectro, porém menor que 1. A emissividade de um material, além de ser função do comprimento de onda, também pode ser função do ângulo de emissão, ou de observação, geralmente medido em relação à normal à superfície, isto é, $\varepsilon(\lambda, \theta)$. Além disso, um mesmo corpo pode apresentar diferentes emissividades para diversas rugosidades de sua superfície. Um corpo negro é um emissor Lambertiano, ou seja, sua radiância independe da direção de visada.

A radiância espectral emitida por um alvo, com emissividade ε , numa posição x, y e num dado comprimento de onda λ , é dada por:

$$L_{\lambda}(T, x, y) = \varepsilon_{\lambda}(x, y) \frac{M_{\lambda}(T, x, y)}{\pi} \quad (3)$$

Onde:

$L_{\lambda}(T, x, y)$ = radiância espectral emitida por um alvo

ε_{λ} = emissividade em um dado comprimento de onda

M_{λ} = emitância radiante

A divisão por π converte a emitância em radiância, pois o corpo negro é um corpo Lambertiano, e o produto por ε leva em conta a eficiência de emissão do corpo real (LORENZZETTI, 2015).

4.3.3 A lei de Kirchhoff

A lei de Kirchhoff afirma que em cada comprimento de onda a emissividade de um corpo cresce (decrece) com a diminuição (aumento) de sua refletância, isto é, um corpo com alta emissividade tem, necessariamente, baixa refletividade, e vice-versa. Para demonstrar essa lei, consideremos, como indicado na Figura 1, duas fatias espessas de dois materiais A e B, de tal modo que a transmitância dos dois materiais possa ser considerada igual a zero.

Suponhamos que o alvo A seja um corpo negro e o material B tenha uma emissividade $\varepsilon < 1$, uma refletância ρ , e uma absorptância α . Suponhamos, ainda, que os dois materiais A e B estejam em equilíbrio térmico, isto é, suas temperaturas estão estacionárias. Os fluxos radiantes emitidos por A e B e o fluxo refletido por B

estão indicados na equação (4). Não temos fluxo refletido por A, pois como é um corpo negro, por definição, sua refletância é igual a zero (LORENZZETTI, 2015).

Como os dois materiais estão em equilíbrio termal, o fluxo radiante termal emitido por A deve se igualar à soma dos fluxos que emanam de B. Assim,

$$M_{CN}(\lambda) = \rho(\lambda)M_{CN}(\lambda) + M(\lambda) \quad (4)$$

Onde:

M_{CN} = emitância radiante um corpo negro

M = emitância do corpo B

ρ = refletância

λ = comprimento de onda

O primeiro termo do lado direito representa o fluxo radiante emitido por A, que é refletido por B. Dividindo-se ambos os membros da equação (4) por M_{CN} , temos

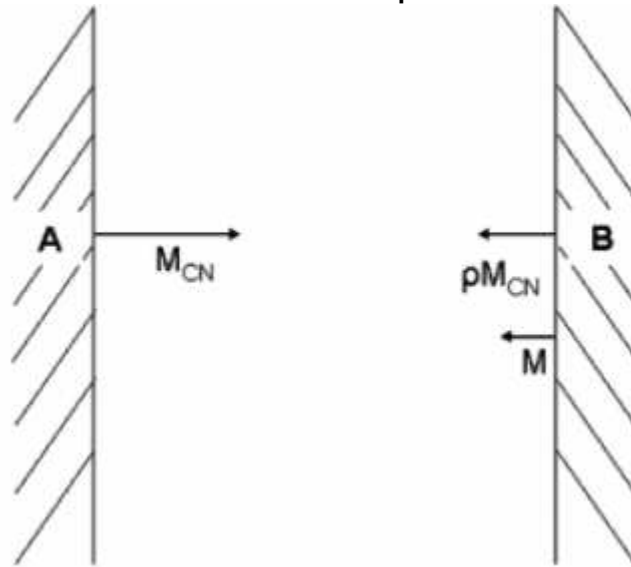
$$1 = \rho(\lambda) + M(\lambda)M_{CN}(\lambda) = \rho(\lambda) + \varepsilon(\lambda) \quad (5)$$

Portanto,

$$\varepsilon(\lambda) = 1 - \rho(\lambda) \quad (6)$$

A equação (6), conhecida como lei de Kirchhoff, mostra que a emissividade e a refletividade são complementares. Pela equação (6), podemos estimar a emissividade num dado comprimento de onda se conhecermos a refletância nesse comprimento de onda. Vemos, então, que, num dado comprimento de onda, bons refletores têm baixa emissividade, e vice-versa (LORENZZETTI, 2015).

Figura 1 - Balanço do fluxo radiante para dois materiais em equilíbrio termal. O corpo A é um corpo negro e o material B tem Refletância ρ e transmitância $\tau = 0$.



Fonte: Lorenzetti (2015).

Considerando, agora, que o fluxo incidente (Φ_{in}) sobre um material possa ser decomposto em seus componentes refletido (Φ_{refl}), absorvido (Φ_{abs}) e transmitido (Φ_{trans}), temos

$$\Phi_{in} = \Phi_{refl} + \Phi_{abs} + \Phi_{trans} \quad (7)$$

Onde:

Φ_{in} = o fluxo incidente

Φ_{refl} = componentes refletido

Φ_{abs} = componentes absorvido

Φ_{trans} = componentes transmitido

Dividindo-se todos os termos por (Φ_{in}), temos

$$1 = \rho + \alpha + \tau \quad (8)$$

Onde:

τ = transmitância

ρ = reflectância

α = absorptância

ε = emissividade

Se, como assumido anteriormente, a transmitância é desprezível ($\tau = 0$), então

$$\alpha = 1 - \rho \quad (9)$$

Mas, como vimos anteriormente, $1 - \rho = \varepsilon$, portanto, concluímos que,

$$\varepsilon = \alpha \quad (10)$$

Onde:

ε = emissividade

α = absorptância

A equação (10) é, também, outra maneira de se apresentar a lei de Kirchhoff. Esse é um resultado muito importante, pois nos diz que um bom absorvedor é um bom emissor. O corpo negro é o melhor exemplo disso, pois sua absorptância é igual a 1, que também é o valor de sua emissividade. É também importante salientar que essas relações são válidas espectralmente, isto é, para cada comprimento de onda. A lei de Kirchhoff nos diz que um material bom emissor numa faixa espectral será um bom absorvedor e um pobre refletor nessa faixa (LORENZZETTI, 2015).

Os metais, em geral, têm emissividade baixa, particularmente para o caso em que a sua superfície é polida, quando sua refletância é alta. Assim, um radiômetro operando no IVT “verá” os objetos metálicos (por exemplo, tetos de alumínio, zinco etc.) como pixels mais escuros, isto é, parecendo frios. Isso ocorre porque sua emissão termal está sendo modulada por uma emissividade bem baixa. Entretanto, se uma camada (mesmo muito fina) de material oxidado se formar sobre o metal, sua refletância diminuirá e a emissividade aumentará. Nos metais, um aumento de temperatura produz um aumento de sua emissividade. Substâncias não metálicas costumam ter emissividades relativamente altas, por volta de 0,8, que tendem a diminuir com o aumento da temperatura.

Deve ser observado que a emissividade de um material não pode ser inferida facilmente a partir de sua refletividade no visível. Por exemplo, a neve possui uma alta refletância difusa no visível, induzindo-nos falsamente a julgar que sua emissividade no infravermelho é baixa. Se tomarmos a neve com a temperatura 0°C (273 K), vemos que a máxima emissão termal estará concentrada ao redor de $\lambda = 10,6 \mu\text{m}$, em que a neve tem alta emissividade e baixa refletância. A Quadro 1 mostra os valores de emissividade para vários materiais e para a faixa espectral do infravermelho de 8 a $14 \mu\text{m}$.

Quadro 1 - Emissividades para diversos materiais para a faixa de 8 a 14 μm .

Material	Emissividade
Água destilada	0,99
Água	0,92 – 0,98
Água com filme de óleo	0,972
Concreto	0,71 – 0,90
Asfalto	0,95
Cimento/pedra	0,97
Solo siltoso seco	0,92
Solo siltoso úmido	0,95
Solo arenoso	0,90
Solo arenoso	0,90
Tijolo, vermelho e áspero	0,93
Vegetação, dossel fechado	0,98
Vegetação, dossel aberto	0,96
Gramma	0,97
Madeira, carvalho aplainado	0,90
Floresta decídua	0,97 – 0,98
Floresta de coníferas	0,97 – 0,99
Aço inoxidável	0,16
Alumínio, folha	0,05
Alumínio, pintura	0,08
Alumínio, polido	0,55
Metais polidos	0,16 – 0,21
Aço anodizado	0,70
Granito	0,86
Basalto, grosseiro	0,95
Neve	0,83 – 0,85
Pintura	0,90 – 0,96
Pele humana	0,98

Fonte: Jensen (2009).

4.3.4 A temperatura de brilho (T_B)

Lorenzetti (2015), define como temperatura de brilho (T_B) de um material a temperatura de um corpo negro equivalente, isto é, um corpo negro com a mesma emitância no comprimento de onda (ou na faixa espectral) considerado. É fácil concluir que a T_B de um objeto comum (não corpo negro) deve ser necessariamente menor que sua temperatura real, pois como a eficiência de emissão do corpo negro é maior, ele pode ter uma temperatura mais baixa que o corpo real para emitir o mesmo fluxo radiante.

Se usarmos a lei de Stefan-Boltzmann para verificar a relação entre a temperatura real de um corpo (T_R), que possui emissividade (ε), e sua (T_B), teremos

$$\varepsilon\sigma T_R^4 = \sigma T_B^4 \quad (11)$$

Onde:

ε = emissividade

T_R = temperatura real de um corpo

T_B = temperatura de brilho

σ = constante de Stefan-Boltzmann, cujo valor é $5,67 \cdot 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$

O lado esquerdo da equação (11) representa a emitância do corpo real, calculada através da equação de Steffan-Boltzmann na sua temperatura real e, portanto, com o fator multiplicativo ε . Assim,

$$T_B = \varepsilon^{1/4} T_R \quad (12)$$

ou,

$$T_R = (1/\varepsilon^{1/4}) T_B \quad (13)$$

Onde:

ε = emissividade

T_R = temperatura real de um corpo

T_B = temperatura de brilho

As T_B seriam aquelas obtidas pela inversão da lei de Planck ao se desprezar a emissividade real do alvo, isto é, se o considerarmos como um corpo negro. Vê-se, então, que a razão entre a T_B de um alvo e a sua temperatura real será tanto menor quanto menor for sua emissividade (LORENZZETTI, 2015).

É importante lembrar que, como a emissividade varia com o comprimento de onda, os valores de emissividade apresentados na Quadro 1, obtidos na faixa do IVT, de 8 a 14 μm , podem ser totalmente diferentes em outras faixas do espectro. Por exemplo, a água que no IVT possui $\varepsilon \sim 1$, isto é, pode ser tomada praticamente como um corpo negro, na região de micro-ondas possui baixa emissividade e refletância da água em micro-ondas é bastante alta. Pela equação (6), temos, $\varepsilon = 1 - \rho = 0,4$. Portanto, nessa faixa do espectro, a T_B , obtida por meio de radiometria, será significativamente diferente da temperatura real.

De maneira geral, é necessário corrigir a emitância radiante, medida por um radiômetro, pela emissividade do material antes de inverter a equação de Planck para se determinar sua temperatura real equação (2). Isso, entretanto, não é sempre fácil,

ou viável, pois nem sempre conhecemos precisamente a natureza do alvo observado na imagem (LORENZZETTI, 2015).

4.4 TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE TERRESTRE

A obtenção da temperatura da superfície (T_s) é determinada a partir da radiância espectral da banda 6 (banda termal) dos sensores TM (*Landsat 5*) e banda 10 do sensor TIRS (*Landsat 8*), juntamente com a emissividade (ϵ).

4.4.1 Conversão de imagem para refletância

Este tópico fornece informações sobre a conversão para refletância implementada no Plugin de Classificação Semiautomática (SCP) do Qgis 3.16. Radiância na abertura do sensor é o “fluxo de energia (principalmente energia irradiante ou incidente) por ângulo sólido que deixa uma unidade de área de superfície em uma determinada direção”, “radiância é o que é medido no sensor e é um pouco dependente da refletância” (USGS, 2022b).

Imagens como *Landsat* são compostas por várias bandas e um arquivo de metadados que contém as informações necessárias para a conversão em refletância. As imagens *Landsat* são fornecidas em radiância, dimensionadas antes da saída. Para imagens *Landsat Spectral Radiance* na abertura do sensor (L_λ , medido em [watts/(metro quadrado * ster * μm))] é fornecido por *U.S. Geological Survey (USGS, 2022b)*:

$$L_\lambda = M_L * Q_{cal} + A_L \quad (14)$$

Onde:

M_L = Fator de reescalonamento multiplicativo específico da banda dos metadados do *Landsat*.

Q_{cal} = Fator de redimensionamento aditivo específico da banda dos metadados do *Landsat*.

A_L = Valores de pixel de produto padrão quantizados e calibrados (DN)

4.4.2 Refletância do topo da atmosfera (TOA)

As imagens em radiância podem ser convertidas em refletância de topo da atmosfera (TOA) (refletância combinada de superfície e atmosférica) para reduzir a variabilidade entre as cenas por meio de uma normalização da irradiância solar. Esta refletância TOA (ρ_p), que é a razão sem unidade de energia refletida *versus* energia total (USGS, 2019), é calculada por:

$$\rho_p = \frac{\pi * L_\lambda * d^2}{ESUN_\lambda * \cos\theta_s} \quad (15)$$

Onde:

L_λ = Radiância espectral na abertura do sensor (radiância no satélite)

d = Distância Terra-Sol em unidades astronômicas (fornecido com o arquivo de metadados)

$ESUN_\lambda$ = Irradiâncias solares exo-atmosféricas médias, ver Quadro 2

θ_s = Ângulo do zênite solar em graus, que é igual a $\theta_s = 90^\circ - \theta_e$. Onde θ_e é a elevação do Sol.

4.4.3 Refletância da superfície

Os efeitos da atmosfera (ou seja, uma perturbação na refletância que varia com o comprimento de onda) devem ser considerados para medir a refletância no solo. Conforme descrito por Moran et al. (1992 apud CONGEDO, 2021), a refletância da superfície terrestre (ρ) é:

$$\rho = [\pi * (L_\lambda - L_p) * d^2] / [T_v * ((ESUN_\lambda * \cos\theta_s * T_z) + E_{down})] \quad (16)$$

Onde:

L_λ = radiância espectral na abertura do sensor (radiância no satélite)

L_p = é o brilho do caminho

T_v = é a transmitância atmosférica na direção de visão

T_z = é a transmitância atmosférica na direção da iluminação

E_{down} = é a irradiância difusa descendente

Portanto, precisamos de várias medições atmosféricas para calcular ρ (correções de base física). Alternativamente, é possível usar técnicas baseadas em imagem para o cálculo desses parâmetros, sem medições *in situ* durante a aquisição da imagem (CONGEDO, 2021).

4.4.4 Correção *Dark Object Subtraction* (DOS)

A *Dark Object Subtraction* (DOS) é uma família de correções atmosféricas baseadas em imagem. Chavez (1996), explica que a suposição básica é que dentro da imagem alguns pixels estão em completa sombra e suas radiâncias recebidas no satélite são devidas ao espalhamento atmosférico (radiância do caminho). Essa suposição é combinada com o fato de que poucos alvos na superfície da terra são pretos absolutos, então uma refletância mínima de um por cento assumida é melhor do que zero por cento.

Congedo (2021) ressalta que a precisão das técnicas baseadas em imagens geralmente é menor do que as correções baseadas em física, mas são muito úteis quando não há medições atmosféricas disponíveis, pois podem melhorar a estimativa da refletância da superfície terrestre. A radiância do caminho é dada por (SOBRINO et al., 2004):

$$L_p = L_{min} - L_{DO1\%} \quad (17)$$

Onde:

L_p = é o brilho do caminho

L_{min} = radiância que corresponde a um valor de contagem digital para o qual a soma de todos os pixels com contagens digitais menores ou iguais a esse valor é igual a 0,01% de todos os pixels da imagem considerada (SOBRINO et al., 2004), portanto, a radiância obtida com esse valor de contagem digital (DN_{min});

$L_{DO1\%}$ = radiância do objeto escuro, assumido como tendo um valor de refletância de 0,01.

Em particular para imagens *Landsat* (Moran et al., 1992, apud CONGEDO, 2021):

$$L_{min} = M_L * DN_{min} + A_L \quad (18)$$

Onde:

A_L = Fator de redimensionamento aditivo específico da banda dos metadados do *Landsat*.

DN_{min} = valor de contagem digital

M_L = Fator de reescalonamento multiplicativo específico da banda dos metadados do *Landsat*.

A radiância do *Dark Object* é dada por (SOBRINO et al., 2004):

$$L_{DO1\%} = 0.01\% * [(ESUN_{\lambda} * \cos\theta_s * T_z) + E_{down}] * T_v / (\pi * d^2) \quad (19)$$

Onde:

$L_{DO1\%}$ = radiância do objeto escuro, assumido como tendo um valor de refletância de 0,01.

$ESUN_{\lambda}$ = Irradiâncias solares exo-atmosféricas médias, ver Quadro 2

θ_s = Ângulo do zênite solar em graus, que é igual a $\theta_s = 90^\circ - \theta_e$. Onde θ_e é a elevação do Sol.

T_z = é a transmitância atmosférica na direção da iluminação

E_{down} = é a irradiância difusa descendente

T_v = é a transmitância atmosférica na direção de visão

d = Distância Terra-Sol em unidades astronômicas (fornecido com o arquivo de metadados)

Portanto, a radiância do caminho é:

$$L_p = M_L * DN_{min} + A_L - 0.01 * [(ESUN_{\lambda} * \cos\theta_s * T_z) + E_{down}] * T_v / (\pi * d^2) \quad (20)$$

Onde:

L_p = é o brilho do caminho

M_L = Fator de reescalonamento multiplicativo específico da banda dos metadados do *Landsat*.

DN_{min} = valor de contagem digital

A_L = Fator de redimensionamento aditivo específico da banda dos metadados do *Landsat*.

$ESUN_\lambda$ = Irradiâncias solares exo-atmosféricas médias, ver Quadro 2

θ_s = Ângulo do zênite solar em graus, que é igual a $\theta_s = 90^\circ - \theta_e$. Onde θ_e é a elevação do Sol.

T_z = é a transmitância atmosférica na direção da iluminação

E_{down} = é a irradiância difusa descendente

T_v = é a transmitância atmosférica na direção de visão

d = Distância Terra-Sol em unidades astronômicas (fornecido com o arquivo de metadados)

Existem várias técnicas DOS (por exemplo, DOS1, DOS2, DOS3, DOS4), baseadas em diferentes suposições sobre T_v , T_z , e E_{down} . A técnica mais simples é o DOS1, onde são feitas as seguintes suposições (Moran et al., 1992, apud CONGEDO, 2021):

$$T_v = 1$$

$$T_z = 1$$

$$E_{down} = 0$$

Portanto, a radiância do caminho é:

$$L_p = M_L * DN_{min} + A_L - 0.01 * ESUN_\lambda * \cos\theta_s / (\pi * d^2) \quad (21)$$

E a refletância da superfície terrestre resultante é dada por:

$$\rho = [\pi * (L_\lambda - L_p) * d^2] / (ESUN_\lambda * \cos\theta_s) \quad (22)$$

Quadro 2 - Valores recomendados de Irradiâncias Espectrais Exoatmosféricas Solares (ESUN) (em W/m²/μm).

Número da banda	<i>Landsat 7</i> ETM+	<i>Landsat 5</i> TM	<i>Landsat 4</i> TM	<i>Landsat 1-5</i> MSS
1	1970	1958	1958	1848
2	1842	1827	1826	1588
3	1547	1551	1554	1235
4	1044	1036	1033	856,6
5	225,7	214,9	214,7	-
7	82,06	80,65	80,70	-
8	1369	-	-	-

*Os valores listados podem ser aplicados a todos os sensores MSS, devido à calibração cruzada de todos os sensores MSS para corresponder ao instrumento *Landsat 5*.

Fonte: USGS (2022b).

Os valores de ESUN não são necessários para os dados do *Landsat 8* porque o arquivo de metadados do *Landsat 8* fornece os coeficientes necessários para converter em radiância e refletância dos DN's quantizados e calibrados do produto.

4.4.5 Conversão para temperatura de brilho no satélite

Os dados da banda térmica podem ser convertidos da radiância espectral para a temperatura de brilho do topo da atmosfera usando as constantes térmicas no arquivo de metadados (USGS, 2022b):

$$TB = \frac{K2}{\ln \left[\left(\frac{K1}{L\lambda} \right) + 1 \right]} \quad (23)$$

Onde:

TB = temperatura de brilho no topo da atmosfera (K)

$L\lambda$ = TOA radiância espectral (Watts/(m² * srad * μm))

K1 = constante de conversão térmica específica da banda dos metadados

K2 = Constante de conversão térmica específica da banda dos metadados

4.4.6 Estimativa da temperatura da superfície da terra

Vários estudos têm descrito a estimativa da Temperatura da Superfície da Terra. A temperatura da superfície terrestre pode ser calculada a partir da temperatura de brilho no satélite T_B como (WENG; LU; SCHUBRING, 2004):

$$T = \frac{T_B}{1 + \left(\lambda * \frac{TB}{c^2} \right) * \ln(\varepsilon)} \quad (24)$$

Onde:

λ = comprimento de onda da radiação emitida

$\ln(\varepsilon)$ = logaritmo natural da emissividade

$c^2 = h * c / s = 1.4388 * 10^{-2} \text{ m K}$

h = constante de Planck = $6.626 * 10^{-34} \text{ J s}$

s = Constante de Boltzmann = $1.38 * 10^{-23} \text{ J / K}$

c = velocidade da luz = $2.998 * 10^8 \text{ EM}$

Vários estudos utilizaram o NDVI (índice de vegetação por diferença normalizada) para a estimativa da emissividade da superfície terrestre (SOBRINO et al., 2004); outros estudos usaram uma classificação de cobertura do solo para a definição da emissividade da superfície do solo de cada classe (WENG; LU; SCHUBRING, 2004). Valores característicos de emissividade (ε) de vários tipos de cobertura da terra são mostrados na Quadro 1.

4.5 PROGRAMA *LANDSAT* - LAND REMOTE SENSING SATELLITE

As Missões *Landsat* são compostas por oito satélites operacionais de observação da Terra que usam sensores remotos para coletar dados e criar imagens do nosso planeta como parte do Programa Nacional de Imagens da Terra (NLI) do *United States Geological Survey (USGS, 2022a)*.

A partir da década de 1960, a comunidade científica e de sensoriamento remoto trabalhou para realizar essas missões em benefício da humanidade. Ciências

como geografia, geologia, hidrologia e outros campos de gestão de recursos naturais se beneficiaram da visão holística da Terra (USGS, 2022a).

Em 1966 foi anunciado que o Departamento do Interior (DOI) estava lançando o "Projeto EROS (Satélites de Observação de Recursos Terrestres)" para coletar informações inestimáveis sobre a Terra por meio de observação de satélite de sensoriamento remoto.

O DOI, a NASA e o Departamento de Agricultura dos EUA (USDA) embarcaram em um esforço ambicioso para desenvolver e lançar o primeiro satélite civil de observação da Terra. Esses satélites revolucionários seriam colocados em uma órbita heliossíncrona, quase polar, completando várias revoluções ao redor da Terra todos os dias para capturar a superfície terrestre do planeta.

A órbita heliossíncrona e quase polar significa que o satélite passa perto dos polos Norte e Sul consistentemente enquanto gira em torno da Terra. Esse tipo de órbita permite que uma espaçonave *Landsat* passe sobre o equador em uma longitude diferente em cada revolução, resultando na espaçonave completando uma imagem completa do nosso planeta após 251 órbitas, cerca de 16 dias (USGS, 2022a).

O esforço interagências atingiu seu objetivo em 23 de julho de 1972, com o lançamento do *Earth Resources Technology Satellite (ERTS-1)*, posteriormente renomeado *Landsat 1*. Os lançamentos do *Landsat 2*, *Landsat 3* e *Landsat 4* ocorreram em 1975, 1978 e 1982, respectivamente. Quando o *Landsat 5* foi lançado em 1984, ninguém poderia prever que o satélite forneceria dados globais de alta qualidade das superfícies terrestres por 28 anos e 10 meses. Isso estabeleceu oficialmente um novo recorde mundial do Guinness para o "satélite de observação da Terra mais antigo em operação".

O *Landsat 6* não conseguiu atingir a órbita em 1993. Como resultado da missão perdida, o satélite não está incluído nas contagens bem-sucedidas do *Landsat*. O restante dos satélites *Landsat* provaram lançamentos e coleta de dados bem-sucedidos: *Landsat 7* em 1999, *Landsat 8* em 2013 e *Landsat 9* em setembro de 2021. Todos os satélites *Landsat* foram lançados da Base da Força Aérea de Vandenberg, redesenhada como Base da Força Espacial de Vandenberg em maio de 2021 (USGS, 2022a).

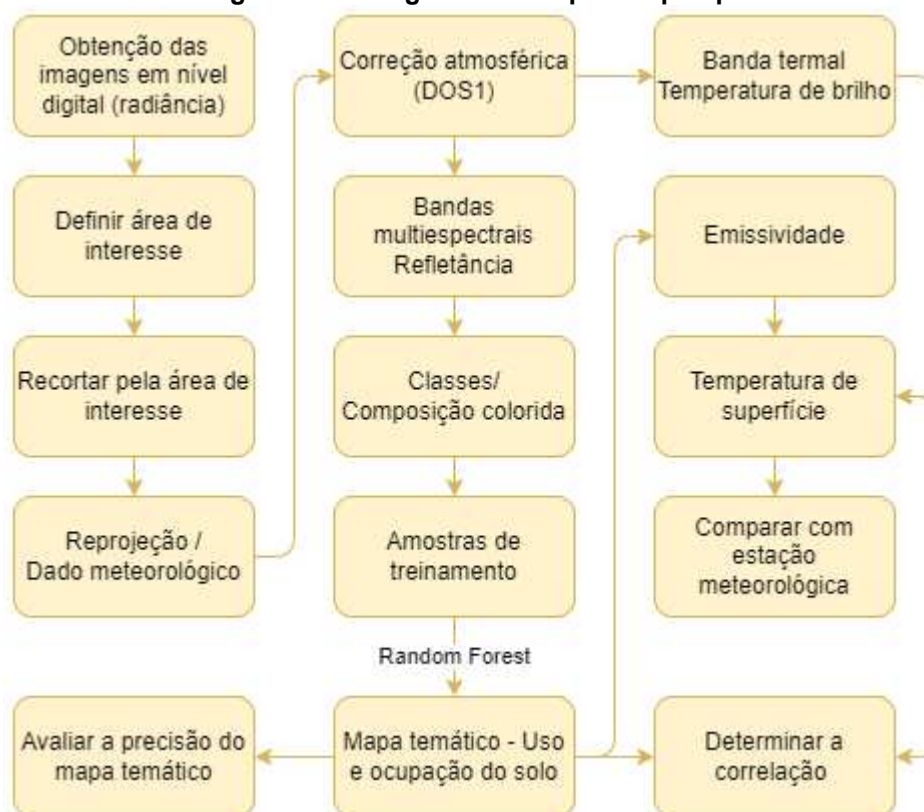
As informações coletadas pelo *Landsat*, servem como um registro para as mudanças ambientais em todo o mundo. De fato, no último meio século, o registro da

observação da Terra a partir do espaço tornou-se o fundamento indispensável de quase todas as deliberações sobre o estado do planeta (USGS, 2022a).

5 METODOLOGIA

O processamento das imagens foi desenvolvido por meio do software QGIS 3.16.5, complemento com Plugin de Classificação Semiautomática (*Semi-Automatic Classification Plugin*), tendo como resultado as imagens necessárias para a obtenção do uso e ocupação do solo e temperatura da superfície. A análise estatística dos dados foi feita com auxílio do software R e RStudio. No fluxograma da Figura 2 estão representadas as etapas e modelos elaborados para desenvolvimento da pesquisa.

Figura 2 - Fluxograma de etapas da pesquisa.



Fonte: Autoria própria (2023).

5.1 CARACTERÍSTICAS DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo deste trabalho contempla dois municípios do extremo oeste de Santa Catarina, sendo eles São Miguel do Oeste e Itapiranga. Para cada município foi definido um retângulo envolvente abrangendo a região mais urbanizada do município e as estações meteorológicas mais próximas, resultando em uma área

significativo dos municípios estudados e também parte de municípios vizinhos, sendo que o retângulo de São Miguel do Oeste abrange parte do município de Descanso, o retângulo de Itapiranga abrange os municípios de São João do Oeste em Santa Catarina e Barra do Guarita, Pinheiro do Vale e Vista Gaúcha no Rio Grande do Sul.

São Miguel do Oeste compreende uma área de 234 km², com altitude média 720 metros acima do nível do mar. Sua posição está determinada na latitude de 26° 35' 50", e na longitude de 53° 31' 00", a posição também pode ser observada na Figura 3. Sua população foi estimada pelo IBGE (2021) em 41.246 habitantes.

Também faz parte da área de estudo desse trabalho o município de Itapiranga, o mesmo possui uma extensão territorial de 286 km², com altitude variando de 150 a 544 metros acima do nível do mar, sua posição está determinada na latitude de 27°16'9", e na longitude de 53°71'2", a posição também pode ser observada na Figura 4. Sua população foi estimada pelo IBGE (2021) em 17.139 habitantes.

Ambos os municípios estão situados em uma zona de Clima Subtropical úmido, com verão quente. As temperaturas são superiores a 22°C no verão e com mais de 30 mm de chuva no mês mais seco. Esse tipo de clima predomina no litoral e sul do Rio Grande do Sul, litoral de Santa Catarina, planalto norte e centro-leste do Paraná, bacias dos rios Uruguai e Paraná (EMBRAPA, 2023).

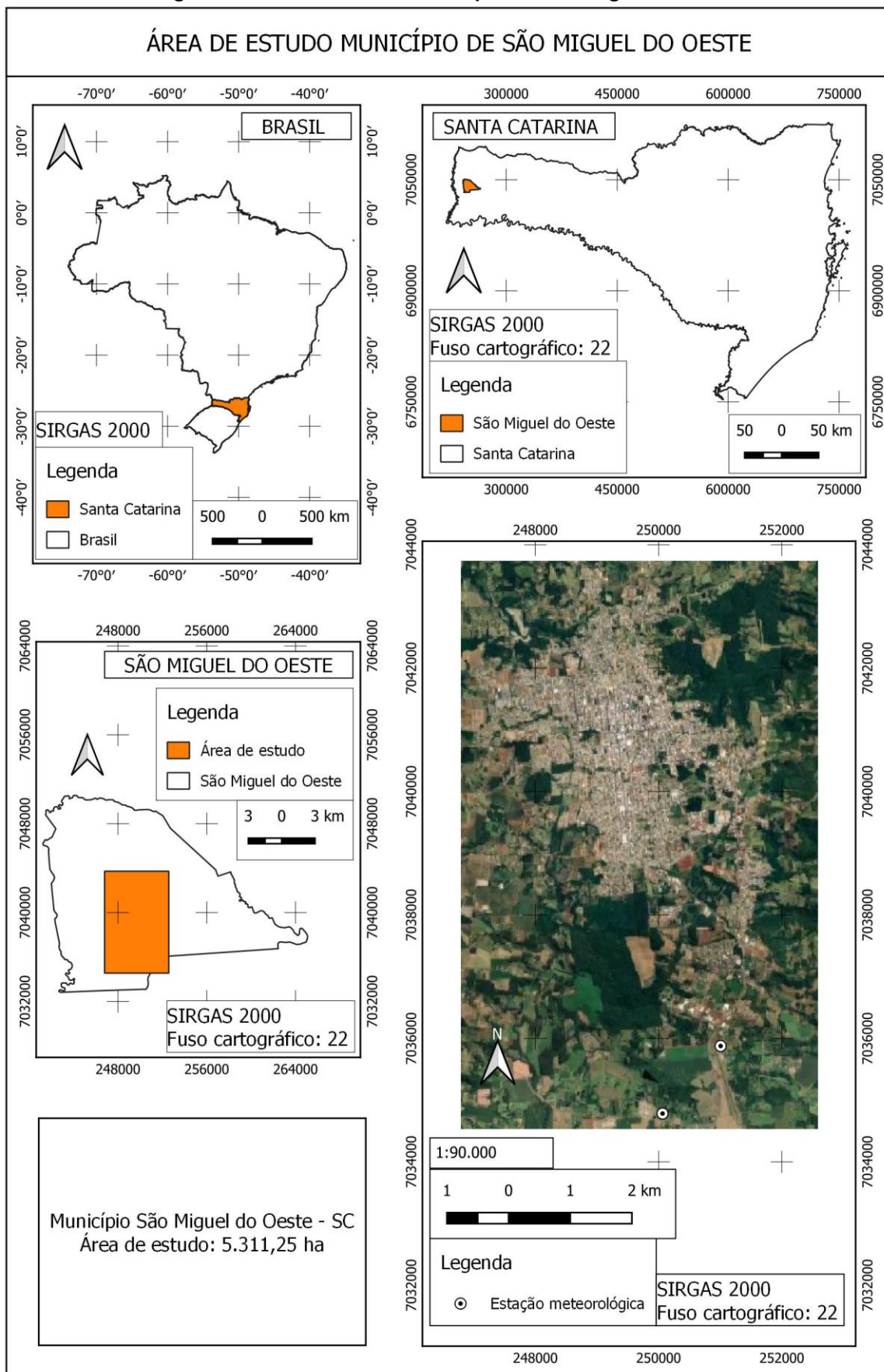
5.2 LOCAL DAS ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS

Para melhor compreensão da distribuição espacial e temporal dos elementos climáticos na área de estudo, principalmente a temperatura, foram utilizados dados de estações meteorológicas, os mesmos foram utilizados para validar as temperaturas de superfície calculadas a partir das imagens de satélite.

No município de São Miguel do Oeste - SC, os dados de temperatura foram obtidos em duas estações meteorológicas, sendo uma mantida pela Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI), sua posição está determinada na latitude de 26°46'35.0"s, e na longitude de 53°30'15.1"W, da qual obteve-se os dados anteriores à data 01/01/2016 e a outra mantida pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), sua posição está determinada na latitude de 26°47'10.0"S, e na longitude de 53°30'50.0"W, da qual obteve-se os dados após à data 01/01/2016, a posição das estações também pode ser observada na Figura 3.

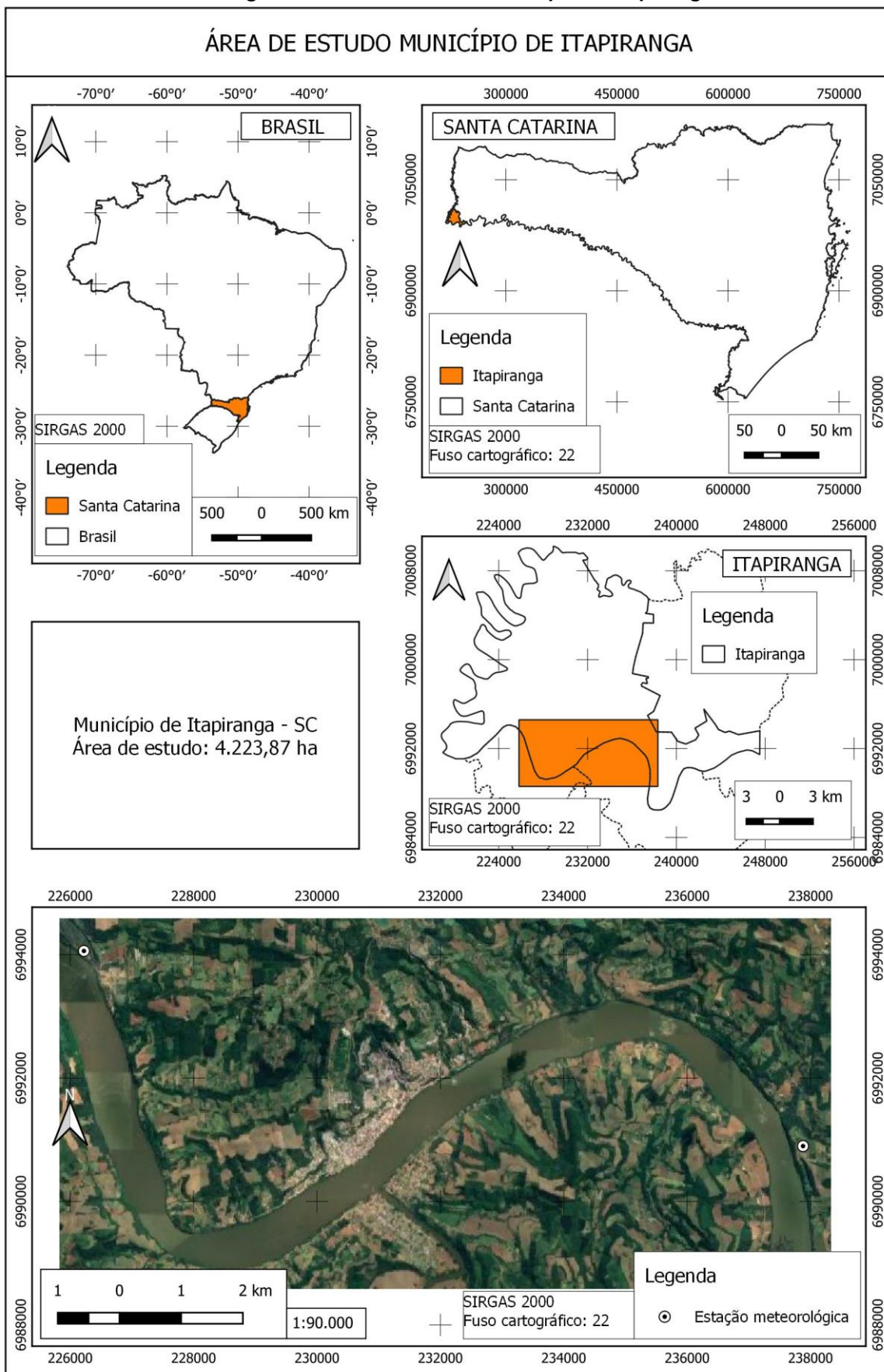
No município de Itapiranga - SC, os dados de temperatura foram obtidos em duas estações meteorológicas, sendo ambas mantidas pela Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI), uma com posição determinada na latitude de $27^{\circ}10'46.9''\text{S}$, e na longitude de $53^{\circ}38'44.2''\text{W}$, da qual obteve-se os dados anteriores à data 02/07/2015 e a outra com posição determinada na latitude de $27^{\circ}08'56.0''\text{s}$, e na longitude de $53^{\circ}45'45.0''\text{W}$, da qual obteve-se os dados após à data 02/07/2015, a posição das estações também pode ser observada na Figura 4.

Figura 3 - Área de estudo Município de São Miguel do Oeste



Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 4 - Área de estudo município de Itapiranga



Fonte: Autoria própria (2023).

5.3 UTILIZAÇÃO DAS IMAGENS DE SATÉLITE

Para a realização do estudo foram obtidas imagens na órbita/ponto 223/79 (sensores TM/OLI/TIR), também foi obtida uma imagem no caminho/linha 210/147 (sensor WPM), cenas que abrangem a área dos municípios de São Miguel do Oeste e Itapiranga em Santa Catarina, as datas estão listadas no Quadro 3:

Quadro 3 - Lista das datas das imagens de satélite.

Ano	Data	Sensor
1989	26 de agosto	TM
2000	08 de agosto	TM
2008	30 de agosto	TM
2021	18 de agosto	OLI/TIR
2021	01 de setembro	WPM

Fonte: Autoria própria (2023).

As datas foram definidas pela disponibilidade das imagens e dados das estações meteorológicas, e também por apresentar céu com pouca cobertura de nuvens.

5.3.1 Etapa 1: Obtenção das imagens de satélite

As imagens foram adquiridas por meio do banco de dados da *US Geological Survey*, (<https://earthexplorer.usgs.gov/>), dados (*Collection 2 Tier 1*) que possuem radiometria bem caracterizada e são calibrados entre os diferentes instrumentos *Landsat*.

As imagens do sensor TM do satélite *Landsat 5* possuem sete bandas espectrais com resolução espacial de 30x30 metros, incluindo uma banda termal (B6), com resolução espacial 120x120 metros, resolução temporal de 16 dias e radiométrica de oito bits.

O *Landsat 8* carrega dois sensores. *Imager operacional terrestre (OLI)*, com nove bandas espectrais, incluindo uma banda pancromática, possuem resolução espacial de 30x30 metros, exceto banda pancromática com resolução espacial de 15x15 metros, resolução temporal de 16 dias e radiométrica de 16 bits. Também a

bordo do satélite está o sensor *Thermal Infrared Sensor (TIRS)*, com duas bandas espectrais, resolução espacial de 100x100 metros.

Uma vez adquirida as imagens *Landsat 5* e *8*, compostas por suas respectivas bandas espectrais. As mesmas foram recortadas utilizando retângulos envolventes como camada de máscara, os retângulos envolventes, de cada município abrangem a região mais urbanizada do município e as estações meteorológicas mais próximas.

As imagens recortadas foram reprojctadas do sistema de coordenadas SRC WGS 84 / UTM zone 22N para o SRC SIRGAS 2000 / UTM Zona 22S.

5.3.2 Etapa 2: Correção DOS1

Foi aplicado a correção atmosférica pelo processo DOS1. A *Dark Object Subtraction (DOS)* é uma família de correções atmosféricas baseadas em imagem. Chavez (1996) explica que “a suposição básica é que dentro da imagem alguns pixels estão em completa sombra e suas radiâncias recebidas no satélite são devidas ao espalhamento atmosférico (radiância do caminho). Essa suposição é combinada com o fato de que poucos alvos na superfície da Terra são pretos absolutos, então uma refletância mínima de um por cento assumida é melhor do que zero por cento”.

5.3.3 Etapa 3: Refletância da superfície terrestre (ρ)

As imagens *Landsat* são fornecidas em radiância ($Wm^{-2} * sr^{-1} * \mu m^{-1}$). Os dados das imagens em radiância podem ser convertidas em refletância de topo da atmosfera (TOA) (refletância combinada de superfície e atmosférica) para reduzir a variabilidade entre as cenas por meio de uma normalização da irradiância solar. Os efeitos da atmosfera (ou seja, uma perturbação na refletância que varia com o comprimento de onda) devem ser considerados para medir a refletância no solo (CONGEDO, 2021). Efeitos esses considerados pela aplicação do processo de correção atmosférica DOS1.

E a refletância da superfície terrestre resultante foi calculada utilizando a equação (22).

5.3.4 Etapa 4: Classificação de cobertura do solo

Após o processo de correção, procedeu-se a classificação de uso do solo, iniciando o processo de composição colorida das imagens, através de três bandas espectrais *Red/Green/Blue* (RGB), que facilitam a identificação e interpretação dos alvos de interesse para uma melhor percepção ao olho humano (SILVA; MARTINS, 2007).

Para que as classes pudessem ser identificadas com maior clareza, foi gerado combinações com as bandas 3, 4 e 5, para o sensor TM, combinadas de forma 5(R), 4(G) e 3(B), para obter as mesmas características para as imagens do sensor OLI foi gerado combinação com as bandas 4, 5 e 6, combinadas de forma 6(R), 5(G) e 4(B). A classificação e elaboração do mapeamento de uso e cobertura foi feita por meio da metodologia descrita por Congedo (2021).

A metodologia utilizada foi a classificação semiautomática, ou classificação supervisionada, que é uma técnica de processamento de imagens que permite a identificação de materiais em uma imagem, de acordo com suas assinaturas espectrais com objetivo de produzir um mapa temático da cobertura do solo (CONGEDO, 2021).

A classificação supervisionada implementada pelo plugin SCP exige que seja selecionado uma ou mais áreas de treinamento (polígonos desenhados sobre áreas homogêneas da imagem que sobrepõem pixels pertencentes à mesma classe de cobertura do solo). As assinaturas espectrais (características espectrais) das classes de referência de cobertura do solo são calculadas considerando os valores de pixels sob cada área de treinamento com a mesma classe. Portanto, o algoritmo de classificação classifica toda a imagem comparando as características espectrais de cada pixel com as características espectrais das classes de cobertura do solo de referência. O plugin SCP implementa o algoritmo de classificação Random Forest, é uma técnica particular de aprendizado de máquina, baseada na criação iterativa e aleatória de árvores de decisão (ou seja, um conjunto de regras e condições que definem uma classe) (CONGEDO, 2021).

A fim de diminuir a confusão da classificação das imagens para confecção do mapa temático de uso e ocupação do solo, foram definidas 5 classes de uso da terra, sendo elas:

- 1 - Área Urbano (áreas urbanizadas);
- 2 - Solo Exposto;
- 3 - Vegetação Rasteira (lavouras e campo);
- 4 - Vegetação Florestal (cobertura arbórea); e
- 5 - Água.

A Quadro 4 sintetiza as principais características das classes amostradas, mostrando como foi organizado o reconhecimento das assinaturas espectrais.

Quadro 4 - Características das classes amostrais de treinamento.

Classes	Descrição	Cor/ Legenda
Área Urbana	Edificações, estradas pavimentadas.	
Solo Exposto	Solo exposto, estradas não pavimentadas.	
Vegetação Rasteira	Área agricultada, pastagens perenes e anuais.	
Vegetação Arbórea	Vestígios de vegetação da mata atlântica e áreas reflorestadas.	
Água	Espelho d'água de rios, lagos e lagoas.	

Fonte: Autoria própria (2023).

Existem fatores que afetam a energia refletida pelas folhas, como conteúdo de água, maturação ou idade da folha, posição nodal, condição de iluminação (folhas expostas ao sol e folhas constantemente à sombra), pubescência e senescência (MOREIRA, 2011). Estes fatores, ligados ao ângulo de incidência da luz solar, permitem que técnicas de processamento digital de imagens diferenciem espécies vegetais em extratos. Já o comportamento espectral das rochas e de elementos urbanos como concreto, asfalto, telhados, é bastante semelhante, o que dificulta a diferenciação dos alvos e acarreta em uma variação maior da resposta espectral destes elementos (JENSEN, 2009).

5.3.5 Etapa 5: Validação da classificação de cobertura do solo

A etapa conseguinte refere-se à realização da avaliação da qualidade do mapa temático em representar o uso real do solo por meio do índice kappa, exatidão global, erros de omissão, erros de comissão, exatidão do usuário e exatidão do produtor. O princípio da avaliação de precisão é que ela compara a classificação de

terras mapeadas com dados de referência de maior qualidade, coletados por meio de uma abordagem baseada em amostras. Os dados de referência de maior qualidade podem ser obtidos através de dados coletados no solo, mas como isso é caro e trabalhoso, é mais comumente obtido através de imagens de satélite ou fotografia aérea com resolução espacial mais fina do que os dados que foram usados para criar os dados do mapa. Ao confiar em imagens para dados de referência e não haver imagens de alta resolução disponíveis, dados de maior qualidade podem ser coletados usando um processo considerado mais preciso, como a interpretação humana dos dados de referência (FINEGOLD, Y. et al., 2016).

A precisão do mapa pode ser quantificada criando uma matriz de erro (também comumente chamada de matriz de confusão), que compara a classificação do mapa com uma classificação de referência (FINEGOLD, Y. et al., 2016).

A matriz de confusão é a forma de representação da qualidade obtida de uma classificação digital de imagem, sendo expressa por meio da relação de informações dos dados de referência (compreendido como verdadeiro) com os dados classificados (PRINA; TRENTIN, 2015).

Como dados de referência para a validação da classificação de cobertura do solo foi utilizado uma imagem obtida a partir da Câmera Multiespectral e Pancromática de Ampla Varredura (WPM) embarcada no satélite CBERS 04A. Ela oferece além das três bandas espectrais do visível, 0,45-0,52 μ m (azul), 0,52-0,59 μ m (verde) e 0,63-0,69 μ m (vermelho), o infravermelho próximo (0,77-0,89 μ m) e uma banda pancromática (0,45- 0,90 μ m). A câmera WPM, com resolução espacial de 2m na banda pancromática e 8m nas bandas multiespectrais, com revisita de 31 dias e faixa de imageamento de 92km (INPE, 2019).

O CBERS 04A foi escolhido pois, além de apresentar características de resolução temporal, espacial e espectral ideais para a finalidade do presente trabalho, ainda é disponibilizado de maneira gratuita pelo sitio do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (<http://www2.dgi.inpe.br/catalogo/explore>), sendo o produto disponibilizado em formato GeoTIFF e pré-ortorretificado. As bandas multiespectrais com resolução espacial de 8m foram fusionadas com a banda pancromática com resolução espacial de 2m, para obter uma imagem multiespectral com maior qualidade para validação da classificação.

Foi selecionada para o presente trabalho uma imagem no caminho/linha 210/147, com data de 01/09/2021, cena do CBERS 04A que abrange a área dos

municípios estudados, a imagem escolhida é a data mais próximo da imagem que deu origem ao mapa temático a ser validado, tendo apenas 14 dias de diferença.

Após a classificação, foi definido amostras para avaliar a qualidade do mapa gerado, implementando a amostragem aleatório estratificado que é uma amostragem probabilística, comumente empregado para amostragem dentro de cada estrato das classes do mapa estratificado.

Amostragem aleatória estratificada é útil para relatar resultados quando os estratos são de interesse e a precisão da exatidão e as estimativas de área precisam ser melhoradas. Por isso, é um dos mais usados. É usado em conjunto com o conhecimento prévio para estratificar a área de estudo. Este desenho é recomendado por Olofsson et al. (2014) como uma opção de boa prática para garantir que as classes raras sejam bem representadas.

Para uma avaliação estatisticamente correta da precisão, é necessário coletar um número adequado de unidades amostrais para cada classe. De fato, o tamanho da amostra influenciará a precisão com que a exatidão é estimada. Para amostragem estratificada, Olofsson, et al. (2014) fornece a seguinte fórmula de tamanho de amostra.

$$n = \frac{(\sum W_i S_i)^2}{[S(\hat{\theta})]^2 + (1/N) \sum W_i S_i^2} \approx \left(\frac{\sum W_i S_i}{[S(\hat{\theta})]} \right)^2 \quad (25)$$

$$S_i = \sqrt{U_i * (1 - U_i)} \quad (26)$$

Onde:

N - Número de unidades na região de estudo;

$S(\hat{\theta})$ - Erro padrão da precisão global esperado;

W_i - Proporção mapeada da área da classe i ;

S_i - Desvio padrão do estrato i ;






U_i - Precisão esperada pela classe i ;

Como N é geralmente muito grande, o segundo termo no denominador da equação acima pode ser descartado. Adotando um Erro padrão da precisão global esperado ($S(\hat{\theta})$) de 0,005 foram obtidas 396 amostras para São Miguel do Oeste, distribuídas nas classes conforme Quadro 5. Adotando o mesmo ($S(\hat{\theta})$) de 0,005

também foram obtidas 396 amostras para Itapiranga, distribuídas nas classes conforme Quadro 6.

Em São Miguel do Oeste são 58 amostras para a classe de Área urbana, 70 amostras para a classe de Solo exposto, 159 amostras para a classe de Vegetação rasteira, 107 amostras para a classe de Vegetação arbórea e 2 amostras para a classe Água, totalizando 396 pontos amostrais que podem ser observados Quadro 5.






Quadro 5 - Número de amostras por classe em São Miguel do Oeste (18/08/2021).

Classes	Cor	Nº de amostras
Área Urbana		58
Solo Exposto		70
Vegetação Rasteira		159
Vegetação Arbórea		107
Água		2

Fonte: Autoria própria (2023).

Em Itapiranga são 28 amostras para a classe de Área urbana, 51 amostras para a classe de Solo exposto, 96 amostras para a classe de Vegetação rasteira, 163 amostras para a classe de Vegetação arbórea e 58 amostras para a classe Água, totalizando 396 pontos amostrais que podem ser observados no Quadro 6.

Quadro 6 - Número de amostras por classe em Itapiranga (18/08/2021).

Classes	Cor	Nº de amostras
Área Urbana		28
Solo Exposto		51
Vegetação Rasteira		96
Vegetação Arbórea		163
Água		58

Fonte: Autoria própria (2023).

Após definido os pontos amostrais para São Miguel do Oeste e Itapiranga, a matriz confusão foi gerada utilizando a grade de pontos amostrais que podem ser observada na Figura 8 para São Miguel do Oeste e na Figura 12 para Itapiranga, descritos na legenda como Amostras de validação. Os pixels do mapa temático de

uso e ocupação do solo foram comparados com a imagem do CBERS 04A sensor WPM, com resolução espacial de 2m, em na combinação de bandas 3, 2, 1, combinadas de forma 3(R), 2(G) e 1(B). A interpretação visual foi feita com o auxílio do plugin do Qgis Acatama.

A partir da matriz de confusão (conforme Quadro 7 adaptado Mendes et al (2015)) pode desenvolver-se uma série de medidas estatísticas que concluem o processo de validação, sendo descritas por Congalton (1991).

Quadro 7 - Modelo da matriz de confusão utilizada para a aferição da acurácia temática.

Classes	A	B	C	D	Total
A	n ₁₁	n ₁₂	n ₁₃	n ₁₄	n ₁₊
B	n ₂₁	n ₂₂	n ₂₃	n ₂₄	n ₂₊
C	n ₃₁	n ₃₂	n ₃₃	n ₃₄	n ₃₊
D	n ₄₁	n ₄₂	n ₄₃	n ₄₄	n ₄₊
Total	n ₊₁	n ₊₂	n ₊₃	n ₊₄	n

Fonte: Adaptado Mendes et al (2015).

Entre estas, a exatidão global é a medida mais simples e relaciona os elementos da diagonal com o total de pontos amostrados, sendo dada pela fórmula:

$$F_m = \frac{\sum n_i}{n} * 100 \quad (27)$$

F_m = exatidão global

n_i = elementos na diagonal

n = total de elementos amostrados

Em uma análise mais rigorosa deve-se levar em consideração os valores nas células marginais da matriz. No caso das linhas, os valores indicam o número de amostras que, pertencendo a uma determinada categoria, não foram incluídos nela. Os erros de omissão são calculados por:

$$E_o = \frac{n_{1+} - n_{11}}{n_{1+}} \quad (28)$$

E_o = erros de omissão

n_{1+} = marginal da linha

n_{11} = diagonal daquela linha

De igual forma as células nas diagonais das colunas expressam os erros de comissão, isto é, pixels que não se incluem em uma determinada categoria, pertencente realmente a outra:

$$E_{co} = \frac{n_{+1} - n_{11}}{n_{+1}} \quad (29)$$

E_{co} = erros de comissão

n_{+1} = marginal da coluna

n_{11} = diagonal daquela coluna

Os erros de omissão e comissão enfocam o mesmo problema. A omissão se refere a uma definição imperfeita da categoria e a comissão se refere a uma delimitação excessiva da categoria. Alguns autores enfocam-na como exatidão do usuário (consumidor) e exatidão do produtor:

$$F_u = \frac{n_{11}}{n_{1+}} * 100 \quad (30)$$

F_u = exatidão do usuário

$$F_p = \frac{n_{11}}{n_{+1}} * 100 \quad (31)$$

F_p = exatidão do produtor

O coeficiente Kappa retrata o grau de concordância dos dados, gerando, assim, um aspecto de confiabilidade e precisão dos dados classificados (PERROCA; GAIDZINSKI, 2003). O índice kappa foi calculado utilizando as equações (32), (33) e (34), sugeridas por Mendes et al (2015).

$$k_1 = \frac{n_{11} + n_{22} + n_{33} + n_{44}}{n} \quad (32)$$

$$k_2 = \left(\frac{n_{+1}}{n} * \frac{n_{1+}}{n} \right) + \left(\frac{n_{+2}}{n} * \frac{n_{2+}}{n} \right) + \left(\frac{n_{+3}}{n} * \frac{n_{3+}}{n} \right) + \left(\frac{n_{+4}}{n} * \frac{n_{4+}}{n} \right) \quad (33)$$

$$k = \frac{k_1 - k_2}{1 - k_2} \quad (34)$$

O resultado obtido pelo coeficiente Kappa, varia no intervalo de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo a 1, melhor a qualidade dos dados classificados. Vários são os índices para agrupar esses dados quantitativos para qualitativos, entre eles, pode ser destacado o de Fonseca (2000), conforme destacado no Quadro 8.

Quadro 8 - Agrupamento qualitativo do coeficiente kappa.

Índice Kappa	Desempenho
<0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Fonseca (2000).

5.3.6 Etapa 6: Emissividade (ε)

Para a obtenção da temperatura da superfície é utilizada a equação de Planck invertida, válida para um corpo negro. Como cada pixel não emite radiação eletromagnética como um corpo negro, é necessário introduzir a emissividade de cada pixel.

Foi utilizado a classificação de cobertura do solo para a definição da emissividade da superfície do solo de cada classe (WENG; LU; SCHUBRING, 2004). As 5 classes de uso e ocupação do solo foram reamostradas para emissividades com base nos dados do Quadro 9.

Quadro 9 - Emissividade adotada para cada classe de cobertura.

Classes	Emissividade (ε)
Área Urbana	0.90
Solo Exposto	0.95
Vegetação Rasteira	0.96
Vegetação Arbórea	0.97
Água	0.98

Fonte: Adaptado de Jensen (2009).

5.3.7 Etapa 7: Temperatura de brilho no satélite (T_B)

Os dados da banda termal (B6, no sensor TM e B10 sensor TIR) foram convertidos da radiância espectral para a temperatura de brilho do topo da atmosfera usando as constantes térmicas no arquivo de metadados (USGS, 2022b), processo possibilitado pelo emprego da equação (23).

5.3.8 Etapa 8: Temperatura da superfície (T)

A temperatura da superfície terrestre em kelvin foi calculada a partir da temperatura de brilho no satélite T_B como descrito por (WENG; LU; SCHUBRING, 2004), procedimento realizado empregando a equação (24). Para obter a temperatura de superfície em Graus Celsius foi necessário subtrair 273,15 do resultado da equação (24). Ficando a equação descrita da seguinte forma na calculadora raster do Qgis:

LamdSat 8

$$(B10 / (1 + (10.8 * B10 / 14388) * \ln("emissividade")))-273.15 \quad (35)$$

LamdSat 5

$$(B6 / (1 + (11.4 * B6 / 14388) * \ln("emissividade")))-273.15 \quad (36)$$

5.3.9 Etapa 9: Testes estatísticos

A fim de verificar estatisticamente se a classe de uso do solo, definidas pelo mapa temático de uso de ocupação do solo, influencia na distribuição espacial do elemento climático temperatura de superfície, foram cruzadas informações do mapa temático com o mapa de temperatura de superfície. Com os dados oriundos deste cruzamento foi calculada a correlação Eta.

Conforme Silveira (1999), o coeficiente de correlação a ser calculado quando se tem uma variável quantitativa Y e outra variável categórica ou nominal X, é o Coeficiente de Correlação Eta, que resulta sempre em um valor no intervalo fechado 0 e 1.

Segundo CHEN e POPOVICH (2002), a Correlação Eta tem sido apresentada como a medida apropriada para descrever a relação não-linear entre duas variáveis.

Se uma das variáveis, digamos, a independente é uma variável nominal, e a outra variável é intervalar ou de razão, a ideia de linearidade ou não-linearidade praticamente não tem sentido. Para SILVEIRA (1999), o coeficiente correto quando a relação entre dois conjuntos de dados é curvilínea é o Coeficiente Eta. O estimador do Coeficiente de Correlação Eta é a raiz quadrada da expressão a seguir (LIRA, 2004):

$$\eta_{y,x}^2 = \frac{\text{soma de quadrados entre grupos}}{\text{soma de quadrados total}} \quad (37)$$

O erro padrão do quadrado do Coeficiente Eta é dado por:

$$\hat{\sigma}_{\eta_{y,x}^2} = \frac{1 - \eta_{y,x}^2}{n - k} \quad (38)$$

Onde:

$\hat{\sigma}_{\eta_{y,x}^2}$ é o erro padrão do quadrado do Coeficiente Eta;

$\eta_{y,x}^2$ é o quadrado Coeficiente Eta;

n é o número de observações da amostra;

k é o número de categorias da variável nominal.

Na Análise da Variância (ANOVA) a um critério de classificação ou experimento de um fator são envolvidas duas variáveis, sendo que a variável independente é normalmente do tipo nominal e a dependente é medida em nível intervalar ou de razão (LIRA, 2004).

Na ANOVA, a soma de quadrados total é dividida em soma de quadrados entre grupos e soma de quadrados dentro dos grupos. A soma de quadrados entre grupos é a parte da variação atribuída à variável independente, e dentro dos grupos a outros fatores (LIRA, 2004).

A Correlação Eta ao quadrado é a razão entre a soma de quadrados entre grupos e a soma de quadrados total, equivalente ao $\hat{\rho}^2$ (variação explicada/variação total) do modelo de regressão linear simples (LIRA, 2004).

Para testar a significância do Coeficiente de Correlação Eta ($H_0: \eta=0$ e $H_1: \eta \neq 0$), usa-se a razão F (que é exatamente a razão F da ANOVA), dada por:

$$F = \frac{\eta_{y,x}^2 / (k - 1)}{(1 - \eta_{y,x}^2) / n - K} \quad (39)$$

Onde:

F é a estatística do teste;

K é o número de categorias da variável nominal;

n é o número total de observações.

De acordo com Montgomery (2008), a análise de variância, também conhecida como ANOVA é uma abordagem utilizada para se comparar vários grupos de interesse. Busca avaliar se há diferenças consideráveis entre os grupos investigados. Walpole et al. (2009) salientam que a ANOVA é um procedimento muito comum usado para lidar com testes de médias populacionais.

De acordo com Walpole et al. (2009), a ANOVA é um procedimento poderoso para testar a homogeneidade de um conjunto de médias. Entretanto, ao rejeitar a hipótese nula (H_0) e aceitar a hipótese alternativa (H_1) – de que as médias são iguais – ainda não é possível saber quais dentre as médias populacionais são iguais e quais são diferentes. Em geral, é de interesse realizar diversas (talvez, todas as possíveis) comparações correlacionadas entre os tratamentos.

Neste contexto temos alguns conceitos importantes um deles é o “Nível de Significância (α)”, que é o limite que se toma como base para afirmar que um certo desvio é decorrente do acaso ou não. Representa a probabilidade máxima tolerável de tomar a decisão errada de rejeitar H_0 quando ela for verdadeira. Os valores mais comuns adotados para α são 1%, 5% e 10%.

Outro parâmetro importa é o “Valor- p ”, que representa a probabilidade calculada, com base na amostra, de tomar a decisão errada de rejeitar H_0 quando ela for verdadeira.

Regra de decisão:

1- Aceitar H_0 se Valor- $p > \alpha$

2- Rejeitar H_0 se Valor- $p \leq \alpha$

Segundo Oliveira (2019), em estudos que buscam comparar a distribuição de três ou mais grupos de amostras independentes, frequentemente se utiliza ANOVA. Nesse caso, o resultado evidencia que a distribuição de pelo menos um dos grupos se difere das demais, mas não indica entre quais grupos a diferença é significativa.

Assim, se faz necessário utilizar testes de comparações múltiplas sendo um deles o Teste de Tukey (OLIVEIRA, 2019).

O Teste de Tukey se destaca por ser poderoso ao fazer comparações entre todos os pares e também por ser de fácil aplicação. Também é conhecido como Teste de Tukey HSD (Teste de Tukey da Diferença Honestamente Significativa) (OLIVEIRA, 2019). O teste compara médias duas a duas, faz comparações não planejadas, ou seja, o pesquisador não precisa estabelecer as comparações de médias que irá fazer sem ter visto os dados (VIEIRA, 2016).

Para proceder ao teste de Tukey, é preciso calcular a diferença mínima que deve haver entre duas médias para que elas possam ser consideradas diferentes ao nível de significância α . No Brasil, essa diferença é conhecida como diferença mínima significativa e, em geral, indicada pela letra grega Δ (delta). John W. Tukey, autor do teste de Tukey, chamou a diferença mínima que deve haver entre duas médias para que elas possam ser consideradas diferentes ao nível de significância α de *honestly significant difference* (HSD), ou seja, diferença honestamente significativa (VIEIRA, 2016).

Conforme Vieira (2016), para obter o valor da diferença honestamente significativa (Δ ou HSD) pelo teste de Tukey é preciso calcular:

$$HSD = q_{k,gl,x} \sqrt{\frac{QMR}{r}} \quad (40)$$

Onde:

$q_{k,gl,x}$ é denominado amplitude estudentizada e é encontrado na tabela de amplitude estudentizada q , ao nível de significância α , para k tratamentos e gl graus de liberdade do resíduo da ANOVA;

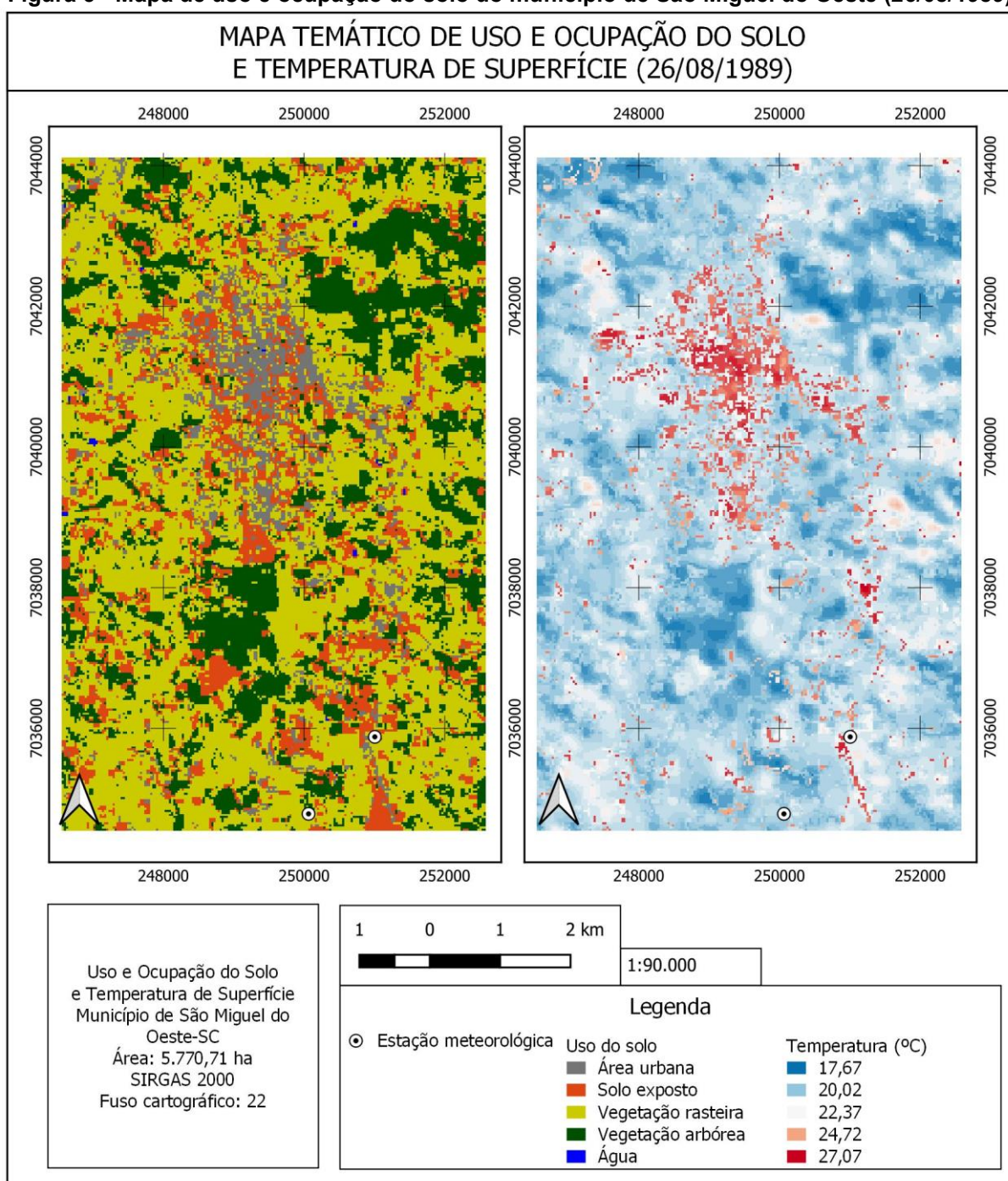
QMR é o quadrado médio do resíduo da análise de variância;

r é o número de repetições de cada um dos grupos.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

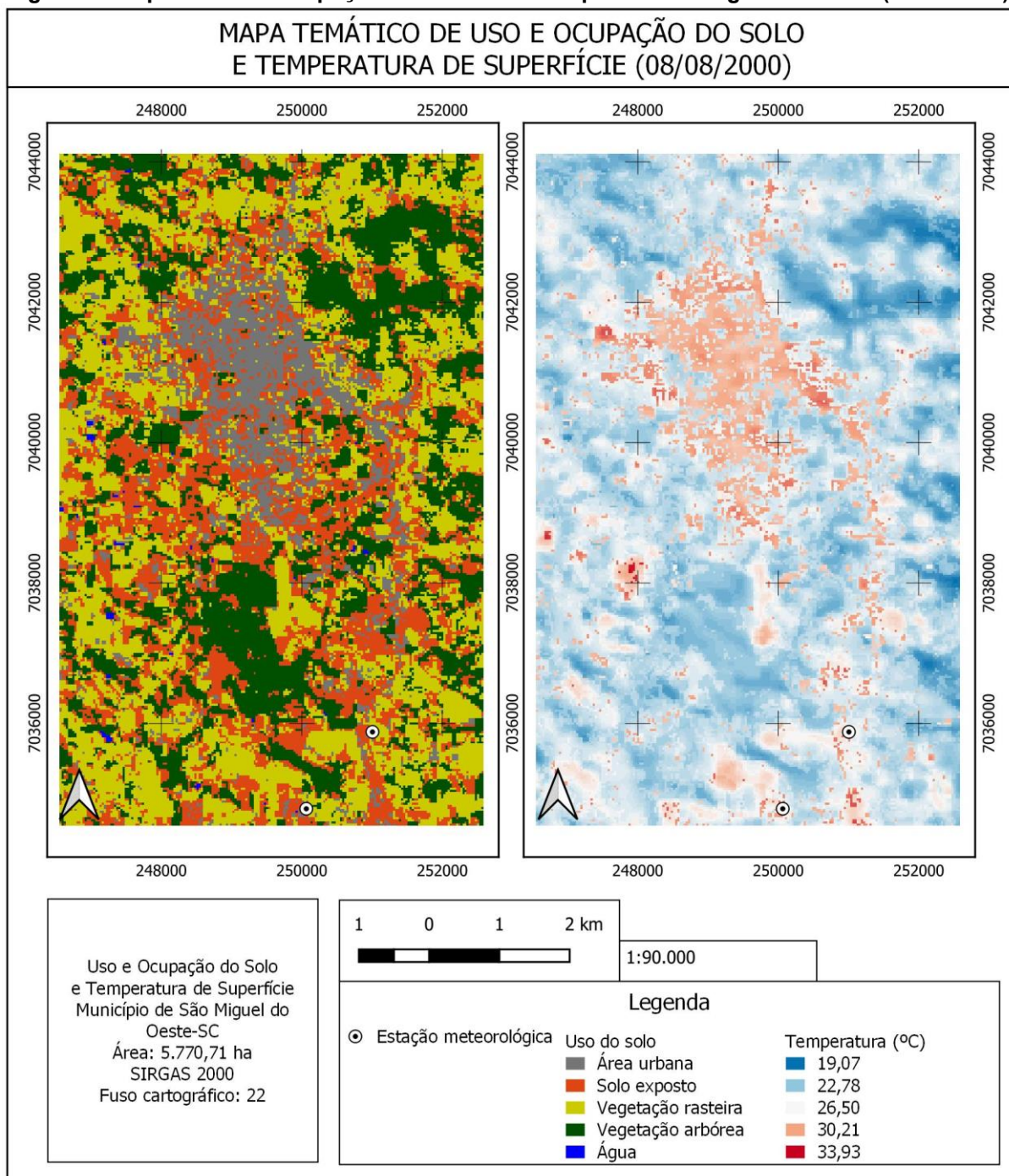
Foram obtidos os mapas de uso e cobertura do solo por meio da classificação supervisionada, bem como os dados quantitativos de área de cada classe utilizada. Na Figura 5 a Figura 8 podemos observar o mapa temático de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste nas datas listadas no Quadro 3.

Figura 5 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste (26/08/1989).



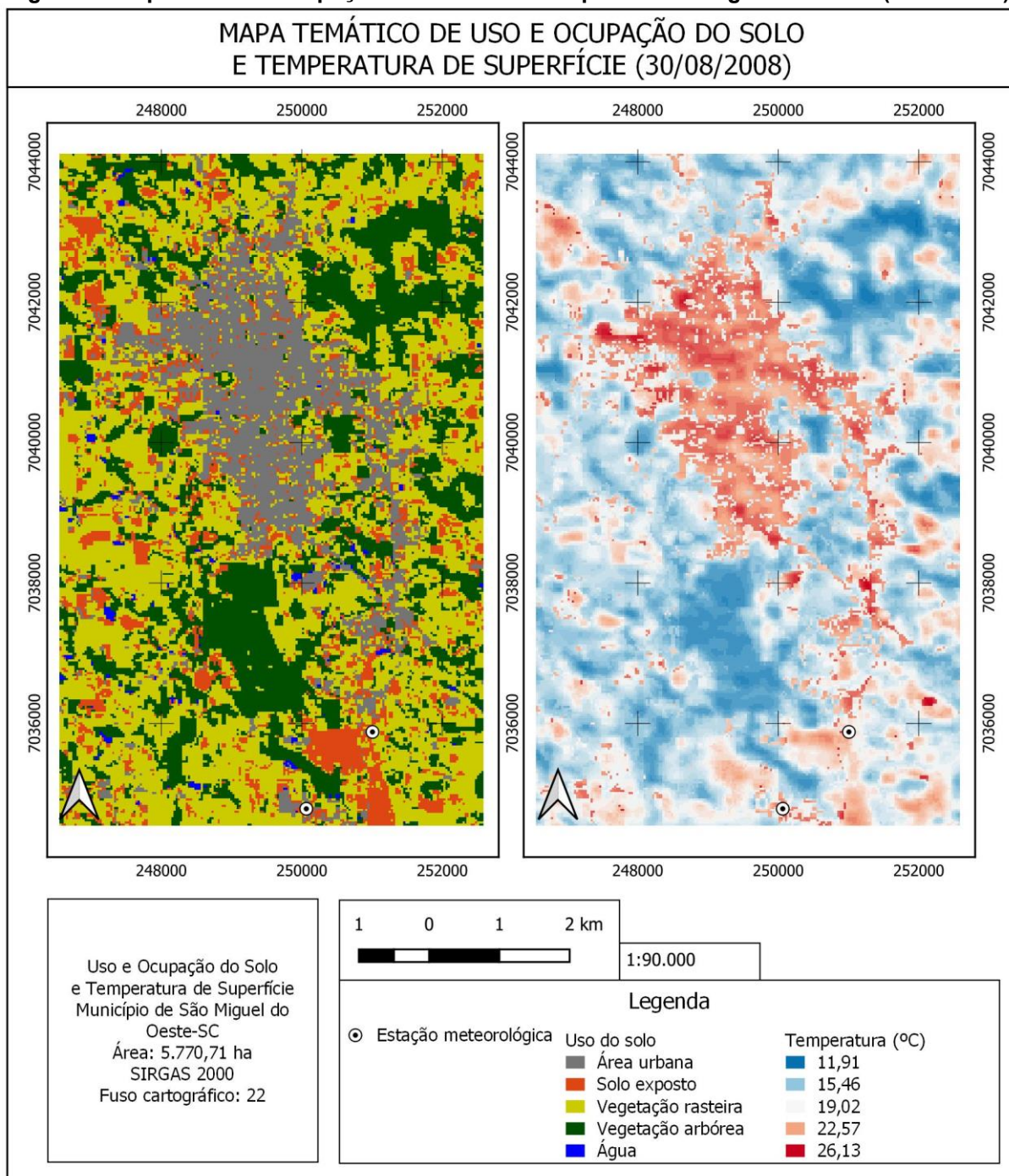
Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 6 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste (16/08/2000).



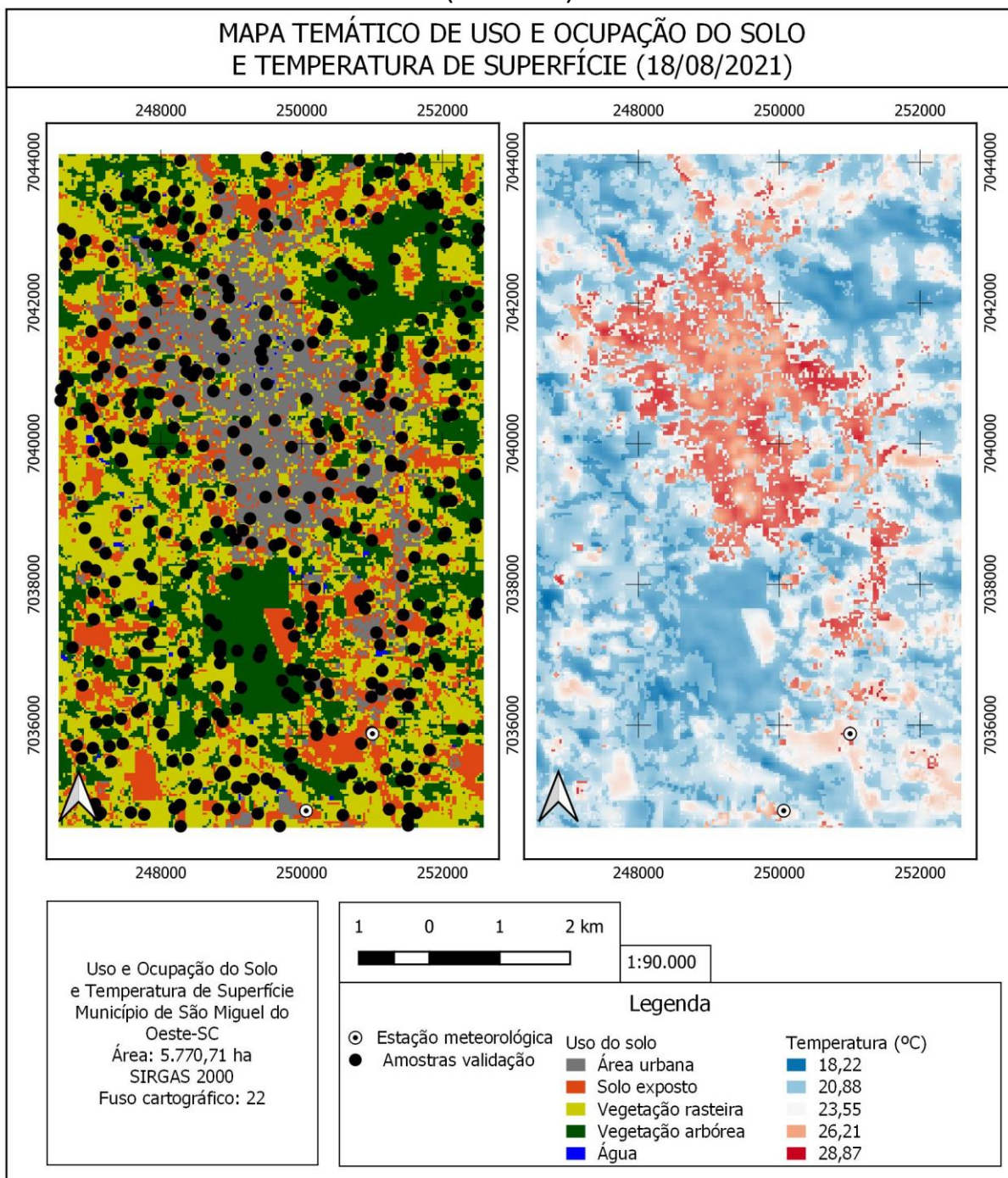
Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 7 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de São Miguel do Oeste (30/08/2008).



Fonte: Autoria própria (2023).

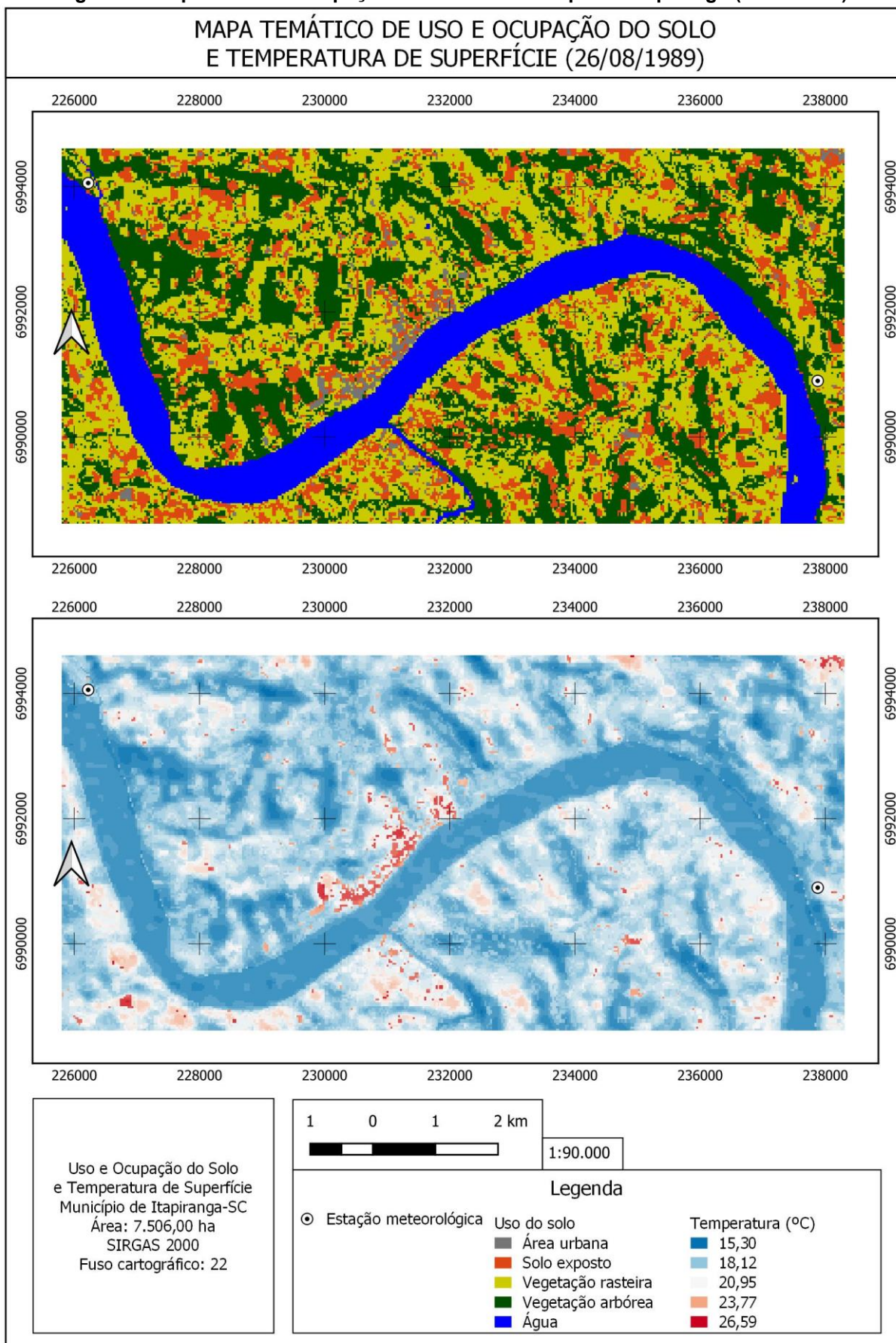
Figura 8 - Mapa de uso e ocupação do solo e pontos amostrais de São Miguel do Oeste (18/08/2021).



Fonte: Autoria própria (2023).

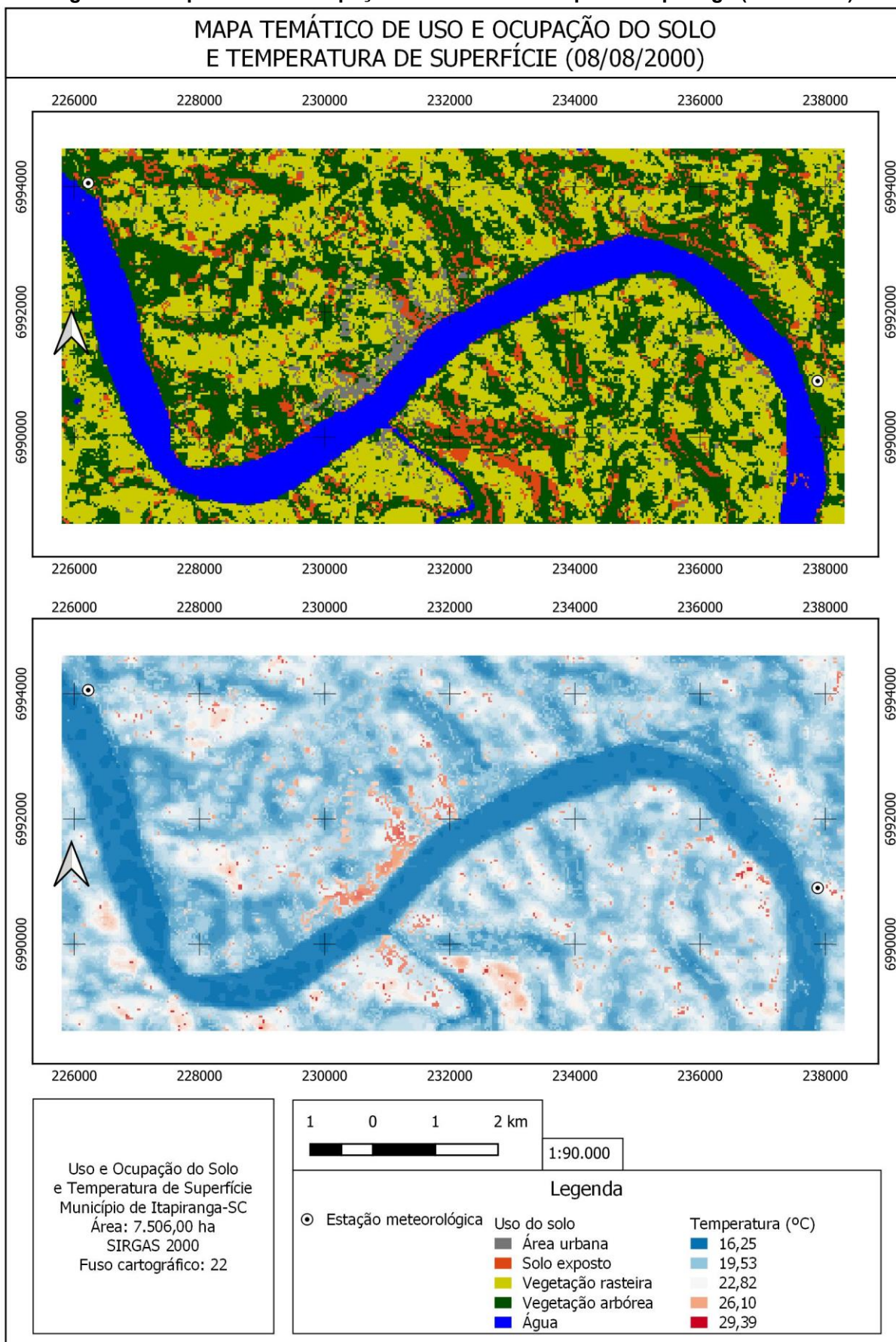
Na Figura 9 a Figura 12 podemos observar o mapa temático de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga nas datas listadas no Quadro 3.

Figura 9 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga (26/08/1989).



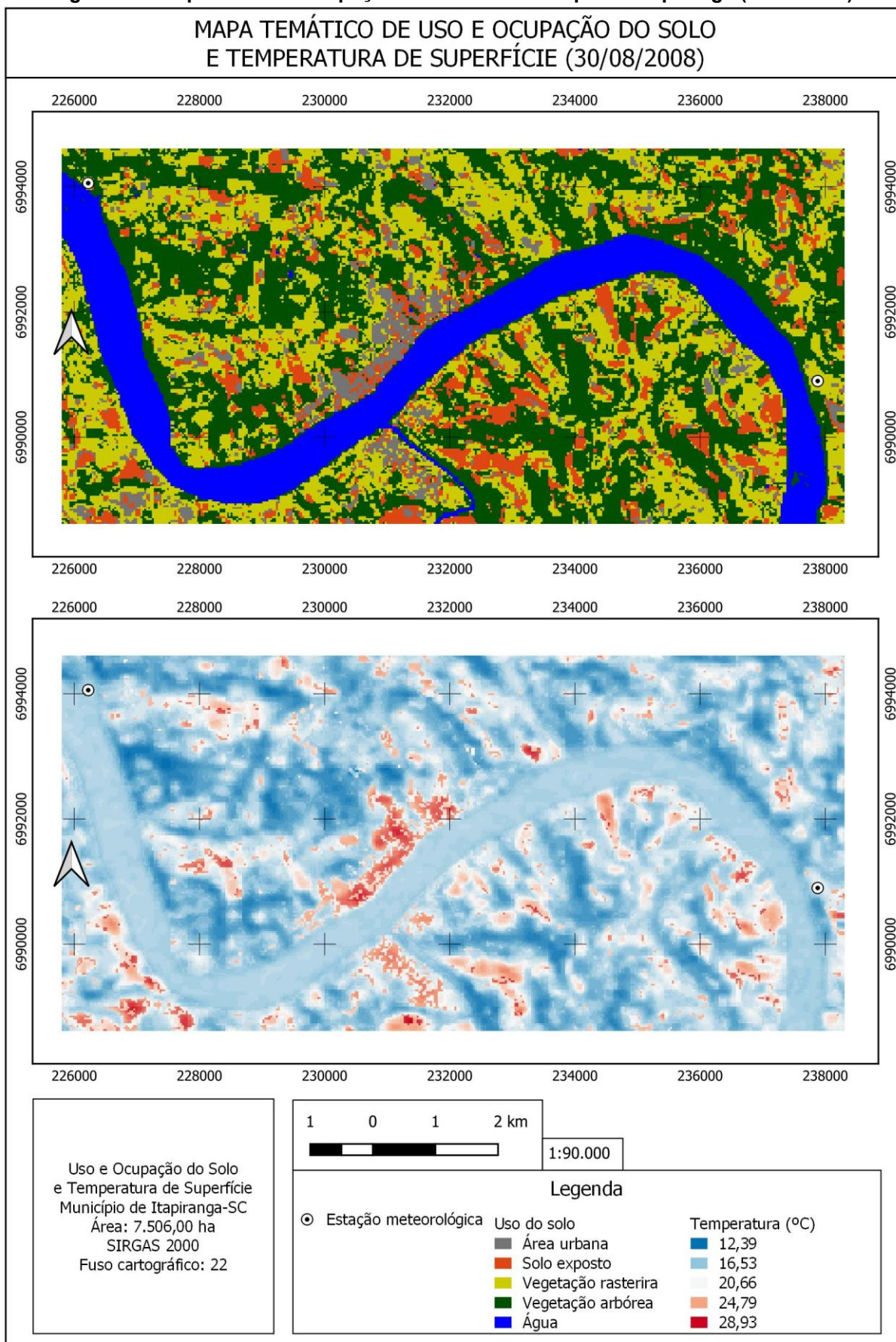
Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 10 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga (08/08/2000).



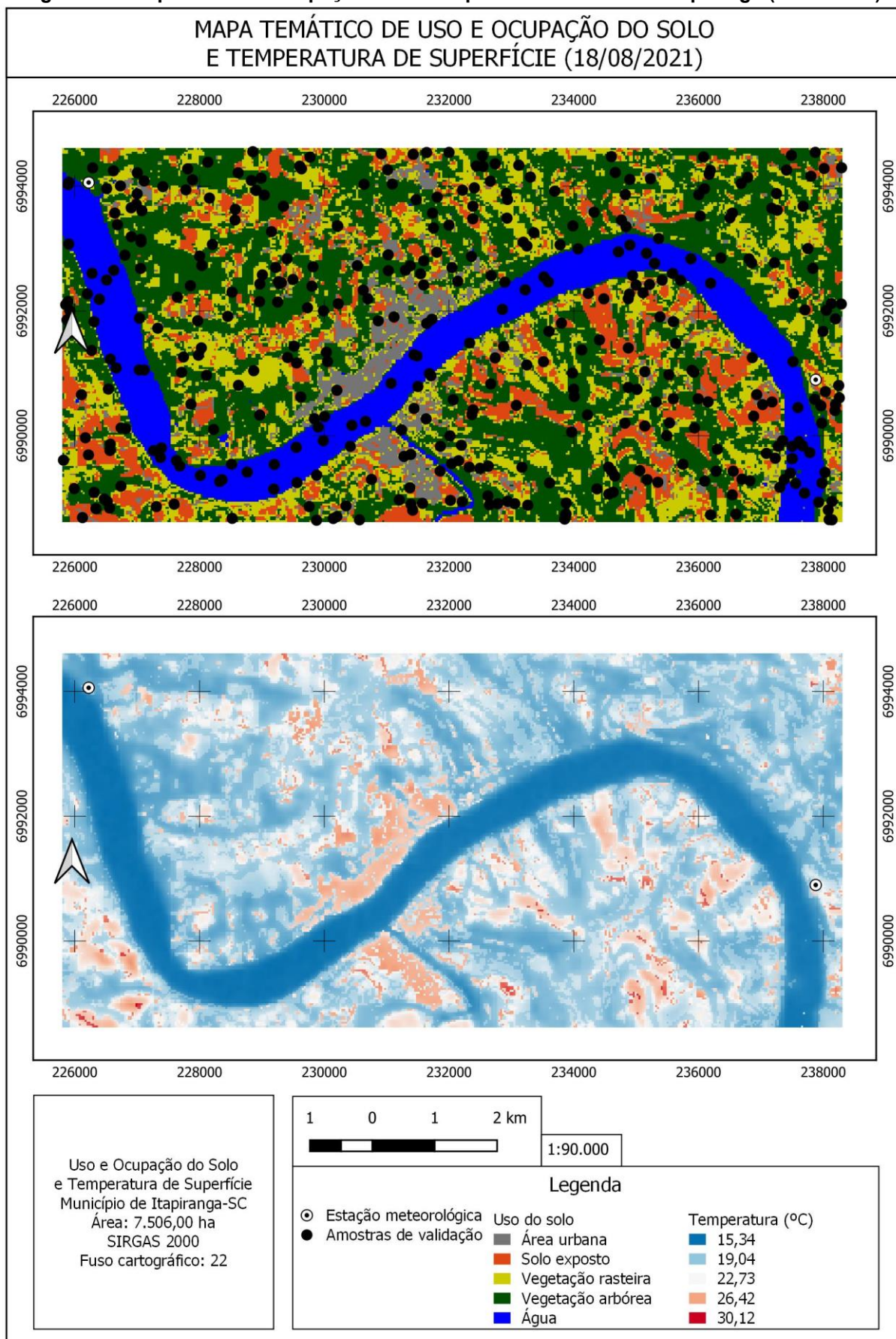
Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 11 - Mapa de uso e ocupação do solo do município de Itapiranga (30/08/2008).



Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 12 - Mapa de uso e ocupação do solo e pontos amostrais de Itapiranga (18/08/2021).



Fonte: Autoria própria (2023).

Após a confecção dos mapas temáticos utilizando a metodologia de classificação supervisionada, foi determinado a acurácia do mesmo em assemelhar a ocupação real do solo utilizando amostras.

A matriz de confusão ou de erro foi utilizada, por ser uma técnica eficaz na realização de acurácia na classificação do sensoriamento remoto. É formada por um arranjo quadrado de números definidos em linhas e colunas, expressando corretamente o número de unidades para cada amostra (SILVA et al, 2018).

Na Tabela 1 estão dispostos os valores da matriz de confusão para a classificação de 18/08/2021 feita para o município de São Miguel do Oeste (SC), gerada a partir dos de referência (WPM) e pela imagem classificada, a partir dos quais foram obtidos os exatidão global (F_m), índice kappa (k), erros de omissão (E_o), de comissão (E_{co}), exatidão do consumidor (F_u), exatidão do produtor (F_p).

A exatidão global e o índice kappa, foram calculados, para as categorias, obtendo-se resultados de 84% e 0,78. O índice Kappa mede o grau de concordância além do que seria esperado, tão somente pelo acaso. Apresenta valor máximo um, onde representa total concordância e os valores próximos ou abaixo de zero, indicam nenhuma concordância.

Os índices de exatidão indicam a probabilidade de as categorias classificadas na imagem terem sido também verificadas em campo. O índice de exatidão global foi de 84%. Baseado apenas neste resultado, poderia se concluir que este índice foi excelente. No entanto, Congalton (1991) alerta que, com base apenas no índice de exatidão global, as inferências feitas podem gerar equívocos e conclui que o cálculo e a análise da precisão do usuário conferem maior significado aos dados, revelando se há confusão entre as categorias.

Observa-se que a exatidão do produtor foi de 78% (Área Urbana), 82% (Solo Exposto), 83% (Vegetação Rasteira), 92% (Vegetação Arbórea) e 100% (Água). O índice de exatidão obtido para a categoria "Área Urbana" foi o menor de todos, abaixo da exatidão global, mas ainda assim é um bom resultado, sendo seguida pelas categorias Solo Exposto, Vegetação Rasteira, Vegetação Arbórea e Água, todos bons resultados. Vegetação Arbórea e Água ficando acima da exatidão global de 84%.

A exatidão do consumidor foi de 93% (Área Urbana), 66% (Solo Exposto), 87% (Vegetação Rasteira), 88% (Vegetação Arbórea) e 50% (Água). No caso da Área Urbana, resume-se que, embora 78% das áreas tenham sido identificadas como Área Urbana, a exatidão do consumidor mostra que a verificação em campo seria Área

Urbana em 93% das visitas. Sendo assim, para categoria Água, a chance de encontrá-la seria em 50% das visitas a campo. Para as categorias Área Urbana, Vegetação Rasteira e Vegetação Arbórea os resultados obtidos para a exatidão foram excelentes, Solo Exposto e Água tiveram os piores casos de exatidão do consumidor.

Uma outra forma de analisar a matriz de confusão seria através dos erros. Os erros de omissão foram de 7% (Área Urbana), 34% (Solo Exposto), 13% (Vegetação Rasteira), 12% (Vegetação Arbórea) e 50% (Água), significando que 7%, ou seja, 4 pontos dos 58 visitados que deveriam ser classificados como floresta, não foram. Para a categoria Água o resultado foi 50%, ou seja, 1 ponto de 2 visitados não corresponderam à categoria na realidade, sendo omitidos desta.

Os erros de comissão mostram os pontos que foram indevidamente incluídos em uma categoria. Pela Tabela 1 pode ser observado que foram indevidamente incluídos 22% na (Área Urbana), 18% no (Solo Exposto), 17% na (Vegetação Rasteira), 8% na (Vegetação Arbórea) e 0% na (Água). A categoria Água apresentou melhor resultado do que as outras.

De forma análoga, a qualidade da classificação das demais datas feitas para o município de São Miguel do Oeste (SC) foi considerada 'muito bom'.

Tabela 1 - Acurácia na classificação para o mapa temático de São Miguel do Oeste (18/08/2021).

Classes	Verdade de Campo (Cbbers)					Total	Erro de omissão	Exatidão do consumidor
	Área Urbana	Solo Exposto	Vegetação Rasteira	Vegetação Florestal	Água			
Área Urbana	54	2	2	0	0	58	7%	93%
Solo Exposto	9	46	14	1	0	70	34%	66%
Vegetação Rasteira	6	7	139	7	0	159	13%	87%
Vegetação Florestal	0	0	13	94	0	107	12%	88%
Água	0	1	0	0	1	2	50%	50%
Total	69	56	168	102	1	396		
Erro de comissão	22%	18%	17%	8%	0%			
Exatidão do produtor	78%	82%	83%	92%	100%			
Exatidão global	84%				Índice kappa		0,78	

Fonte: Autoria própria (2023).

Na Tabela 2 estão dispostos os valores da matriz de confusão para a classificação de 18/08/2021 feita para o município de Itapiranga (SC), gerada a partir do dos de referência (WPM) e pela imagem classificada, a partir dos quais foram obtidos os índices de exatidão global (F_m), índice kappa (k), erros de omissão (E_o), de comissão (E_{co}), exatidão do consumidor (F_u), exatidão do produtor (F_p).

A exatidão global e o índice kappa, foram calculados, para as categorias, obtendo-se resultados de 83% e 0,77. O índice Kappa mede o grau de concordância além do que seria esperado, tão somente pelo acaso. Apresenta valor máximo um, onde representa total concordância e os valores próximos ou abaixo de zero, indicam nenhuma concordância.

Os índices de exatidão indicam a probabilidade de as categorias classificadas na imagem terem sido também verificadas em campo. O índice de exatidão global foi de 84%. Baseado apenas neste resultado, poderia se concluir que este índice foi excelente. No entanto, Congalton (1991) alerta que, com base apenas no índice de exatidão global, as inferências feitas podem gerar equívocos e conclui que o cálculo e a análise da precisão do usuário confere maior significado aos dados, revelando se há confusão entre as categorias.

Observa-se que a exatidão do produtor foi de 95% (Área Urbana), 67% (Solo Exposto), 70% (Vegetação Rasteira), 93% (Vegetação Arbórea) e 95% (Água). O índice de exatidão obtido para a categoria "Solo Exposto" foi o menor de todos, abaixo da exatidão global, mas ainda assim é um bom resultado, sendo seguida pelas categorias Vegetação Rasteira, Vegetação Arbórea, Área Urbana e Água, todos bons resultados.

A exatidão do consumidor foi de 71% (Área Urbana), 67% (Solo Exposto), 84% (Vegetação Rasteira), 85% (Vegetação Arbórea) e 97% (Água). No caso da Área Urbana, resume-se que, embora 95% das áreas tenham sido identificadas como Área Urbana, a exatidão do consumidor mostra que a verificação em campo seria Área Urbana em 71% das visitas. Sendo assim, para categoria Solo Exposto, a chance de encontrá-la seria em 67% das visitas a campo. Para as categorias Vegetação Rasteira, Vegetação Arbórea e Água os resultados obtidos para a exatidão foram excelentes, Área Urbana e Solo Exposto tiveram os piores casos de exatidão do consumidor, ainda assim aceitáveis.

Uma outra forma de analisar a matriz de confusão seria através dos erros. Os erros de omissão foram de 29% (Área Urbana), 33% (Solo Exposto), 16% (Vegetação

Rasteira), 15% (Vegetação Arbórea) e 3% (Água), significando que 33%, ou seja, 17 pontos dos 51 visitados que deveriam ser classificados como Solo Exposto, não foram. Para a categoria Água o resultado foi 3%, ou seja, 2 pontos de 58 visitados não corresponderam à categoria na realidade, sendo omitidos desta.

Os erros de comissão mostram os pontos que foram indevidamente incluídos em uma categoria. Pela Tabela 2 pode ser observado que foram indevidamente incluídos 5% na (Área Urbana), 33% no (Solo Exposto), 30% na (Vegetação Rasteira), 7% na (Vegetação Arbórea) e 5% na (Água). As categorias Área Urbana e Água apresentaram melhores resultados do que as outras.

De forma análoga, a qualidade da classificação das demais datas feitas para o município de Itapiranga (SC) foi considerada ‘muito bom’.

Tabela 2 - Acurácia na classificação para o mapa temático de Itapiranga (18/08/2021).

Classes	Verdade de Campo (Cbers)					Total	Erro de omissão	Exatidão do consumidor
	Área Urbano	Solo Exposto	Vegetação Rasteira	Vegetação Florestal	Água			
Área Urbano	20	6	2	0	0	28	29%	71%
Solo Exposto	1	34	14	2	0	51	33%	67%
Vegetação Rasteira	0	7	81	6	2	96	16%	84%
Vegetação Florestal	0	4	19	139	1	163	15%	85%
Água	0	0	0	2	56	58	3%	97%
Total	21	51	116	149	59	396		
Erro de comissão	5%	33%	30%	7%	5%			
Exatidão do produtor	95%	67%	70%	93%	95%			
Exatidão global	83%						Índice kappa	0,77

Fonte: Autoria própria (2023).

Após a obtenção dos mapas temáticos de uso e ocupação do solo foi possível determinar a área para as classes de uso na área de estudo do município de São Miguel do Oeste, como pode ser observado na Tabela 3.

Tabela 3 - Área em hectare (há) e porcentagem (%) para cada classe de Uso e Ocupação do Solo (São Miguel do Oeste).

Dia/Mês/ Ano	Classe	Área (ha)	Área (%)
26 de ago 1989	1 - Área Urbana	376,11	6,52%
	2 - Solo Exposto	874,17	15,15%
	3 - Vegetação Rasteira	3.181,50	55,13%
	4 - Vegetação Arbórea	1.333,35	23,11%
	5 - Água	5,58	0,10%
	Total	5.770,71	100,00%
16 de ago 2000	1 - Área Urbana	617,49	10,70%
	2 - Solo Exposto	1.575,00	27,29%
	3 - Vegetação Rasteira	2.057,31	35,65%
	4 - Vegetação Arbórea	1.510,38	26,17%
	5 - Água	10,53	0,18%
	Total	5.770,71	100,00%
30 de ago 2008	1 - Área Urbana	863,19	14,96%
	2 - Solo Exposto	703,44	12,19%
	3 - Vegetação Rasteira	2.665,35	46,19%
	4 - Vegetação Arbórea	1.500,12	26,00%
	5 - Água	38,61	0,67%
	Total	5.770,71	100,00%
18 de ago 2021	1 - Área Urbana	841,77	14,59%
	2 - Solo Exposto	1.024,02	17,75%
	3 - Vegetação Rasteira	2.323,44	40,26%
	4 - Vegetação Arbórea	1.555,56	26,96%
	5 - Água	25,90	0,45%
	Total	5.770,71	100,00%

Fonte: Autoria própria (2023).

Afim de facilitar a observação da evolução das áreas das classes de cobertura do solo em São Miguel do Oeste, o percentual de área de cada classe ao longo dos anos foi organizado na Tabela 4.

Tabela 4 - Evolução das áreas das classes de cobertura do solo em São Miguel do Oeste.

Classe	Área (%)			
	26/08/1989	16/08/2000	30/08/2008	18/08/2021
1 - Área Urbana	6,52%	10,70%	14,96%	14,59%
2 - Solo Exposto	15,15%	27,29%	12,19%	17,75%
3 - Vegetação Rasteira	55,13%	35,65%	46,19%	40,26%
4 - Vegetação arbórea	23,11%	26,17%	26,00%	26,96%
5 - Água	0,10%	0,18%	0,67%	0,45%
Total	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Fonte: Autor (2023)

Analisando as classes separadamente na área de estudo do município de São Miguel do Oeste, verificou-se que a Vegetação rasteira apresentou maior extensão territorial dos anos 1989, 2000, 2008 e 2021 com 55,13%, 35,65%, 46,19%, e 40,26%, respectivamente, sendo seguida nos mesmos anos pelas áreas de Vegetação arbórea (23,11%, 26,17%, 26,00% e 26,96%, respectivamente enquanto que, a classe Água ocupou a menor extensão, ficando em todas as classificações abaixo de 1%, valores que podem ser observados na Tabela 3.

Um ponto importante a ser observado sobre os dados da Tabela 3 é a redução da área da classe área urbana de 14,96% no ano de 2008 para 14,59% no ano de 2021, dado esse que vai na contramão do crescimento populacional de 22,1% desde a realização do Censo de 2010, e já chega a 44.330 habitantes, segundo os primeiros resultados do Censo Demográfico de 2022, divulgados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística).

A Tabela 5 relaciona a distribuição do total das áreas de cada classe de uso, pela sua respectiva classe de temperatura em grau Celsius para a cidade de São Miguel do Oeste na data de 26/08/1989. Podemos perceber a importância da vegetação, em especial a arbórea, como agente moderador da temperatura, Nesse sentido, a vegetação florestal é a classe de uso com mais áreas com menores temperaturas, sendo em sua grande maioria, áreas com temperaturas 20,02 e 22,37°C. Pode-se perceber também que a vegetação arbórea não apresenta áreas com mais de 24,72 °C. A vegetação rasteira, classe de uso que apresenta um maior equilíbrio de suas áreas conforme a temperatura, também decresce em área após os 22,37 °C, apresentando a máxima temperatura de 24,72 °C.

Tabela 5 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 26/08/1989)

Classe	Área (ha)				Total
	17,67 a 20,02 °C	20,02 a 22,37 °C	22,37 a 24,72 °C	24,72 a 27,07 °C	
Área Urbana	-	-	19,71	356,40	376,11
Solo Exposto	-	523,08	351,09	-	874,17
Vegetação Rasteira	64,80	2.244,15	872,55	-	3181,5
Vegetação Arbórea	541,17	790,11	2,07	-	1333,35
Água	4,32	1,26	-	-	5,58
Total	610,29	3.558,60	1.245,42	356,40	5.770,71

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao contrário da vegetação arbórea, a área urbana começa a destacar suas áreas na classe de 19,71 a 24,72°C. A maioria das áreas dessa classe de uso apresenta temperaturas que oscilam entre 24,72 a 27,07°C.

Nesse sentido, Martinelli e Santos Jr. (2015) ressaltam que num ambiente urbano a árvore tem incorporado estreita relação com a arquitetura das cidades, e a arborização urbana contribui para obtenção de um ambiente urbano térmico agradável, tendo influência decisiva na qualidade de vida nas cidades.

Resultados semelhantes podem ser observados nas Tabela 6 a Tabela 8, com resultado para as datas de 16/08/2000, 30/08/2008 18/08/2021, no município de São Miguel do Oeste.

Tabela 6 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 16/08/2000)

Classe	Área (ha)				Total
	19,07 a 22,78 °C	22,78 a 26,50 °C	26,50 a 30,21 °C	30,21 a 33,93 °C	
Área Urbana	-	0,36	284,76	332,37	617,49
Solo Exposto	17,82	1.371,24	180,00	5,94	1575
Vegetação Rasteira	15,12	1.841,22	200,97	-	2057,31
Vegetação Arbórea	578,88	931,50	-	-	1510,38
Água	9,18	1,35	-	-	10,53
Total	621,00	4.145,58	665,82	338,31	5.770,71

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 7 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 30/08/2008)

Classe	Área (ha)				Total
	11,91 a 15,46 °C	15,46 a 19,02 °C	19,02 a 22,57 °C	22,57 a 26,13 °C	
Área Urbana	-	2,07	236,34	624,78	863,19
Solo Exposto	-	146,16	535,59	21,69	703,44
Vegetação Rasteira	1,53	1.795,41	866,07	2,34	2665,35
Vegetação Arbórea	592,65	889,83	17,64	-	1500,12
Água	1,89	36,36	0,36	-	38,61
Total	596,07	2.869,83	1.656,00	648,81	5.770,71

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 8 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (SMO 18/08/2021)

Classe	Área (ha)				Total
	18,22 a 20,88 °C	20,88 a 23,55 °C	23,55 a 26,21 °C	26,21 a 28,87 °C	
Área Urbana	-	0,99	36,72	804,06	841,77
Solo Exposto	-	480,15	541,44	2,43	1024,02
Vegetação Rasteira	41,49	2.148,75	133,20	-	2323,44
Vegetação Arbórea	932,76	622,80	-	-	1555,56
Água	19,08	6,84	-	-	25,92
Total	993,33	3.259,53	711,36	806,49	5.770,71

Fonte: Autoria própria (2023).

Após a obtenção dos mapas temáticos de uso e ocupação do solo, também foi possível determinar a área para as classes de uso na área de estudo do município de Itapiranga, como pode ser observado na Tabela 9.

Tabela 9 - Área em hectare (há) e porcentagem (%) para cada classe de Uso e Ocupação do Solo (Itapiranga).

Dia/Mês/ Ano	Classe	Área (ha)	Área (%)
26 de ago 1989	1 - Área Urbana	116,91	1,56%
	2 - Solo Exposto	1.102,95	14,69%
	3 - Vegetação Rasteira	2.865,15	38,17%
	4 - Vegetação Arbórea	2.320,83	30,92%
	5 - Água	1.100,16	14,66%
	Total	7.506,00	100,00%
16 de ago 2000	1 - Área Urbana	221,67	2,95%
	2 - Solo Exposto	512,55	6,83%
	3 - Vegetação Rasteira	2.707,30	38,47%
	4 - Vegetação Arbórea	2.791,98	37,20%
	5 - Água	1.092,51	14,56%
	Total	7.506,00	100,00%
30 de ago 2008	1 - Área Urbana	378,54	5,04%
	2 - Solo Exposto	778,50	10,37%
	3 - Vegetação Rasteira	2.333,07	31,08%
	4 - Vegetação Arbórea	2.910,60	38,78%
	5 - Água	1.105,29	14,73%
	Total	7.506,00	100,00%
18 de ago 2021	1 - Área Urbana	521,73	6,95%
	2 - Solo Exposto	972,00	12,95%
	3 - Vegetação Rasteira	1.824,57	24,31%
	4 - Vegetação Arbórea	3.082,86	41,07%
	5 - Água	1.104,84	14,72%
	Total	7.506,00	100,00%

Fonte: Autoria própria (2023).

Afim de facilitar a observação da evolução das áreas das classes de cobertura do solo em Itapiranga, o percentual de área de cada classe ao longo dos anos foi organizado na Tabela 10.

Tabela 10 - Evolução das áreas das classes de cobertura do solo em Itapiranga.

Classe	Área (%)			
	26/08/1989	16/08/2000	30/08/2008	18/08/2021
1 – Área Urbana	1,56%	2,95%	5,04%	6,95%
2 - Solo Exposto	14,69%	6,83%	10,37%	12,95%
3 - Vegetação Rasteira	38,17%	38,47%	31,08%	24,31%
4 - Vegetação arbórea	30,92%	37,20%	38,78%	41,07%
5 - Água	14,66%	14,56%	14,73%	14,72%
Total	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Fonte: Autoria própria (2023).

Analisando as classes separadamente na área de estudo do município de Itapiranga, verificou-se que a Vegetação arbórea apresentou maior extensão territorial dos anos 2008 e 2021 com 38,78%, e 41,07%, respectivamente, nos anos 1989 e 2000 a classe de Vegetação rasteira apresentou maior extensão territorial com 38,17%, e 38,47%, respectivamente enquanto que, a classe Água permaneceu constante, ficando aproximadamente 14% em todas as classificações, valores que podem ser observados na Tabela 9.

Um ponto importante a ser observado sobre os dados da Tabela 9 é aumento da área da classe área urbana de 5,04% no ano de 2008 para 6,95% no ano de 2021, dado esse que está de acordo com o crescimento populacional de 7,9% desde a realização do Censo de 2010, e já chega a 16.638 habitantes, segundo os primeiros resultados do Censo Demográfico de 2022, divulgados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística).

A Tabela 11 relaciona a distribuição do total das áreas de cada classe de uso, pela sua respectiva classe de temperatura em grau Celsius para a cidade de Itapiranga na data de 26/08/1989. Podemos perceber a importância da vegetação, em especial a arbórea, como agente moderador da temperatura, Nesse sentido, a vegetação florestal é a classe de uso com mais áreas com menores temperaturas, sendo em sua grande maioria, áreas com temperaturas entre 15,30 a 20,95°C. Pode-se perceber também que a vegetação arbórea não apresenta áreas com mais de 23,77 °C. A vegetação rasteira, classe de uso que apresenta um maior equilíbrio de suas áreas conforme a temperatura, também decresce em área após os 20,95 °C, apresentando a máxima temperatura de 23,77 °C.

Tabela 11 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 26/08/1989)

Classe	Área (ha)				Total
	15,30 a 18,12 °C	18,12 a 20,95 °C	20,95 a 23,77 °C	23,77 a 26,59 °C	
Área Urbana	-	-	12,60	104,31	116,91
Solo Exposto	-	646,74	456,21	-	1102,95
Vegetação Rasteira	46,53	2.466,81	351,81	-	2865,15
Vegetação Arbórea	1.159,11	1.161,54	0,18	-	2320,83
Água	1.090,98	9,18	-	-	1100,16
Total	2.296,62	4.284,27	820,80	104,31	7.506,00

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao contrário da vegetação arbórea, a área urbana começa a destacar suas áreas na classe de 20,95 a 23,77°C. A maioria das áreas dessa classe de uso apresenta temperaturas que oscilam entre 23,77 a 26,59°C.

Nesse sentido, Martinelli e Santos Jr. (2015) ressaltam que num ambiente urbano a árvore tem incorporado estreita relação com a arquitetura das cidades, e a arborização urbana contribui para obtenção de um ambiente urbano térmico agradável, tendo influência decisiva na qualidade de vida nas cidades.

Resultados semelhantes podem ser observados nas Tabela 6 a Tabela 14, com resultado para as datas de 16/08/2000, 30/08/2008 18/08/2021, no município de Itapiranga.

Tabela 12 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 16/08/2000)

Uso do Solo	Área (ha)				Total
	16,25 a 19,53 °C	19,53 a 22,82 °C	22,82 a 26,10 °C	26,10 a 29,39 °C	
Área Urbana	-	-	67,68	153,99	221,67
Solo Exposto	25,11	427,23	56,97	3,24	512,55
Vegetação Rasteira	51,12	2.263,77	572,22	0,18	2887,29
Vegetação Arbórea	1.583,46	1.204,83	3,69	-	2791,98
Água	1.091,16	1,35	-	-	1092,51
Total	2.750,85	3.897,18	700,56	157,41	7.506,00

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 13 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 30/08/2008)

Uso do Solo	Área (ha)				Total
	12,39 a 16,53 °C	16,53 a 20,66 °C	20,66 a 24,79 °C	24,79 a 28,93 °C	
Área Urbana	0,18	2,61	148,86	226,89	378,54
Solo Exposto	4,05	411,03	338,49	24,93	778,5
Vegetação Rasteira	166,77	1.932,39	233,91	-	2333,07
Vegetação Arbórea	1.836,45	1.070,46	3,69	-	2910,6
Água	27,09	1.078,20	-	-	1105,29
Total	2.034,54	4.494,69	724,95	251,82	7.506,00

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 14 - Distribuição em área das temperaturas conforme classe de uso do solo (ITA 18/08/2021)

Uso do Solo	Área (ha)				Total
	15,34 a 19,04 °C	19,04 a 22,73 °C	22,73 a 26,42 °C	26,42 a 30,12 °C	
Área Urbana	0,18	-	241,38	280,17	521,73
Solo Exposto	-	400,23	553,77	18	972
Vegetação Rasteira	13,32	1765,26	45,99	-	1824,57
Vegetação Arbórea	1232,1	1849,23	1,53	-	3082,86
Água	1099,8	5,04	-	-	1104,84
Total	2.345,40	4.019,76	842,67	298,17	7.506,00

Fonte: Autoria própria (2023).

Após a confecção dos mapas temáticos de uso e ocupação do solo e teste da acurácia do mesmos, foi calculado a temperatura de superfície para cada pixel da imagem e para uma melhor visualização dos dados obtidos, elaboraram-se mapas com a distribuição das temperaturas da superfície para cada área analisada, como pode ser observado da Figura 5 a Figura 8 para a área de estudo no município de São Miguel do Oeste.

A análise do mapa de temperatura da superfície (T) para a cidade de São Miguel do Oeste possibilita observar que as maiores diferenças entre temperatura mínima e máxima aconteceram nos anos de 2000 e 2008, ficando em aproximadamente 15°C, e no verão do ano de 1989 apresentou apenas 9°C de diferença entre a mínima e a máxima, evidenciando uma menor amplitude de temperatura nesse ano. Isto pode ser decorrente da expansão das áreas urbanizadas, que apresenta locais com excessiva quantidade de construções e baixa concentração de áreas verdes, tornando a temperatura mais elevada que as áreas vizinhas não

urbanizadas. Os valores de temperatura mínima, máxima e variação foram compilados na Tabela 15.

Em termos gerais, a classe que apresenta o maior valor (33,93°C) foi detectada na classe de Área urbana no ano de 2000, resultante da substituição de superfícies naturais, como vegetação, por materiais, como asfalto e concreto, que reduzem a cobertura vegetal e alteram radicalmente as propriedades térmicas. Essas modificações ocorridas no espaço urbano podem ocasionar efeitos significantes sobre o tempo e o clima local (KALNAY & CAI, 2003). A classe que apresenta a temperatura mínima de 11,91°C no ano de 2008 corresponde a áreas com maior volume de vegetação (classe vegetação arbórea), que ajuda a diminuir a temperatura da superfície e do ar através do efeito direto de sombreamento e da evapotranspiração. Áreas com vegetação densa reduzem a quantidade de radiação solar que chega à superfície abaixo da copa, uma vez que parte da radiação solar incidente é absorvida pelas folhas e utilizada para fotossíntese, e outra fração é refletida de volta para a atmosfera. Como consequência, o sombreamento diminui a temperatura da superfície e, por outro lado, superfícies mais frias acabam também por reduzir o calor transmitido para as edificações e a atmosfera (SANTOS, 2011).

Fica evidenciado que áreas com presença de vegetação favorecem a diminuição da temperatura da superfície, em decorrência da baixa incidência de radiação solar que chega a superfície, e também devido à uma maior quantidade de água disponível para os processos de evaporação e evapotranspiração. Enquanto que em áreas urbanas por ser constituída de materiais não evaporativos e impermeáveis, como asfalto e concreto, a radiação líquida à superfície é convertida em fluxo de calor sensível, resultando num aumento considerável da temperatura da superfície (SANTOS, 2011).

As propriedades radiativas e térmicas dos materiais urbanos, em particular, emissividade, também apresentam forte influência no desenvolvimento do fenômeno ilha de calor, visto que elas determinam como a radiação de onda curta e longa é refletida, absorvida, emitida e armazenada (SANTOS, 2011). Ainda pode ser observado que a temperatura da superfície aumenta da periferia em direção a parte central da cidade do São Miguel do Oeste. Essas alterações resultam da intensidade das interferências antrópicas sofridas em cada região.

Tabela 15 - Temperaturas (T °C) mínimas e máximas para São Miguel do Oeste

Ano	Dia/Mês	T mínima (°C)	T máxima (°C)	Variação (°C)
1989	26 de ago	17,67	27,07	9,40
2000	08 de ago	19,07	33,93	14,86
2008	30 de ago	11,91	26,13	14,22
2021	18 de ago	18,22	28,87	10,65

Fonte: Autoria própria (2023).

Após a confecção dos mapas temáticos de uso e ocupação do solo e teste da acurácia do mesmos, foi calculado a temperatura de superfície para cada pixel da imagem e para uma melhor visualização dos dados obtidos, elaboraram-se mapas com a distribuição das temperaturas da superfície para cada área analisada, como pode ser observado da Figura 9 a Figura 12 para a área de estudo no município de Itapiranga.

A análise do mapa de temperatura da superfície (T) para área de estudo na cidade de Itapiranga possibilita observar que as maiores diferenças entre temperatura mínima e máxima aconteceram nos anos de 2008 e 2021 ficando em aproximadamente 15°C, e no ano de 1989 apresentou apenas 11,30°C de diferença entre a mínima e a máxima, evidenciando uma menor amplitude de temperatura nesse ano, passando para 13,14°C no ano de 2000. Isto pode ser decorrente da expansão das áreas de solo exposto, e conseqüente diminuição de áreas verdes, tornando a temperatura mais elevada que as áreas vizinhas. Os valores de temperatura mínima, máxima e variação foram compilados na Tabela 16.

Em termos gerais, a classe que apresenta valor superior de 30,12°C no ano de 2021 foi detectada na área do perímetro urbano (classe Área urbana), resultante da substituição de superfícies naturais, como vegetação, por materiais, como asfalto e concreto, que reduzem a cobertura vegetal e alteram radicalmente as propriedades térmicas. Essas modificações ocorridas no espaço urbano podem ocasionar efeitos significantes sobre o tempo e o clima local (KALNAY & CAI, 2003). A classe que apresenta a temperatura mínimo de 12,40°C no ano de 2008, corresponde a áreas com maior volume de vegetação (classe vegetação arbórea), que ajuda a diminuir a temperatura da superfície e do ar através do efeito direto de sombreamento e da evapotranspiração. Áreas com vegetação densa reduzem a quantidade de radiação solar que chega à superfície abaixo da copa, uma vez que parte da radiação solar incidente é absorvida pelas folhas e utilizada para fotossíntese, e outra fração é refletida de volta para a atmosfera. Como consequência, o sombreamento diminui a temperatura da superfície e, por outro lado, superfícies mais frias acabam também por

reduzir o calor transmitido para as edificações e a atmosfera (SANTOS, 2011). Também foi observado que em áreas que apresentavam corpos hídricos os valores de temperatura eram semelhantes aos encontrados em áreas de vegetação.

A cidade encontra-se estabelecida na margem do Rio Uruguai, onde observou-se baixas temperaturas, que variam entre 15,30 °C a 18,37 °C. Tais valores são resultantes da forte presença de umidade encontradas nesses ambientes, uma vez essas áreas possuem grande capacidade de absorção de radiação solar, Alcântara et al. (2011) corrobora com o exposto ao afirmar que parte da energia que é recebida nesses locais é convertida em calor latente e emitida a atmosfera pelo processo de evaporação da água.

Fica evidenciado que áreas com presença de vegetação e corpos d'água favorecem a diminuição da temperatura da superfície, em decorrência da baixa incidência de radiação solar que chega a superfície, e também devido à uma maior quantidade de água disponível para os processos de evaporação e evapotranspiração. Enquanto que em áreas urbanas por ser constituída de materiais não evaporativos e impermeáveis, como asfalto e concreto, a radiação líquida à superfície é convertida em fluxo de calor sensível, resultando num aumento considerável da temperatura da superfície (SANTOS, 2011).

As propriedades radiativas e térmicas dos materiais urbanos, em particular, emissividade, também apresentam forte influência no desenvolvimento do fenômeno ilha de calor, visto que elas determinam como a radiação de onda curta e longa é refletida, absorvida, emitida e armazenada (SANTOS, 2011). Ainda pode ser observado que a temperatura da superfície aumenta da periferia em direção a parte central da cidade de Itapiranga. Essas alterações resultam da intensidade das interferências antrópicas sofridas em cada região.

Tabela 16 - Temperaturas (T °C) mínimas e máximas para Itapiranga

Ano	Dia/Mês	T mínima (°C)	T máxima (°C)	Varição (°C)
1989	26 de ago	15,30	26,60	11,30
2000	08 de ago	16,25	29,39	13,14
2008	30 de ago	12,40	28,93	16,53
2021	18 de ago	15,35	30,12	14,77

Fonte: A autoria própria (2023).

Obtidas as imagens de temperatura da superfície terrestre, foi possível realizar a parametrização da temperatura registrada em cada pixel onde se localizam

as estações meteorológicas. Possibilitando a comparação entre a temperatura de superfície e a temperatura registrada pela estação meteorológica.

Na Tabela 17 podemos observar os valores de temperatura de superfície e temperatura na estação meteorológica para o município de São Miguel do Oeste – SC. Os dados de temperatura foram obtidos em duas estações meteorológicas, sendo uma mantida pela Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI), sua posição está determinada na Latitude de 26°46'35.0"S, e na Longitude de 53°30'15.1"W, a mesma forneceu dados para os anos de 1989, 2000 e 2008 e a outra mantida pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), sua posição está determinada na Latitude de 26°47'10.0"S, e na Longitude de 53°30'50.0"W, forneceu dados para o ano de 2021.

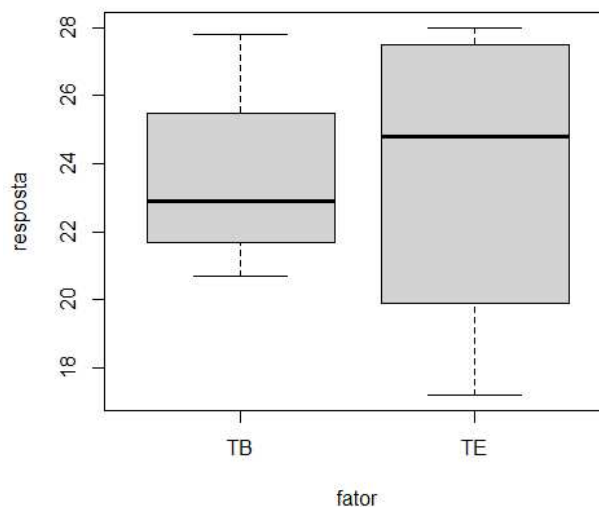
Tabela 17 - Temperatura de superfície (TB) x Temperatura na estação meteorológica (TE) (São Miguel do Oeste).

Ano	Dia/Mês	TB médio da imagem (°C)	TB na estação (°C)	Horário de passagem do satélite	TE (°C)	Horário
1989	26 de ago	21,01	23,14	12:56:45	22,60	15:00
2000	08 de ago	25,05	27,80	13:21:21	27,00	15:00
2008	30 de ago	18,18	20,77	13:15:47	17,20	15:00
2021	18 de ago	22,62	22,67	13:30:26	28,00	13:00

Fonte: Autoria própria (2023).

Para o município de São Miguel do Oeste com o auxílio do software R e RStudio foi realizado a comparação de parâmetros de temperatura de superfícies em um raio de 60m da estação (TS na estação), e dados de temperatura na estação meteorológica (TE), onde para determinar semelhança entre os dados foi utilizado o teste de hipótese (teste-t), os dados podem ser observados na Tabela 17. Para aplicação do teste partimos do pressuposto que o os grupos de dados seguem distribuição normal e tem variabilidade semelhante.

Para investigar a normalidade dos dados foi gerado os gráficos Boxplot, Histograma e Quantil-quantil, facilitando a interpretação dos dados os mesmos podem ser observados na Figura 13, Figura 14 e Figura 15.

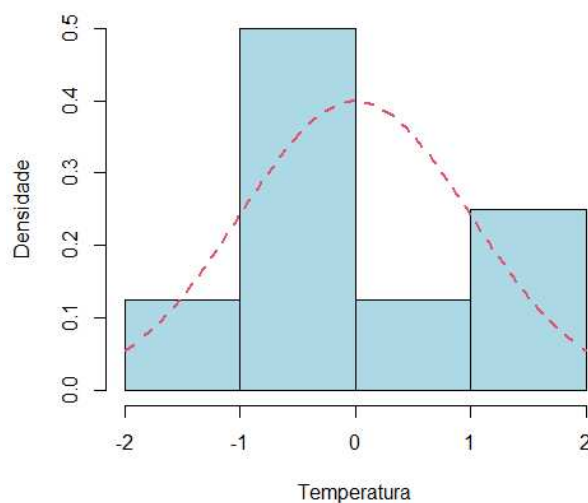
Figura 13 - Boxplot dos dados de temperatura.

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao observarmos os Diagrama de Caixas presente na Figura 13, é possível perceber visualmente assimetria no diagrama do fator “TB” e “TE”, apresentando braços que se afastam assimetricamente nas duas direções da caixa central, a assimetria dos dados também é evidenciada pela posição da mediana, linha escura que passa próximo a face inferior da caixa que representa o primeiro o quartil, sendo a simetria um indicativo de normalidade dos dados não podemos afirmar a não-homogeneidade.

Ao analisarmos o histograma da Figura 14, podemos perceber que não apresenta um formato de sino, também podemos perceber que a curva de distribuição de probabilidade não se ajusta as colunas do gráfico, indicando que os dados podem não apresentar uma distribuição normal. Sendo assim não podemos afirmar a homogeneidade dos dados.

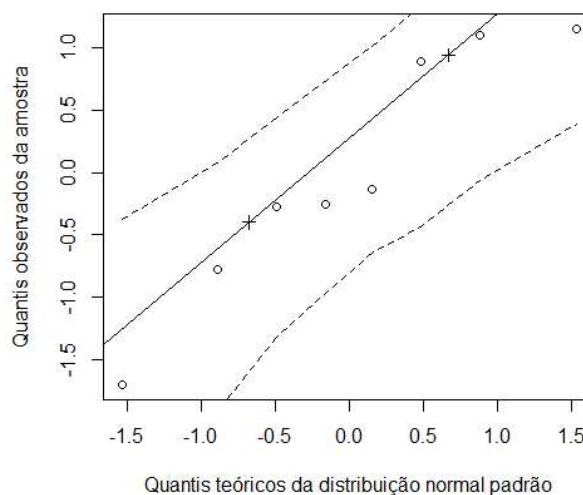
Figura 14 - Histograma dos dados de temperatura.



Fonte: Autoria própria (2023).

No gráfico Quantil-Quantil da figura 15, podemos perceber que alguns pontos estão afastados da reta o que pode indicar a não normalidade dos dados. Mas ainda não é suficiente para chegarmos a uma conclusão sobre a distribuição dos dados.

Figura 15 - Gráfico Quantil-quantil dos dados de temperatura.



Fonte: Autoria própria (2023).

Um parâmetro decisivo para determinar se os dados seguem uma distribuição normal ou não é o teste Shapiro Wilk, que teve como resultado Valor-p= 0.4085, se adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é maior que “ α ”, e, portanto, devemos aceitar H_0 e rejeitar H_1 , indicando que estamos

diante de uma amostra com distribuição normal. Sendo assim, concluímos que os dados seguem distribuição normal.

Partindo do pressuposto de que para executar esse tipo de teste precisados da homogeneidade, precisamos então fazer a verificação de homogeneidade, sendo utilizado o teste de bartlett, que teve como resultado Valor-p= 0.4373, e se adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é maior que “ α ”, e, portanto, devemos aceitar H_0 e rejeitar H_1 , indicando que estamos diante de dados com homogeneidade.

O próximo passo é executar o teste-t para verificar a igualdade de médias. O teste-t teve como resultado Valor-p= 0.9675, e se adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é maior que “ α ”, e, portanto, devemos aceitar H_0 e rejeitar H_1 , sendo assim podemos aceitar a igualdade de médias, ou seja, as temperaturas “TB” (temperatura de Superfície) e “TE” (temperatura na estação) apresentam médias significativamente semelhantes, sendo elas 23.5775 e 23.7000 respectivamente.

Na Tabela 18 podemos observar os valores de temperatura de superfície e temperatura na estação meteorológica para o município de Itapiranga – SC. Os dados de temperatura foram obtidos em duas estações meteorológicas, sendo ambas mantidas pela Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI), uma com posição determinada na Latitude de $27^{\circ}10'46.9''S$, e na Longitude de $53^{\circ}38'44.2''W$, a mesma forneceu dados para os anos de 1989, 2000 e 2008 e a outra com posição determinada na Latitude de $27^{\circ}08'56.0''S$, e na Longitude de $53^{\circ}45'45.0''W$, ", forneceu dados para o ano de 2021.

Tabela 18 - Temperatura de superfície (TB) x Temperatura na estação meteorológica (TE) (Itapiranga).

Ano	Dia/Mês	TB médio da imagem (°C)	TB na estação (°C)	Horário de passagem do satélite	TE (°C)	Horário
1989	26 de ago	18,63	19,47	12:56:45	25,40	15:00
2000	08 de ago	20,07	21,18	13:21:21	29,20	15:00
2008	30 de ago	18,01	22,07	13:15:47	19,60	15:00
2021	18 de ago	19,82	18,83	13:30:26	27,24	13:00

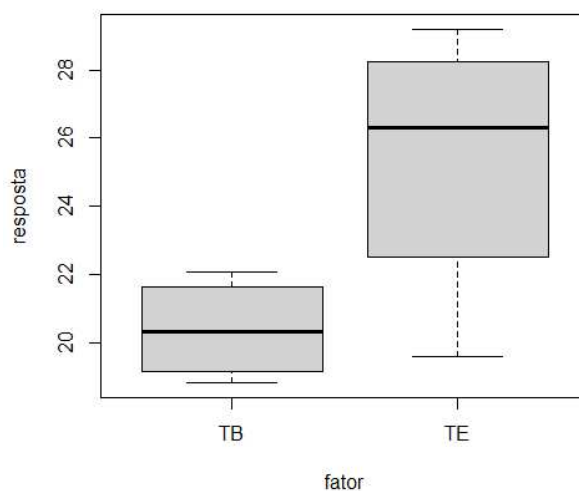
Fonte: Autoria própria (2023).

Na Tabela 18 com dados do município de Itapiranga podemos observar a temperatura de superfícies em um raio de 60m da estação (TS na estação), e a temperatura na estação meteorológica (TE), para determinar a semelhança entre os

dados foi utilizado o teste de hipótese (teste-t). Para aplicação deste teste partimos do pressuposto que os grupos de dados seguem distribuição normal e tem variabilidade semelhante.

Para investigar a normalidade dos dados foi gerado os gráficos Boxplot, Histograma e Quantil-quantil, facilitando a interpretação dos dados os mesmos podem ser observados na Figura 16 a Figura 18.

Figura 16 - Boxplot dos dados de temperatura.

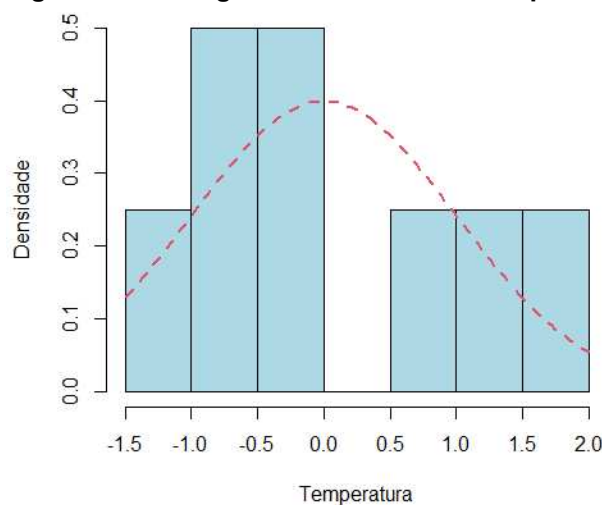


Fonte: Autoria própria (2023).

Ao observarmos os Diagrama de Caixas presente na Figura 16, é possível perceber visualmente uma maior assimetria no diagrama do fator “TE”, apresentando braços que se afastam assimetricamente nas duas direções da caixa central, a assimetria dos dados também é evidenciada pela posição da mediana, linha escura que passa próximo a face superior da caixa que representa o primeiro o quartil, características essas, que são menos evidentes no diagrama do fator “TB” a esquerda. Mas não podemos afirmar a não-homogeneidade dos dados.

Ao analisarmos o histograma da Figura 17, podemos perceber que não apresenta um formato de sino, também podemos perceber que a curva de distribuição de probabilidade não se ajusta as colunas do gráfico, indicando que os dados podem não apresentar uma distribuição normal. Sendo assim ainda não podemos afirmar a homogeneidade.

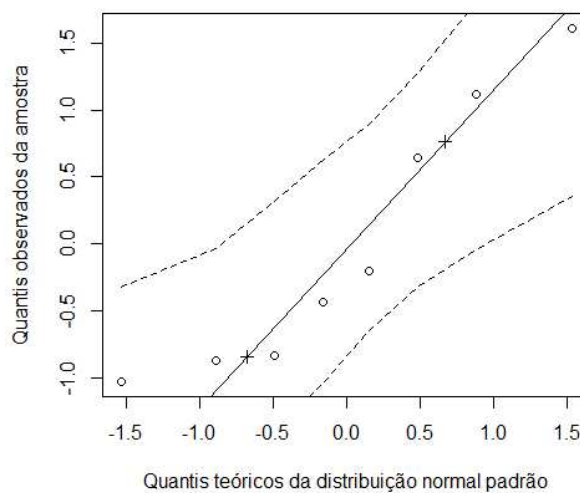
Figura 17 - Histograma dos dados de temperatura.



Fonte: Autoria própria (2023).

No gráfico Quantil-Quantil da Figura 18, podemos perceber que alguns pontos estão afastados da reta o que pode indicar a não normalidade dos dados. Mas ainda não é suficiente para chegarmos a uma conclusão sobre a distribuição dos dados.

Figura 18 - Gráfico Quantil-quantil dos dados de temperatura.



Fonte: Autoria própria (2023).

Um parâmetro decisivo para determinar se os dados seguem uma distribuição normal ou não é o teste Shapiro Wilk, que teve como resultado Valor-p= 0.2437, se adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é maior que “ α ”, e, portanto, devemos aceitar H_0 e rejeitar H_1 , indicando que estamos diante de uma amostra com distribuição normal. Sendo assim, concluímos que os dados seguem distribuição normal.

Partindo do pressuposto de que para executar esse tipo de teste precisados da homogeneidade, precisamos então fazer a verificação de homogeneidade, sendo utilizado o teste de bartlett, que teve como resultado Valor-p= 0.1294, e se adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é maior que “ α ”, e, portanto, devemos aceitar H_0 e rejeitar H_1 , indicando que estamos diante de dados com homogeneidade.

O próximo passo é executar o teste-t para verificar a igualdade de médias. O test-t teve como resultado Valor-p= 0.06471, e se adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é maior que “ α ”, e, portanto, devemos aceitar H_0 e rejeitar H_1 , sendo assim podemos aceitar a igualdade de medias, ou seja, as temperaturas “TB” e “TE” apresentam medias significativamente semelhantes, sendo elas 20.3875 e 25.3600 respectivamente.

Como o auxílio do software R e RStudio o próximo passo foi determinar a correlação entre as classes de uso e ocupação do solo e a temperatura de superfície, por meio do Coeficiente de Correlação Eta juntamente Análise da Variância (ANOVA).

O coeficiente Eta descreve a força relação entre variáveis. A avaliação da direção do relacionamento é irrelevante porque as categorias da variável nominal (classes) geralmente não refletem nenhuma ordem de sequência (CHEN e POPOVICH, 2002), a ANOVA faz a comparação das medias e variâncias dos dados, busca avaliar se há diferenças consideráveis entre os grupos investigados. Na Tabela 19 podemos observar os resultados do Valor-p da ANOVA e a Correlação Eta, para São Miguel do Oeste na data de 26 de agosto de 1989.

Tabela 19 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 26/08/1989)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.80	0.80	121879.25	4	3.046981e+04	66123.07	2e-16
Resíduos	0.1951089		29544.03	64114	4.608046e-01		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: Aatoria própria (2023).

Ao analisarmos os resultados do coeficiente Eta na Tabela 19, podemos afirmar que existe uma forte correlação entre classes de uso do solo e temperatura de superfície, e pelo resultado do teste ANOVA apresentado, adotando um nível de significância de $\alpha = 5\%$ (0,05), podemos concluir que o “Valor-p” é menor que “ α ”, e, portanto, devemos rejeitar H_0 e aceitar H_1 , indicando que existe diferenças médias

significativas na temperatura entre os cinco tipos de uso e ocupação do solo. Em outras palavras, existe uma associação significativa entre o tipo de uso do solo a temperatura. Porém não indica quais classes diferem entre si na temperatura, em termos da média. A Tabela 20 a Tabela 22, apresentam resultados semelhantes para os dados de 08/08/2000, 30/08/2008 e 21/08/2021.

Tabela 20 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 08/08/2000)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.76	0.76	243637.97	4	60909.491835	53306.34	2e-16
Resíduos	0.2311753		73258.67	64114	1.142631		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 21 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 30/08/2008)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.78	0.78	407447.9	4	1.018620e+05	57380.15	2e-16
Resíduos	0.2183462		113816.0	64114	1.775213e+00		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 22 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (SMO 21/08/2021)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.88	0.88	263965.60	4	6.599140e+04	125882.3	2e-16
Resíduos	0.1129477		33610.54	64114	5.242309e-01		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: Autoria própria (2023).

Para identificarmos em quais classes de uso do solo as temperaturas diferem entre si foi aplicado um teste de comparações múltiplas, o teste de Tukey, o resultado pode ser observado na Tabela 23. A Tabela 24 a Tabela 26 apresentam resultados semelhantes para os dados de 08/08/2000, 30/08/2008 e 21/08/2021.

Tabela 23 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 26/08/1989)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.001
2	Vegetação Rasteira-Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao analisarmos os resultados do teste Tukey apresentados na Tabela 23, e adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é menor que “ α ”, portanto, devemos rejeitar H0 e aceitar H1, indicando que a temperatura difere significativamente entre si em todas as classes de uso do solo.

Tabela 24 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 08/08/2000)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 25 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 30/08/2008)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 26 - Comparação entre classes (Tukey), (SMO 21/08/2021)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Na Tabela 27 podemos observar os resultados do Valor-p da ANOVA e a Correlação Eta, para Itapiranga na data de 26 de agosto de 1989.

Tabela 27 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 26/08/1989)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.76	0.76	188011.22	4	4.700281e+04	69611.86	2e-16
Resíduos	0.2304732		56309.35	83395	6.752126e-01		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: **Autoria própria (2023).**

Ao analisarmos os resultados do coeficiente Eta na Tabela 27, podemos afirmar que existe uma forte correlação entre classes de uso do solo e temperatura de superfície, e pelo resultado do teste ANOVA apresentado, adotando um nível de significância de $\alpha = 5\%$ (0,05), podemos concluir que o “Valor-p” é menor que “ α ”, e, portanto, devemos rejeitar H_0 e aceitar H_1 , indicando que existem diferenças médias significativas na temperatura entre os cinco tipos de uso e ocupação do solo. Em outras palavras, existe uma associação significativa entre o tipo de uso do solo a temperatura. Porém não indica quais classes diferem entre si na temperatura, em termos da média. A Tabela 28 a Tabela 30, apresentam resultados semelhantes para os dados de 08/08/2000, 30/08/2008 e 21/08/2021.

Tabela 28 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 08/08/2000)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.78	0.78	288414.23	4	7.210356e+04	78309.06	2e-16
Resíduos	0.2102583		76786.47	83395	9.207562e-01		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: **Autoria própria (2023).**

Tabela 29 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 30/08/2008)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.71	0.71	396439.3	4	99109.823757	52565.86	2e-16
Resíduos	0.2839864		157236.4	83395	1.885441		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: **Autoria própria (2023).**

Tabela 30 - Valor-p da ANOVA e Correlação Eta (ITA 18/08/2021)

Ano	eta.sq	eta.sq.part	Sum Sq	Df	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Classe	0.88	0.88	533641.47	4	1.334104e+05	161717.6	2e-16
Resíduos	0.1141982		68797.43	83395	8.249587e-01		

Eta.sq= Eta ao quadrado, Eta.sq.part= Eta parcial ao quadrado, Df= Graus de liberdade, Sum Sq= Soma de quadrados, Mean Sq= Média quadrática, F value= Distribuição F de Snedecor a 5% ($p=0,05$), Pr(>F)=Valor-p.

Fonte: **Autoria própria (2023).**

Para identificarmos em quais classes as temperaturas diferem entre si foi aplicado um teste de comparações múltiplas, o teste de Tukey, o resultado pode ser observado na Tabela 31. A Tabela 32 a Tabela 34 apresentam resultados semelhantes para os dados de 08/08/2000, 30/08/2008 e 21/08/2021.

Tabela 31 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 26/08/1989)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao analisarmos os resultados do teste Tukey apresentados na Tabela 31, e adotarmos um nível de significância de $\alpha=5\%$, podemos concluir que o “Valor-p” é menor que “ α ”, portanto, devemos rejeitar H_0 e aceitar H_1 , indicando que a temperatura difere significativamente entre si em todas as classes de uso do solo.

Tabela 32 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 08/08/2000)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 33 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 30/08/2008)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

Tabela 34 - Comparação entre classes (Tukey), (ITA 18/08/2021)

Comparação	Classes comparadas	Valor-p
1	Vegetação Arbórea-Água	0.000
2	Vegetação Rasteira Água	0.000
3	Solo Exposto-Água	0.000
4	Solo Urbano-Água	0.000
5	Vegetação Rasteira-Vegetação Arbórea	0.000
6	Solo Exposto-Vegetação Arbórea	0.000
7	Solo Urbano-Vegetação Arbórea	0.000
8	Solo Exposto-Vegetação Rasteira	0.000
9	Solo Urbano-Vegetação Rasteira	0.000
10	Solo Urbano-Solo Exposto	0.000

Fonte: Autoria própria (2023).

7 CONCLUSÃO

A presente pesquisa pode confirmar que a classe de uso do solo é um fator determinante no elemento climático temperatura, essa afirmação é possível pelo resultado da correlação Eta que variou de 0,76 a 0,88 para os dados de São Miguel do Oeste e 0,71 a 0,88 para Itapiranga. Indo de encontro aos objetivos da pesquisa.

Na elaboração dos mapas de uso do solo, o algoritmo de classificação Random Forest, mostrou-se confiável para a área de estudo, com um satisfatório agrupamento das classes pré-definidas, onde como resultados na validação da classificação foi obtido índice kappa de 0,78 para São Miguel do Oeste de 0,77 para Itapiranga, outro indicativo da qualidade do mapa temático foi a exatidão global de 84% para São Miguel do Oeste e 83% para Itapiranga.

O processo de conversão de radiância em TS também se mostrou confiável, pois ao comparar os dados da TS registrada pelo sensor TM e TIRS e as temperaturas ambiente registradas pelas estações meteorológicas de São Miguel do Oeste e Itapiranga se mostraram estatisticamente semelhante ao nível de significância de 5% pelo teste t-Student;

Na escala temporal, pode-se observar crescimento nas áreas urbanizadas de São Miguel do Oeste do ano de 1989 até 2008, passando de 6,52% da área estudada para 14,96%, e decrescendo no ano de 2021 para 14,59%, dado que se contrapõe ao crescimento populacional de 22,1% de 2010 a 2022, divulgados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), indicando uma possível inconsistência no mapeamento de uso do solo.

Em Itapiranga pode-se observar um significativo crescimento nas áreas urbanizadas, passando de 1,56% da área estudada no ano de 1989 para 6,95% no ano de 2021. Juntamente com o crescimento das áreas urbanizadas aumentou a participação de valores elevados de temperatura de superfície, isso demonstra o quanto essas áreas são as mais afetadas pela intensificação do fenômeno de ilhas de calor. Ao mesmo tempo em que se constata o papel significativo das áreas verdes e corpos d'água como elementos eficazes na atenuação desse problema.

Com base nos dados e nas análises aqui realizadas, pôde-se constatar que as temperaturas superficiais terrestres apresentam certo padrão de variação espacial e temporal, conforme as diferentes coberturas do solo. Enquanto as temperaturas

mais elevadas ocorrem em maior proporção sobre as áreas urbanizadas, as temperaturas mais brandas são mais registradas nas áreas de cobertura vegetal e corpos hídricos.

O atual estágio de urbanização apresentado pelos municípios de São Miguel do Oeste - SC e Itapiranga - SC já apresentam influência de elementos urbanos na sensação de conforto térmico, uma vez que as suas áreas urbanas atingiram temperaturas de superfície superiores as encontradas em usos com predomínio de cobertura vegetal (em especial áreas com florestas). Este fator é explicado por Labaki et al. (2011) quando afirmam que em espaços urbanos a presença de vegetação, em especial a arbórea, desempenha papel importante na sensação térmica, principalmente em dias ensolarados, quando a parte verde das plantas absorve grande parte da radiação solar.

Diante dos resultados citados é evidente a importância que pesquisas desta natureza representam para a aquisição de informações que contribuam para os planos de desenvolvimento das cidades, destacando que os aspectos do clima urbano interferem significativamente no conforto térmico da população. Um dos principais fatores determinantes para a análise do conforto térmico é a temperatura do ar, no entanto, a maioria das áreas urbanas carecem dessas informações, pois, geralmente, as estações meteorológicas encontram-se instaladas em áreas que não representam a realidade urbana, como é o caso das estações meteorológicas de São Miguel do Oeste e Itapiranga.

Neste caso, sugere-se que em trabalhos futuros sejam complementados novas informações e elementos, como por exemplo a redução da área de estudo para apenas o perímetro urbano dos municípios estudados; registros de estações meteorológicas espalhadas por diversos pontos no momento do registro da imagem orbital; emprego de outros dados orbitais que apresentem melhor resolução espacial.

REFERÊNCIAS

- ALCÂNTARA, E. H.; STECH, J. L.; LORENZZETTI, J. A.; NOVO, E. M. L. M.; SOUZA, A.F. **Estimativa dos fluxos de calor sensível e latente na superfície da água do reservatório de Itumbiara (GO) por meio de dados MODIS/Terra**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2011, Curitiba. Anais... São José dos Campos: INPE, 2011. p. 5185-5192.
- AMORIM, M. C. de C. T. **Ilhas de calor superficiais: frequência da intensidade e variabilidade espacial em cidade de clima tropical continental**. Geo UERJ, n. 34, p. 40959, 2019a. Disponível em: <https://www.e-publicacoes.uerj.br/index.php/geouerj/article/view/40959>. Acesso em: abr. de 2022.
- AMORIM, M. C. de C. T. **Ilhas de calor urbanas: métodos e técnicas de análise**. Revista Brasileira de Climatologia, 2019b. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/revistaabclima/article/view/65136>. Acesso em: abr. de 2022.
- BARBOSA, R. V. R.; VECCHIA, F. da S. **Estudos de ilha de calor urbana por meio de imagens do Landsat 7 ETM+: estudo de caso em São Carlos (SP)**. Revista Minerva, v. 6, n. 3, p. 273-278, 2009. Disponível em: [http://www.fipai.org.br/Minerva%2006\(03\)%2007.pdf](http://www.fipai.org.br/Minerva%2006(03)%2007.pdf). Acesso em: abr. de 2022.
- CHAVEZ, P. S. **Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. 1996. Falls Church, Va. American Society of Photogrammetry, 62, 1025-1036.
- CHEN, P. Y.; POPOVICH, P. M. **Correlation: parametric and nonparametric measures**. London: Sage, 2002. 95p.
- CONGALTON, R.G. **A review of assessing the accuracy classificatons of remotely sensed data**. Remote Sensing Environment, v. 37, p.35-46, 1991.
- CONGEDO, L. **Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS**. Journal of Open Source Software, 6(64), 3172. 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.21105/joss.03172>. Acesso em: abr. de 2022.
- CORDEIRO, M. C. **Ilhas de calor urbanas no nordeste brasileiro: uma avaliação com base em imagens de satélite**. 2016, 84p. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande – PB, 2016.
- EMBRAPA (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária). **Clima**. Disponível em: <https://www.cnpf.embrapa.br/pesquisa/efb/clima.htm>. Acesso em: jun.de 2023.
- EPAGRI (Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina). **Recordes de calor em SC**, 2022. Disponível em: <https://ciram.epagri.sc.gov.br/index.php/recordes-de-calor/>. Acesso em: junh.de 2022.

ESPINOZA, N. da S. **Avaliação da ilha de calor urbana em Manaus com dados observados *in situ* e sensoriamento remoto**. Campina Grande, Dissertação (Mestrado em Meteorologia) Universidade Federal de Campina Grande, 2017. 71p.

FINEGOLD, Y. et al. **Map accuracy assessment and area estimation: a practical guide**. Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome, Italy, 2016. Disponível em: <https://www.fao.org/3/i5601e/i5601e.pdf>. Acesso em: mai. 2022

FONSECA, L. M. G. **Processamento digital de imagens**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000. 105p.

IBGE – **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Cidades. Santa Catarina. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/sao-miguel-do-oeste/panorama>. Acesso em: julh. 2022.

IBGE – **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Cidades. São Miguel do Oeste - Santa Catarina. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sc/sao-miguel-do-oeste.html>. Acesso em: jun. 2023.

IBGE - **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/itapiranga/panorama>. Acesso em: abr. de 2022.

IBGE – **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Cidades. Itapiranga - Santa Catarina. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sc/itapiranga.html>. Acesso em: jun. 2023.

INPE. **Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres (CBERS)**. Disponível em: <http://www.cbears.inpe.br/sobre/cbears04a.php>. Acesso em: 08 jun. 2023

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009, 598 p.

KALNAY, E.; CAI, M. **Impact of urbanization and land-use change on climate**. Nature, v. 423, n. 6939, p. 528-531, 2003. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/nature01675?free=2>. Acesso em: junh.de 2022

LABAKI, L. C. et al. **Vegetação e conforto térmico em espaços urbanos abertos**. Revista Fórum Patrimônio - Ambiente Construído e Patrimônio Sustentável, Belo Horizonte, v. 4, n. 1, p. 23-42, 2011.

LIRA, S. A. **Análise de correlação: abordagem teórica de construção dos coeficientes com aplicações**. Curitiba, Dissertação (Mestrado em Meteorologia) Universidade Federal do Paraná, 2004. 209p.

LLANO, X. C. **AcATaMa** - QGIS plugin for Accuracy Assessment of Thematic Maps, version v19.11.21b. 2019. Disponível em: <https://plugins.qgis.org/plugins/AcATaMa/>. Acesso em: mai. 2022

LOPES, A. **O sobreaquecimento das cidades. Causas e medidas para a mitigação da ilha de calor de Lisboa**. Revista da Associação Portuguesa de Riscos, Prevenção e Segurança, n.15, 2008.

LORENZZETTI, J. A. **Princípios físicos de sensoriamento remoto**. São Paulo: Editora Blucher, 2015. 9788521208365. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521208365/>. Acesso em: 15 mar. 2022.

MACHADO, V. de S. **Princípios de Climatologia e Hidrologia**. Porto Alegre: SAGAH: Grupo A, 2017. 9788595020733. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788595020733/>. Acesso em: 15 mar. 2022.

MARTINELLI, A.; SANTOS JR., A. R. **Arborização Urbana do município de Itapira – SP: perspectivas para educação ambiental e sua influência no conforto térmico**. Revista Eletrônica em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental, Santa Maria, v. 19, p. 1018-1031, 2015.

MENDES, D. F. et al. **Acurácia temática do classificador por máxima verossimilhança em imagem de alta resolução espacial do satélite Geoeye-1**. Nucleus, v. 12, n. 1, p. 107-118, 2015.

MONTGOMERY, D.E. **Introduction to Statistical Quality Control**. Sixth edition New York: John Wiley and Sons, 2008.

MOREIRA, E. B. M.; GALVÍNCIO, J. D. **Espacialização das temperaturas à superfície na cidade do Recife, utilizando imagens TM–LANNDSAT 7**. Revista de Geografia (Recife), v. 24, n. 3, p. 101-115, 2010. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/revistageografia/article/view/228716>. Acesso em: abr. de 2022.

MOREIRA, E. B. M.; NOBREGA, R. S. **Identificação do fenômeno ilhas de calor na área urbana do Recife-PE, através do canal infravermelho termal do satélite Landsat-5**. Simpósio brasileiro de sensoriamento remoto-SBSR, v. 15, p. 768-775, 2011. Disponível em: <http://marte.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/marte/2011/07.14.13.45/doc/p1164.pdf?metadataarepository=&mirror=urllib.net/www/2011/03.29.20.55>. Acesso em: abr. de 2022.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4 ed. atual. e ampl. – Viçosa, MG: Ed. UFV, 2011, 422p.

NICHOL, J. E. **High-resolution surface temperature patterns related to urban morphology in a tropical city: a satellite-based study**. Journal of Applied Meteorology and Climatology, v. 35, n. 1, p. 135-146, 1996. Disponível em: https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/35/1/1520-0450_1996_035_0135_hrstpr_2_0_co_2.xml. Acesso em: abr. de 2022.

OKE, T. R. **The energetic basis of the urban heat island**. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, v. 108, n. 455, p. 1-24, 1982. Disponível em: http://www.patarnott.com/pdf/Oake1982_UHI.pdf. Acesso em: abr. de 2022.

OLIVEIRA, B. **Teste de Tukey para Comparações Múltiplas**. Ago. 21, 2019. Disponível em: <https://statplace.com.br/blog/comparacoes-multiplas-teste-de-tukey/>. Acesso em: jun. de 2023.

OLOFSSON, P.; HEROLD, M.; STEHMAN, S. V.; Woodcock, C. E.; M. A. WULDER. 2014. **Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change**. *Remote Sensing of Environment*, 148:42–57.

PERROCA, M. G.; GAIDZINSKI, R. R. **Avaliando a confiabilidade interavaliadores de um instrumento para classificação de pacientes: coeficiente Kappa**. *Revista da Escola de Enfermagem da USP*, v. 37, n. 1, p. 72-80, 2003.

PRINA, B. Z.; TRENTIN, R. **GMC: Geração de Matriz de Confusão a partir de uma classificação digital de imagem do ArcGIS®**. *Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto–SBSR*, p. 137, 2015.

SANTOS, E. dos et al. **Trabalho e renda na economia urbana na cidade de São Miguel do Oeste-SC**. *Anais do Seminário Internacional de Arquitetura e Urbanismo-SIAU*, v. 1, p. e28082-e28082, 2021. Disponível em: <https://periodicos.unoesc.edu.br/siau/article/view/28082/16381>. Acesso em: junh.de 2022.

SANTOS, T. O. dos. **Identificação de Ilhas de Calor em Recife-PE por meio de sensoriamento remoto e dados meteorológicos de superfície**. 2011. Disponível em: <http://ww2.pgea.ufrpe.br/sites/ww3.pgea.ufrpe.br/files/documentos/tacianaoliveira.pdf>. Acesso em: junh.de 2022

SILVA, G. O. et al. **Utilização de imagens sensor oli Landsat 8 no mapeamento dos usos e cobertura do solo em Brejinho de Nazaré (TO)**. *Sci. Agrar. Parana.*, Marechal Cândido Rondon, v. 17, n. 4, out./dez., p. 405-410, 2018. Disponível em: <https://saber.unioeste.br/index.php/scientiaagraria/article/view/20785>. Acesso em: junh.de 2022.

SILVA, L. et. al. **Análise do albedo e do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) em uma bacia hidrográfica, usando o SEBAL - Surface Energy Balance Algorithm for Land**. XIII. Viçosa, MG: SBGFA/UFV, 2009.

SILVA, L. G.; MARTINS, A. K. E. **Identificação da composição colorida de imagem CBERS-2 na dinâmica de ocupação territorial em sub-bacia hidrográfica**. *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Florianópolis, Brasil, p. 21-26, 2007.

SILVEIRA, F. L. **Um exemplo de análise multivariada aplicada à pesquisa quantitativa em ensino de ciências: explicando o desempenho dos candidatos ao concurso vestibular de 1999 da Universidade Federal do Rio Grande do Sul**. *Investigações em Ensino de Ciências*, Porto Alegre, v. 4, n. 2, p. 161-180, 1999.

SOBRINO, J. et al. **Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5 Remote Sensing of Environment**. 2004. Elsevier, v. 90, p. 434-440. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425704000574>. Acesso em: abr. de 2022.

STEHMAN, S. V.; CZAPLEWSKI, R. L. **Design and analysis for thematic map accuracy assessment: fundamental principles**. *Remote sensing of environment*, 66(3), 311-326. 1998.

TURKMAN, M. A. A.; SILVA, G. L. **Modelos Lineares Generalizados-da teoria à prática**. Sociedade Portuguesa de Estatística, Lisboa, 2000.

USGS. U.S. Geological Survey. **Landsat 7 Data Users Handbook**. 2019. Disponível em: https://d9-wret.s3.us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/atoms/files/LSDS-1927_L7_Data_Users_Handbook-v2.pdf. Acesso em: abr. de 2022.

USGS. U.S. Geological Survey. **Landsat Missions**. 2022a. Disponível em: <https://www.usgs.gov/Landsat-missions/Landsat-satellite-missions>. Acesso em: mar. de 2022.

USGS. U.S. Geological Survey. **Using the USGS Landsat Level-1 Data Product**. 2022b. Disponível em: <https://www.usgs.gov/Landsat-missions/using-usgs-Landsat-level-1-data-product>. Acesso em: abr. de 2022.

VIEIRA, S. **Teste de Tukey para comparação de médias**. Jun. 2016. Disponível em: <http://soniavieira.blogspot.com/2016/06/paraproceder-ao-teste-de-tukey-e.html>. Acesso em: jun. de 2023.

VOOGT, J. A.; OKE, T. R. **Thermal remote sensing of urban climates**. Remote Sensing of Environment, n.86, 2003, p.370 – 384.

WALPOLE, R. E., MYERS, R.H., MYERS, S. L., YE, K. **Probabilidade e Estatística para engenharia e ciências**. [Tradução Vianna, L. F. P.]. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.

WENG, Q.; LU, D.; SCHUBRING, J. **Estimation of land surface temperature–vegetation abundance relationship for urban heat island studies**. Remote Sensing of Environment, Elsevier Science Inc. 2004, Box 882 New York NY 10159 USA, 89, 467-483.