

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO -  
CAMPUS RIO VERDE**

**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E INOVAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA APLICADA E  
SUSTENTABILIDADE**

**ANÁLISE DOS EFEITOS DA URBANIZAÇÃO SOBRE O  
MICROCLIMA E AS TROCAS ENERGÉTICAS SUPERFICIAIS EM  
RIO VERDE - GO**

**Orientador: Prof. Dr. Lucas Peres Angelini**

**Discente: Alex Sandro Pilatti**

**RIO VERDE - GO**

**JULHO- 2022**

**ALEX SANDRO PILATTI**

**ANÁLISE DOS EFEITOS DA URBANIZAÇÃO SOBRE O  
MICROCLIMA E AS TROCAS ENERGÉTICAS SUPERFICIAIS  
EM RIO VERDE - GO**

Dissertação apresentada à banca examinadora como parte das exigências para obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA APLICADA E SUSTENTABILIDADE, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano – Campus Rio Verde – Área de concentração Engenharia Aplicada e Sustentabilidade.

Orientador: Prof. Dr. Lucas Peres Angelini

**RIO VERDE - GO**

**JULHO - 2022**

Sistema desenvolvido pelo ICMC/USP  
Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
**Sistema Integrado de Bibliotecas - Instituto Federal Goiano**

PP637a Pilatti, Alex Sandro  
ANÁLISE DOS EFEITOS DA URBANIZAÇÃO SOBRE O  
MICROCLIMA E AS TROCAS ENERGÉTICAS SUPERFICIAIS EM  
RIO VERDE - GO / Alex Sandro Pilatti; orientador  
Lucas Peres Angelini. -- Rio Verde, 2022.  
99 p.

Dissertação (Mestrado em PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA APLICADA E SUSTENTABILIDADE) -- Instituto  
Federal Goiano, Campus Rio Verde, 2022.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Temperatura de  
superfície. 3. SEBAL. 4. Superfície Urbanizada. I.  
Angelini, Lucas Peres, orient. II. Título. |



**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR PRODUÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DO IF GOIANO**

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610/98, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano, a disponibilizar gratuitamente o documento no Repositório Institucional do IF Goiano (RIIF Goiano), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, em formato digital para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IF Goiano.

**Identificação da Produção Técnico-Científica**

- |  |   |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> Tese  | <input type="checkbox"/> Artigo Científico              |
| <input checked="" type="checkbox"/> Dissertação                      | <input type="checkbox"/> Capítulo de Livro              |
| <input type="checkbox"/> Monografia - Especialização                 | <input type="checkbox"/> Livro                          |
| <input type="checkbox"/> TCC - Graduação                             | <input type="checkbox"/> Trabalho Apresentado em Evento |
| <input type="checkbox"/> Produto Técnico e Educacional - Tipo: _____ |   |

Nome Completo do Autor: **Alex Sandro Pilatti**

Matrícula: **2020102331440013**

Título do Trabalho: **Análise dos efeitos da urbanização sobre o microclima e as trocas energéticas superficiais em Rio Verde - GO**

**Restrições de Acesso ao Documento**

Documento confidencial:  Não  Sim, justifique: \_\_\_\_\_

Informe a data que poderá ser disponibilizado no RIIF Goiano: **10/09/2022**

O documento está sujeito a registro de patente?  Sim  Não

O documento pode vir a ser publicado como livro?  Sim  Não

**DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA**

O/A referido/a autor/a declara que:

- o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- obteve autorização de quaisquer materiais incluídos no documento do qual não detém os direitos de autor/a, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano.

**Água Boa, MT**, **10 / 09 / 2022**  
Local Data

Assinatura do Autor e/ou Detentor dos Direitos Autorais

Ciente e de acordo:

Assinatura do(a) orientador(a)



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL  
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA  
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO

Ata nº 56/2022 - NREPG-RV/CPG-RV/DPGPI-RV/CMPRV/IFGOIANO

## PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E INOVAÇÃO

### ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Unidade do IF Goiano:	Campus Rio Verde	
Programa de Pós-Graduação:	Engenharia Aplicada e Sustentabilidade	
Defesa de:	Dissertação	Defesa de número: 49
Data: 29/07/2022	Hora de início: 14:00h	Hora de encerramento: 17:30h
Matrícula do discente:	2020102331440013	
Nome do discente:	Alex Sandro Pilatti	
Título do trabalho:	Análise dos efeitos da urbanização sobre o microclima e as trocas energéticas superficiais em Rio Verde - GO	
Orientador:	Lucas Peres Angelini	
Área de concentração:	Engenharia Aplicada e Sustentabilidade	
Linha de Pesquisa:	Eficiência Energética e Sustentabilidade	
Projeto de pesquisa de vinculação	Análise dos efeitos da urbanização sobre o microclima e as trocas energéticas superficiais em Rio Verde - GO	

Titulação:	Mestre em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade
------------	--

Nesta data, reuniram-se os componentes da Banca Examinadora, Prof. Dr. Lucas Peres Angelini (Presidente da banca), Prof. Dr. Frederico Carlos Martins de Menezes Filho (Avaliador Externo), Prof. Dr. Édio Damásio da Silva Júnior (Avaliador Interno) sob a presidência do primeiro, em sessão pública realizada por vídeo conferência via Google Meet à distância, para procederem a avaliação da defesa de dissertação, em nível de Mestrado, de autoria de ALEX SANDRO PILATTI, discente do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade do Instituto Federal Goiano - Campus Rio Verde. A sessão foi aberta pelo presidente da Banca Examinadora, Lucas Peres Angelini, que fez a apresentação formal dos membros da Banca. A palavra, a seguir, foi concedida o(a) autor (a) da dissertação para, em 40 min., proceder à apresentação de seu trabalho. Terminada a apresentação, cada membro da banca arguiu o(a) examinado(a), tendo-se adotado o sistema de diálogo sequencial. Terminada a fase de arguição, procedeu-se a avaliação da defesa. Tendo-se em vista as normas que regulamentam o Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade, e procedidas às correções recomendadas, a dissertação foi APROVADA, considerando-se integralmente cumprido este requisito para fins de obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA APLICADA E SUSTENTABILIDADE**. A conclusão do curso dar-se-á quando da entrega na secretaria do PPGEAS da versão definitiva da dissertação, com as devidas correções. Assim sendo, esta ata perderá a validade se não cumprida essa condição, em até **60** (sessenta) dias da sua ocorrência. A Banca Examinadora recomendou a publicação dos artigos científicos oriundos dessa Tese em periódicos de circulação nacional e/ou internacional, após procedida as modificações sugeridas. Cumpridas as formalidades da pauta, a presidência da mesa encerrou esta sessão de defesa de dissertação de mestrado, e foi lavrada a presente Ata, que, após lida e achada conforme, será assinada pelos membros da Banca Examinadora.

### Decisão da banca: Aprovada

Esta defesa é parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna do IFGoiano.

Documento assinado eletronicamente por:

Frederico Carlos Martins de Menezes Filho, Frederico Carlos Martins de Menezes Filho - Professor Avaliador de Banca - Universidade Federal de Viçosa (CPF nº 944455000196), em 30/07/2022 06:54:45.

Édio Damásio da Silva Júnior, COORDENADOR DE CURSO - FUC1 - CCMEAS-RV, em 29/07/2022 17:04:02.

Lucas Peres Angelini, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 29/07/2022 17:02:19.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 13/07/2022. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 407676

Código de Autenticação: fbc710a620



INSTITUTO FEDERAL GOIANO  
Campus Rio Verde

Rodovia Sul Goiana, Km 01, Zona Rural, None, None, RIO VERDE / GO, CEP 75901-970  
(64) 3620-5600



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL  
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA  
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO

Documentos 79/2022 - NREPG-RV/CPG-RV/DPGPI-RV/CMPRV/IFGOIANO

ANÁLISE DOS EFEITOS DA URBANIZAÇÃO SOBRE O MICROCLIMA E AS TROCAS ENERGÉTICAS  
SUPERFICIAIS EM RIO VERDE - GO

Autor: Alex Sandro Pilatti  
Orientador: Prof. Dr. Lucas Peres Angelini

TITULAÇÃO: Mestre em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade - Área de  
Concentração Engenharia Aplicada e Sustentabilidade

APROVADO em 29 de julho de 2022.

Prof. Dr. Frederico Carlos Martins de  
Menezes Filho  
Avaliador externo - UFV / CRP

Prof. Dr. Édio Damásio da Silva  
Júnior  
Avaliador Interno - IF Goiano / Rio  
Verde

Prof. Dr. Lucas Peres Angelini  
Presidente da banca - IF Goiano / Rio Verde

Documento assinado eletronicamente por:

- Frederico Carlos Martins de Menezes Filho, Frederico Carlos Martins de Menezes Filho - Professor Avaliador de Banca - Universidade Federal de Viçosa (25944455000196), em 30/07/2022 06:57:29.
- Edio Damasio da Silva Junior, COORDENADOR DE CURSO - FUC1 - CCMEAS-RV, em 29/07/2022 17:05:24.
- Lucas Peres Angelini, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 29/07/2022 17:04:03.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 13/07/2022. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 407669

Código de Autenticação: f414965ca3



INSTITUTO FEDERAL GOIANO  
Campus Rio Verde  
Rodovia Sul Goiana, Km 01, Zona Rural, None, None, RIO VERDE / GO, CEP 75901-970  
(64) 3620-5600

Dedico este trabalho a todos que foram base e suporte das minhas angústias durante essa caminhada.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, pela saúde e perseverança para superar todas as adversidades.

A minha família, em especial minha esposa por todo apoio durante o desenvolvimento deste estudo. Agradeço a minha mãe pela educação e cuidado nos criou para sempre seguir em frente. Graças a este fato pude superar os dias turvos que enfrentei.

Ao meu orientador Lucas, pela paciência e dedicação – sua forma de conduzir me fez chegar até aqui, gratidão pelo apoio e cuidado.

Agradeço a meu amigo Claudinei *in memoriam*, pelas lições de hombridade e saber.

Agradeço as adversidades que enfrentei, ao superá-las me senti mais forte, quando caí me levantei, e descobri que existem caminhos que precisam ser trilhados sozinho.

Ao Instituto Federal Goiano pela oportunidade e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade e seus professores por todo conhecimento que adquiri neste trajeto.

Gratidão sempre.

“Prefiro desenhar do que falar. O desenho é mais rápido e deixa menos espaço para mentiras”.

(Le Corbusier)

## RESUMO

O ambiente urbano é o principal habitat do homem e atualmente cidades com mais de 100 mil habitantes são responsáveis por abrigar cerca de 57,0% da população brasileira. O intenso processo de transformação do ambiente natural em urbano provoca mudanças que alteram as características do meio, afetando as trocas térmicas e o microclima do espaço edificado. Este estudo avaliou efeitos da antropização no microclima e nas trocas energéticas superficiais em Rio Verde, Goiás, município brasileiro com população estimada pelo IBGE de 247.259 habitantes, sendo 92,7% deste total, população urbana. Para isso, foram adotados diferentes métodos: aplicação de técnicas de Sensoriamento Remoto e Algoritmo SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) para estimar os componentes do saldo de radiação (G, H e LE) e a evapotranspiração, aferindo seus comportamentos em diferentes coberturas do solo. A pesquisa justifica-se pela busca do conforto humano nas cidades através de escolha de materiais e controle das superfícies construídas, vegetadas e de água aliadas a carência de estudos aplicados à análise da temperatura de superfície e balanço de energia em cidades inseridas no Centro-Oeste brasileiro. A pesquisa visa colaborar com a compreensão da dinâmica do balanço de energia em diferentes superfícies e avaliar danos provocados pelo crescimento dos índices de urbanização. Seus resultados indicam que a validação da evapotranspiração estimada por dados INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) foi eficiente; períodos chuvosos impactam a temperatura de superfície urbana; as alterações na cobertura da terra promovem aumento dos valores de G (Fluxo De Calor No Solo) e H (Fluxos de Calor Sensível) e redução do Rn (Saldo de Radiação) e Le (Calor Latente); e, o SEBAL permitiu a compreensão das frações energéticas. Por fim, este estudo pode apoiar o planejamento urbano na promoção do conforto, atenuação e controle de mudanças microclimáticas urbanas.

**Palavras-chave:** Sensoriamento Remoto; Temperatura de superfície; SEBAL; Superfície Urbanizada.

## ABSTRACT

The urban environment is the main habitat of man and currently cities with more than 100 thousand inhabitants are responsible for housing about 57.0% of the Brazilian population. The intense transformation process of natural environment into urban causes changes that alter the characteristics of the environment, affecting the thermal exchanges and the microclimate of the built space. This study evaluated the effects of anthropization on the microclimate and on surface energy exchanges in Rio Verde, Goiás, a Brazilian municipality with a population estimated by the IBGE at 247,259 inhabitants, which 92.7% are urban. For this, different methods were adopted: application of Remote Sensing techniques and SEBAL Algorithm (Surface Energy Balance Algorithm for Land) to estimate the net radiation components (G, H and LE) and evapotranspiration, measuring their behavior in different soil coverages. The research is justified by the search for human comfort in cities through the choice of materials and control of built, vegetated and water surfaces allied to the lack of studies applied to the analysis of surface temperature and energy balance in cities located in the Brazilian Midwest. The research aims to collaborate with the understanding of the energy balance dynamics on different surfaces and evaluate damages caused by the growth of urbanization indices. Their results indicate that the validation of evapotranspiration estimated by INMET data (Instituto Nacional de Meteorologia) was efficient; rainy periods impact urban surface temperature; changes in land cover promote an increase in G (Soil Heat Flow) and H (Sensitive Heat Flows) values and a reduction in Rn (Radiation Balance) and Le (Latent Heat); also SEBAL allowed the understanding of energy fractions. Finally, this study can support urban planning in promoting comfort, attenuation and control of urban microclimatic changes.

**Keywords:** Remote sensing; Surface temperature; SEBAL; Urbanized Surface.

**SUMÁRIO**

1 Introdução geral.....	14
1.1 Justificativa.....	16
1.2 Revisão de literatura .....	17
1.3 Objetivos.....	22
2 Referências bibliográficas .....	23
3 Capítulo 1 – Artigo 1 .....	30
3.1 Introdução.....	33
3.2 Material e métodos .....	34
3.3 Resultados.....	56
3.4 Discussão .....	66
3.5 Conclusões.....	74
3.6 Referências bibliográficas (Artigo 1) .....	76
4 Apêndice.....	90

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Alguns autores que aplicaram Sensoriamento Semoto em estudos urbanos em diferentes países do mundo. ....	18
Tabela 2: Crescimento Populacional de Rio Verde – GO. ....	36
Tabela 3: Bandas do satélite Landsat 8 utilizadas neste estudo. ....	38
Tabela 4: Descrição das Estações Meteorológicas em Rio Verde – Goiás. ....	38
Tabela 5: Seleção de amostras e classes para Classificação Supervisionada. ....	40
Tabela 6: Distribuição de pontos aleatórios nas classes de classificação do solo para obtenção do índice Kappa para cada classe. ....	41
Tabela 7: Exemplo de verificação de classificação efetiva por análise visual. ....	41
Tabela 8: Esquema da matriz de confusão e dos testes diagnósticos. ....	41
Tabela 9: Testes de acurácia aplicados a classificação supervisionada da imagem Worldview 3 do ano de 2018. ....	43
Tabela 10: Coeficientes de refletâncias da superfície para cálculo do albedo no topo da atmosfera aplicados por diferentes autores, em diferentes regiões do país, desenvolvidos por simulação e aprimorados por parametrização. ....	45
Tabela 11: NDVI para os diferentes tipos de cobertura da terra. ....	45
Tabela 12: Emissividades típicas para solo exposto ( $\epsilon_S$ ) e para vegetação ( $\epsilon_V$ ). ....	46
Tabela 13: Áreas atribuídas pela classificação supervisionada obtida pela soma dos <i>shapefile</i> de cada classe em tabela de atributos. ....	57
Tabela 14: Matriz de confusão elaborada por meio de classificação do uso do solo para o cálculo do índice Kappa. ....	57
Tabela 15: Testes de diagnósticos e índice Kappa para a classificação supervisionada de setembro de 2018. ....	58
Tabela 16: Imagens da pavimentação urbana de Rio Verde para os anos de 2016, 2018 e 2021. ....	60
Tabela 17: Médias ( $\pm 95\%$ IC) para o NDVI, SAVI, Albedo e temperatura da superfície nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018 em diferentes tipos de superfície. ....	61

Tabela 18: Médias ( $\pm 95\%$ IC) para dados do Balanço de Energia para os meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018 em diferentes tipos de superfície. ....	63
Tabela 19: Médias ( $\pm 95\%$ IC) para pixels ETr - SEBAL e dados de evapotranspiração real obtidos na plataforma SISDAGRO (INMET, 2022) para as datas de passagem do Landsat 8 em fevereiro, maio, junho, julho, agosto e outubro do ano de 2018.....	64
Tabela 20: Médias ( $\pm 95\%$ IC) de ET real estimadas pelo algoritmo SEBAL para os meses de maio, junho, julho, agosto e outubro do ano de 2018.....	66
Tabela 21: Comparação de temperatura de superfície (TS) médias ( $\pm 95\%$ IC) para o presente estudo e dados coletados por Pereira (2019) na cidade de Rio Verde - GO para as datas de 15/08/1985, 11/08/1995, 19/08/2004, 11/08/2014 e 13/08/2019.....	70

**LISTA DE FIGURAS**

Figura 1: Localização da cidade de Rio Verde, Goiás, Brasil(Sirgas 2000 22s).....	35
Figura 2: Evolução da ocupação urbana de Rio Verde de 1985 a 2021.....	36
Figura 3: Expansão de área urbanizada de Rio Verde – de 1985 a 2020 .....	37
Figura 4: Fluxograma dos procedimentos metodológicos realizados para a classificação do uso e ocupação do solo.....	39
Figura 5: Fluxograma das etapas da estimativa do Saldo de Radiação (Rn).....	44
Figura 6: Fluxograma do Algoritmo Sebal.....	49
Figura 7: Mapa de uso e cobertura da terra do perímetro urbano de Rio Verde – Goiás para o mês de setembro de 2018 (Sirgas 2000 22s). .....	56
Figura 8: Valores de insolação e precipitação mensal comparados com linha de comportamento da Evapotranspiração Real (ETr – Sebal) estimada pelo Sebal para as datas de 15/02, 22/05, 07/06, 23/06, 09/07, 10/08 e 13/10 do ano de 2018 para o perímetro urbano da Cidade de Rio Verde, Goiás, Brasil.....	64
Figura 9: Correlação entre Evapotranspiração Real (ETr – Sebal) estimada pelo algoritmo Sebal e Evapotranspiração Real (ETr- SISDAGRO - INMET, 2022). .....	65

**LISTA DE QUADROS**

Quadro 1: Qualidade da classificação, segundo o Índice Kappa.....	42
---	----

**LISTA DE SIGLAS**

APP's – Áreas de Preservação Permanente  
CAVIS – Clouds, Aerosols, Vapors, Ice & Snow  
ESPA – EROS Science Processing Architecture  
ETo – Evapotranspiração de Referência  
ETr Sebal – Evapotranspiração real obtida pelo Algoritmo Sebal  
ETr SISDAGRO – Evapotranspiração real obtida por plataforma do INPE  
FE<sub>i</sub> – Fração Evaporativa Instantânea  
G – Fluxo de Calor no Solo  
GIS – Geographic Information System  
H – Fluxos de Calor Sensível  
IAUC – Internacional Association for Urban Climate  
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística  
ICU Ilhas de Calor Urbano  
INMET – Instituto Nacional de Meteorologia  
INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais  
LE – Calor Latente  
Ts – Temperatura de superfície  
FVC – Fraction of Vegetation Cover  
MLC – Maximum likelihood classification  
NDVI – Normalized Difference Vegetation Index  
OLI – Operational Terra Imager  
ONU – Organização das Nações Unidas  
PM-FAO56 – Método de Penman-Monteith elaborado por ALLEN et al., 1998  
Rn24h – Saldo de Radiação Diário  
SAVI – Soil Adjusted Vegetation Index  
SIEG – Sistema Estadual de Geoinformação do Estado de Goiás  
SIG – Sistema de Informação Geográfica  
SEBAL – Surface Energy Balance Algorithm for Land  
SR – Sensoriamento Remoto  
Tb – Temperatura de Brilho

TIRS –Thermal Infrared Sensor

U.S. Census Bureau – Departamento do Censo dos Estados Unidos

USGS – Serviço Geológico Americano

UTM – Universal Transverse Mercator

## 1 INTRODUÇÃO GERAL

Durante os últimos anos as áreas urbanizadas cresceram em tamanho e densidade populacional, fato que trouxe consigo mudanças indesejadas, como a alteração da cobertura da terra e alterações no clima local (LA et al., 2020; KHOSHNOODMOTLAGH et al., 2021). O impacto da urbanização no balanço de energia, na temperatura de superfície e no conforto das pessoas é fonte de estudos de Stewart e Oke (2012), Romero (2013), Akbari et al., (2015), Kruger (2016) e Barbirato et al., (2016), os quais buscaram respostas e alternativas para superar essas adversidades. Nesse contexto, a troca da cobertura natural do solo por materiais com maior capacidade térmica – empregados nos edifícios e pavimentos urbanos – provocam anomalias no microclima, eventos que implicam na busca pelo equilíbrio entre os componentes do balanço de radiação da atmosfera e da superfície. Essa mudança nos sistemas e formas de transferência de calor afetam o bem-estar humano e a eficiência energética de edifícios.

A mudança dos materiais da superfície provocou na cidade de Adis Abeba – Etiópia o aumento de temperatura da superfície da terra numa faixa de 3 a 8°C em áreas de urbanização densa e com baixa cobertura vegetal em estudos de um período de 30 anos (WORKU et al., 2021). Nesse mesmo quadro, avaliando regiões urbanizadas, foi constatado no Coari-Amazonas que a cidade apresenta temperatura de até 7°C acima das regiões vegetadas (GUILHERME et al., 2020). Em Iporá – Goiás o cenário se repete, constantemente o centro da cidade (com cobertura urbana de 90%) apresenta temperaturas de 3,5°C acima das demais áreas (ALVES, 2022).

A alteração na cobertura da terra nas cidades brasileiras se agravou com o ciclo de urbanização que teve início na década de 1960. Estima-se que entre 1960 e 1980, as migrações representaram crescimento de 53,0% na população das cidades, e cerca de 57,0% dessa população vivia em cidades com mais de 100 mil habitantes (BRITO et al., 2001). No Centro Oeste, mais especificamente no estado de Goiás, a intensificação da ocupação ocorreu a partir de 1970 pelas políticas de expansão agrícolas (ANA, 2020; ANA, 2021).

Analisando o crescimento da urbanização pela ótica do aumento populacional tem-se no cenário mundial a população evoluindo nos últimos 11 anos de 6,9 bilhões em 2010 a 7,8 bilhões em 2021, crescimento de 13,04%. Para o Brasil esse crescimento foi de 9,10%, saindo de 197,9 milhões para 215,9 milhões em 2021. Em Rio Verde – Goiás o crescimento populacional foi mais expressivo, a cidade possuía 176.42 mil habitantes em 2010 e atualmente

tem 247.259 pessoas – um crescimento superior a 40% em 11 anos (U.S. Census Bureau, 2021; IBGE 2022).

Para reduzir os impactos, pesquisas são desenvolvidas em diversas partes do mundo para analisar a cobertura da terra e seus impactos nas alterações climáticas, na temperatura do ar e da superfície, na formação de ilhas de calor. Estudos que buscam respostas sobre as interferências no balanço de energia provocados pelas morfologias e mudanças de usos do solo (ZHANG et al., 2020; CARVALHO et al., 2021; WANG et al., 2021; LIU et al., 2020; PARKER, 2021);

O desenvolvimento das tecnologias aeroespaciais estimulou o campo da climatologia por permitir uma nova visão e novos campos de aplicação (MARTINS; ALVES; DAMASCENO, 2019). Sobre essa ótica, destaca-se o Sensoriamento Remoto por meio da plataforma Landsat e seus sensores termais e de técnicas não supervisionadas (com o uso de algoritmos para classificação de coberturas da terra) foi possível estudar maiores áreas, sendo os pixels agrupados em classe pelo algoritmo (CAMARA; SOUZA; FREITAS, 1996). Essas classes possuem diferentes características (inclusive refletância) que permitem, por meio de Sistemas de Informação Geográfica (SIG's) identificar determinados materiais.

Anteriormente, as imagens de média resolução espacial (pixels de 20 m a 100 m), amplamente difundidas em estudos espaciais, possuíam distorção pela diversidade de elementos presentes em um pixel, a exemplo da área urbana que apresenta combinações de feições artificiais e naturais em áreas bem próximas. Com o avanço tecnológico, satélites com maior resolução espacial (pixels de 0,30m) despontam no mercado possibilitando estudos mais detalhados de ambientes com grande heterogeneidade de materiais.

Dessa forma, foi possível aprimorar o estudo de objetos que exibem características espectrais idênticas, como solo exposto e telhados ou árvores e pastagem. Vale ressaltar que a resolução espacial depende das necessidades do usuário e que a alta resolução proporcionou informação espacial detalhada da superfície da terra, representando com diversos pixels as feições urbanas (ARAKI, 2006; SILVA FILHO et al., 2022).

Ampliando os parâmetros de pesquisa, a análise geoespacial que cruza parâmetros de uso e ocupação do solo com índices e mapas espectrais, produzidos a partir de imagens do satélite Landsat 8, permite estimar ilhas de calor, temperatura de superfície terrestre ( $T_s$ ), além de outros parâmetros. As bandas termais do Sensor TIRS a bordo do Landsat-8 podem ser utilizadas para compreender os fatores que agravam esses fenômenos e se tornam ferramentas

que podem colaborar para que as áreas urbanas estejam mais preparadas frente as mudanças climáticas (ALEXANDER, 2020).

O balanço de energia é um dos fatores mais preocupantes, pois interfere no meio ambiente e no clima nas escalas local, regional e global, e tem como sua principal contribuinte a urbanização e suas mudanças extremas de uso e cobertura da terra. Desse modo, monitorar a alteração da cobertura da terra e variações dos componentes do balanço de energia por meio dos sensores termais são cuidados indispensáveis ao planejamento urbano sensível ao clima (BALEW et al., 2020).

### **1.1 Justificativa**

O crescimento das áreas urbanizadas provoca a mudança da cobertura da terra, alterando o comportamento do balanço de energia e da superfície, ocasionando variações nos índices de absorção e reflexão da radiação solar. O paradigma norteia os debates da dinâmica urbana e motiva pesquisas multidisciplinares nos campos da arquitetura, física e engenharia, seja pelo desenvolvimento de materiais, modelos matemáticos, planos ou simulação de impactos.

Outro fator relevante a ser destacado é a carência de estudos sobre os efeitos da urbanização nas trocas energéticas em cidades inseridas no Cerrado brasileiro.

A cidade de Rio Verde, Goiás, está localizada nesse bioma e tem índices de urbanização elevados, edificações com materiais convencionais, condições que impactam no conforto externo e no balanço de energia, prejudicando a qualidade de vida das pessoas. Nesse contexto, sabe-se que o conforto humano é um elemento indispensável para a vida nas cidades e pode ser maximizado pelo controle dos materiais, superfícies construídas, vegetadas e de água. Dessa forma, como o Sensoriamento Remoto e o algoritmo SEBAL podem facilitar a análise dos componentes do balanço de energia e a tomada de decisão para minimizar impactos da antropização do espaço urbano sobre os parâmetros microclimáticos?

Derivado dessa premissa, esta pesquisa busca respostas sobre os impactos da urbanização no microclima e nas trocas energéticas superficiais na cidade de Rio Verde, e respostas sobre o balanço de energia em diferentes superfícies e consequências de seu agravamento pelo aumento do processo de urbanização.

## 1.2 Revisão de literatura

### *1.2.1 Urbanização e seus efeitos no microclima*

Considerado um dos principais vetores de transformação do século XX, a urbanização transformou o espaço e as relações humanas. No cenário mundial, em 2018, aproximadamente 55,3% da população era urbana, e as perspectivas para o mundo até 2030 é que esse percentual atinja 60% (ONU, 2018). Para o Brasil, a característica de viver em cidades é ainda mais definida, o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2017) afirma que mais de 84,72% da população brasileira habita áreas urbanizadas e a tendência é que esses percentuais aumentem, cenário representado na distribuição populacional de Rio Verde, e, em 2010, 92,7% da população era urbana e 7,3% rural (ATLAS BRASIL, 2013).

Esse massivo agrupamento humano substituiu o habitat natural pelo artificial e, de acordo com Romero (2013), provocou alterações nas características do meio, como mudança da superfície física da terra pela construção e pavimentação; aumento da rugosidade, prejudicando o deslocamento do ar; elevação da capacidade térmica capacidade térmica; interferindo no albedo e na armazenagem de calor; e também a poluição modifica a transparência da atmosfera, tornando a urbanização a segunda colocada no ranking de alteração no clima (BOCCALATTE et al., 2020; SHARMA et al., 2013).

Nesse contexto, estudos como os de Stewart e Oke (2012), Romero (2013), Akbari et al., (2015), Barbirato et al., (2016), Kruger (2016) e outros avaliam os impactos da alteração morfológica da superfície construída e da sua influência sobre a dinâmica do clima urbano. Estes estudos demonstram que o aumento da temperatura provocado pelas ICUs no verão implicam no desconforto externo e interno (KRUGER, 2016), e afetam de maneira negativa a eficiência energética dos edifícios pelo aumento na demanda por resfriamento (SHI et al., 2019).

Em busca de minimizar os impactos provocados por diferentes níveis de cobertura da terra e superação de obstáculos, realizam-se estudos de desenho urbano sensível ao clima ou desenho bioclimático de modo a relacionar o clima, os materiais aplicados, as pessoas e as formas de uso do espaço, funcionando como resposta à antropização desenfreada, controlando

sua interferência no meio ambiente e sua insensibilidade ao clima (SANBORN, 2017). O progresso das pesquisas nesse ramo foi provido pelo desenvolvimento de geotecnologias como o Sensoriamento Remoto que colaborou para classificar, identificar e avaliar a cobertura da terra e o comportamento climático. O uso dessas ferramentas promoveu avanços significativos em prazos e possibilidades para o campo da climatologia (MARTINS; ALVES; DAMASCENO, 2019).

### 1.2.2 Sensoriamento Remoto em estudos urbanos

Com o crescimento das áreas urbanizadas em densidade e proporção, os estudos que relacionam regiões e seu entorno demandam de ferramentas que possibilitem analisar grandes áreas. Nesse ponto, as técnicas de Sensoriamento Remoto (SR) que se desenvolveram largamente nos últimos anos, graças as tecnologias de aeroespaciais (SHI; ZHANG, 2018), são aplicadas em estudos urbanos de diferentes vertentes, cenários e metodologias, como mostra a Tabela 1.

**Tabela 1:** Alguns autores que aplicaram Sensoriamento Semoto em estudos urbanos em diferentes países do mundo.

Autor	Local de Estudo	Estudo com Sensoriamento Remoto
Barsi et al. (2005)	E. U. A	Análise de banda térmica e calculadora de parâmetro, analisando temperatura de superfície por pixel.
Souza e Silva (2005)	BRASIL	Análise da temperatura de brilho da região polarizada pela cidade de Petrolina.
Shi; Zhang (2018)	CHINA	Utilização de múltiplas fontes para análise da expansão urbana e a espacial e socioeconômica.
Baines et al. (2020)	INGLATERA	Análise de estruturas de florestas urbanas.
Hermas et al. (2020)	EGITO	Investigação do impacto das enchentes em áreas urbanas.
Abutaleb et al. (2020)	ÁFRICA DO SUL	Verificação de índices de áreas verdes urbanas.
Venter et al. (2020)	NORUEGA	Análise da temperatura do ar.
Cao et al. (2020)	CHINA	Reconhecimento da função da região urbana.
Basurto-Lozada et al. (2020)	MÉXICO	Análise da temperatura da superfície do solo.

**Fonte:** Organizado pelo autor (2020).

Dentre as aplicações para o SR, destaca-se entre os estudos, a utilização de imagens oriundas do satélite *Landsat* e suas bandas de infravermelho térmico, apesar da baixa resolução. As bandas termiais permitem estudos para avaliar mudanças ambientais naturais e antrópicas

que provocam variações no clima (MIRCHOOI et al., 2020). Nesse contexto, as ferramentas de detecção remota ganham espaço pela facilidade da busca e tratamento de imagens termais para mapear as relações eletromagnéticas com a superfície terrestre (CALLEJAS et al., 2011).

O uso de SR se dá pela coleta de informações facilitada, diversidade de aplicações e visão privilegiada em ângulo superior, além da agilidade no processamento, entretanto, o real avanço ocorreu com a ascensão das imagens de alta resolução espacial (RAMOS, 2017), classificadas pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE, 2007) como imagens geradas por sensores com capacidade de detecção próxima a 50 cm. Os principais sensores são: WORLDVIEW-3 (31 cm), GEOEYE-1 (41 cm) e IKONOS-2 (1 m). A resolução espacial da imagem é extremamente necessária para classificação de alvos na urbe (RAMOS, 2017), mas devido ao grande volume de dados gerados pela alta resolução espacial, estes satélites possuem poucas bandas que limitam sua aplicação (INPE, 2007). Contudo, as imagens de alta resolução espacial tem custo elevado, e como alternativa viável para fins de classificação do uso do solo tem-se o *software Google Earth* que oferece imagens de satélite de alta resolução de todo o planeta (TORLAY; OSHIRO, 2010).

Segundo Meneses et al., (2012), o processo de classificação de imagens divide-se em três métodos e devem ser selecionados de acordo com critérios e necessidades:

- a) Não paramétrica e paramétrica;
- b) espectral e espacial;
- c) supervisionada ou não supervisionada.

Tais métodos podem ser aplicados em análises por regiões ou pixel, cada um com sua peculiaridade, mas que se objetiva propiciar alta qualidade de extração de dados. Independente da escolha, a ferramenta se tornou essencial, pois pode ser associada a métodos matemáticos (MARTINS; ALVES; DAMASCENO, 2019), permitindo avaliar e compreender a dinâmica do balanço de energia em diferentes superfícies nas cidades – informações importantes para estudos e planejamento na promoção da qualidade de vida.

Para o estudo da climatologia urbana, mudanças ambientais globais e troca de energia da atmosfera terrestre, faz-se necessário compreender a temperatura de superfície da terra, um dado complexo que não pode ser medido de forma contínua e consistente ao abranger grandes áreas (ZENG et al., 2018). Conforme Ochola et al., (2020), os padrões para análise da temperatura de superfície da terra são sensíveis aos tipos de cobertura da terra, umidade da superfície, densidade da ocupação e alturas dos edifícios. Por isso, Alexander, Mills e Fealy (2015) analisaram fluxos de energia em dois locais distintos de Dublin (centro da cidade e

subúrbio verde), utilizando o modelo de Equilíbrio de Água e Energia Urbana de Superfície (SUEWS) para examinar a qualidade de informação e o desempenho de um modelo de balanço energético urbano. O estudo consistia em utilizar um modelo de média complexidade com dados meteorológicos e de cobertura da terra, disponíveis facilmente para verificar se o SUEWS seria capaz de ser executado sem impacto significativo no desempenho do modelo que trabalhou com várias estações. Os resultados foram similares e, portanto, satisfatórios.

Ochola et al., (2020) estudaram as trocas térmicas em Nairobi no Quênia com o uso do sensor do *Landsat 8* que mostra a distribuição espacial das temperaturas de superfície. Os autores verificaram que a rápida urbanização trouxe impactos ao ambiente, com a formação de altas temperaturas em áreas urbanas construídas e nas áreas rurais circundantes, apresentando diferentes níveis de conforto térmico e qualidade do ar. O estudo da temperatura de superfície da terra aponta que as zonas frias são constituídas por corpos d'água, árvores densas e áreas esparsamente construídas, enquanto nas zonas quentes há composição de áreas industriais e com edifícios (OCHOLA et al., 2020).

Outra aplicação refere-se a estudos realizados por Du et al., (2020), em que foram classificadas zonas climáticas locais da cidade de Nanjing, China. Por meio de SR e SIG foram mapeadas 5 áreas com diferentes níveis de cobertura da terra. As análises térmicas e seus resultados demonstraram variação de acordo com as estações, relevo e gabarito das edificações, indicando que o planejamento e distribuição das edificações podem corroborar com o controle da temperatura de superfície (DU et al., 2020).

### **1.2.3 Sebal**

O SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*) tem se destacado como um dos modelos mais completos para estudar o balanço de energia superficial por meio de Sensoriamento Remoto. Para isso, ele necessita de imagens de satélite e informações climatológicas, como temperatura do ar e velocidade do vento (BASTIAANSSEN et al., 1998; BASTIAANSSEN et al., 2002; BASTIAANSSEN et al., 2005). É um modelo matemático que usa relações empíricas e parametrização física para estimar os componentes do balanço de energia, bem como medir os fluxos de calor sensível (H) devido ao seu robusto processo iterativo de pixels âncoras. O SEBAL possui precisão média variando entre 85% e 95%, é um dos modelos mais difundidos e já foi aplicado em mais 30 países sob diversas tipologias climáticas. Possui fácil manuseio, principalmente em áreas de grande extensão,

requerendo informações mínimas de campo para fornecer estimativa da evapotranspiração (MARTINS, 2015; ALVES, 2019).

O SEBAL é robusto e provou ser eficiente na estimativa da evapotranspiração em áreas agrícolas planas, no entanto Faridatul et al., (2019) cita e demonstra a dificuldade do modelo SEBAL em distinguir superfícies heterogêneas, no entanto Silva et al., (2009), e Silva (2020) evidenciam o efeito da resolução espacial dos sensores TIRS (Thermal Infrared Sensor) 60m fator que prejudica a estimativa dos componentes do balanço de energia na superfície urbana, ainda nesse quesito o modelo não aborda o fluxo de calor antropogênico, elemento que pode provocar variações nas respostas (FARIDATUL et al., 2019).

Os modelos como o SEBAL são desenvolvidos para ambientes agrícolas, no entanto, podem ser ajustados e apresentar resultados condizentes no ambiente urbanos (CHEN et al., 2022). Com as alterações climáticas e maior aquecimento das cidades, as estimativas do balanço de energia superficial por meio do SEBAL se destacam como importante ferramenta para o estudo dos ambientes urbanos (BASTIAANSSEN et al., 1998; ANDRADE et al., 2018).

#### ***1.2.4 Caracterização da Cidade de Rio Verde – GO***

Rio Verde surgiu da isenção de impostos para criadores de gado na região sul de Goiás. Motivados por isso, a família de José Rodrigues de Mendonça muda-se para as margens do rio São Tomás, apossando-se da área. Em 1882, Rio Verde foi elevada à condição de Vila pela Lei Provincial nº 670, de 31 de julho de 1882. Seu marco de desenvolvimento foi em 1970 quando atraiu agricultores de São Paulo e da região Sul, fato que transformou o município no maior produtor de grãos de Goiás (CARNEIRO et al., 2014).

O Município está localizado na região Centro-Oeste do Brasil e faz divisa com os municípios de: Montividiu, Paraúna, Santo Antônio da Barra, Santa Helena de Goiás, Maurilândia, Castelândia, Quirinópolis, Cachoeira Alta e Jataí. A cidade situa-se na bacia do rio Paranaíba e seu perímetro urbano é cortado por diversos córregos: Chapadinha, da Mata, Esbarrancado, Galinha, Campestre, da Barrinha Ribeirão Lajes, Abóbora e Sapo (SENHA ENGENHARIA, 2009).

Atualmente, o município possui território de 8.386,831 km<sup>2</sup> e a quarta maior população do estado, com estimativa de 241.518 habitantes em 2020 (IBGE, 2022b). Além disso, nas

últimas décadas passou por grandes transformações em seu perímetro urbano com expressivas mudanças na cobertura da terra, pela agricultura e urbanização.

### **1.3 Objetivos**

#### ***1.3.1 Objetivo geral***

Avaliar os impactos da urbanização nas trocas energéticas superficiais sob diferentes tipos de cobertura da terra em Rio Verde – Goiás.

#### ***1.3.2 Objetivos específicos***

1. Compreender a dinâmica espacial do uso e cobertura da terra no perímetro urbano de Rio Verde no ano de 2018;
2. Estimar o balanço de radiação, energia e evapotranspiração das superfícies no perímetro urbano de Rio Verde;
3. Relacionar os usos do solo com os valores de diferentes índices de superfície e balanço de energia no perímetro urbano de Rio Verde.

## 2 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABUTALEB, Khaled et al. Estimating urban greenness index using remote sensing data: A case study of an affluent vs poor suburbs in the city of Johannesburg. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, 9 p., 2020.

ALEXANDER, P. J.; MILLS, G.; FEALY, R. Using LCZ data to run an urban energy balance model. **Urban Climate**, vol. 13, p. 14–37, 2015.

ALEXANDER, Cici. Normalised difference spectral indices and urban land cover as indicators of land surface temperature (LST). **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 86, 2020, ISSN 1569-8432. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.102013>>. Acesso em: 26 mar. 2022.

ALVES, W. dos S.; MARTINS, A. P.; FERREIRA, R. S. Modelagem Aplicada na Estimativa de Vazão de uma Bacia Hidrográfica no Sudoeste de Goiás, Cerrado Brasileiro. **Caminhos de Geografia**, v. 23, n. 85, p. 261-282, 2022. X. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/57899>. Acesso em: 17 jun. 2022.

AKBARI, H.; CARTALIS, C.; KOLOKOTSA, D.; MUSCIO, A.; PISELLO, A. L.; ROSSI, F.; SANTAMOURIS, M.; SYNNEF, A.; WONG, N. H.; ZINZI, M. Local climate change and urban heat island mitigation techniques – the state of the art. **Journal of Civil Engineering and Management**, v. 22, n. 1, p. 1-16, dez. 2015. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.3846/13923730.2015.1111934>>. Acesso em: 11 abr. 2022.

AMORIM, M. C. C. T. Spatial variability and intensity frequency of surface heat island in a Brazilian city with continental tropical climate through remote sensing. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 9, p. 10-16, 2018.

ANA – Agência Nacional de Águas. Relatório Conjuntura dos Recursos Hídricos no Brasil 2020. Brasília, 2020. Disponível em: <<http://conjuntura.ana.gov.br/>>. Acesso em: 03 mar. 2022.

\_\_\_\_\_. Atlas irrigação: uso da água na agricultura irrigada. 2. ed. Brasília: ANA, 2021. Disponível em: <<https://portal1.snirh.gov.br/ana/apps/storymaps/stories/a874e62f27544c6a986da1702a911c6b>>. Acesso em: 03 mar. 2022

ARAKI, Hideo, Fusão de informações espectrais, altimétrica e de dados auxiliares na classificação de imagens de alta resolução espacial Boletim de Ciências Geodésicas, vol. 12, núm. 1, 2006, pp. 167-168 Universidade Federal do Paraná Curitiba, Brasil Disponível em: <<https://www.redalyc.org/pdf/3939/393937698021.pdf> >. Acesso em: 12 Jan. 2022

ATLAS BRASIL. Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil. Rio Verde, GO. 2013.

- BAINES, Oliver; WILKES, Phil; DISNEY, Mathias. Quantifying urban forest structure with open-access remote sensing data se. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 50, p. 126653, abr. 2020.
- BASTIAANSEN, W. G. M; MENENTI, M.; FEDDES, R. A.; HOLTSLAG, A. A. M. A remote sensing Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL): formulation. **Journal of Hydrology**, v. 212-213, n. 1-4, p. 198-212, 1998. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4)>. Acesso em: 19 jan. 2022.
- BASTIAANSEN, W. G. M. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v. 229, p. 87-100, 2000. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00202-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00202-4)>. Acesso em: 11 fev. 2022.
- BASTIAANSEN, W. G. M.; NOORDMAN, E. J. M.; PELGRUM, H.; DAVIDS, G.; THORESON, B. P.; ALLEN, R. G. SEBAL Model with Remotely Sensed Data to Improve Water-Resources Management under Actual Field Conditions, **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 131, n. 1, p. 85-93, 2005.
- BALEW, Abel; KORME, Tesfaye. Monitoring land surface temperature in Bahir Dar city and iTs surrounding using Landsat images. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 23, n. 3,2020, p. 371-386, ISSN 1110-9823. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2020.02.001>>. Acesso em: 02 maio 2022.
- BARBIRATO, G.; SOUZA, L.; TORRES, S. **Clima e Cidade**: a abordagem climática como subsídios para estudos urbanos. 2ª edição, Maceió: EDUFAL, 2016. 201
- BARSI, J.A.; SCHOTT, J.R.; PALLUCONI, F.D.; HOOK, S.J. Validation of a web-based atmospheric correction tool for single thermal band instrumentTs Earth Observing Systems X, vol 5882, International Society for Optics and Photonics (2005), p. 58820E.
- BASURTO-LOZADA, Daniela et al. Dynamics of soil surface temperature with unmanned aerial systems. **Pattern Recognition Letters**, v. 138, p. 68–74, 2020.
- BOCCALATTE, A. et al. Microclimate and urban morphology effectTs on building energy demand in different European cities. **Energy and Buildings**, [S. l.], v. 224, p. 110-129, 2020.
- BRITO, F.; HORTA, C. J. G.; AMARAL, E. F. L. 2001. A urbanização recente no Brasil e as aglomerações metropolitanas. **Open Science Framework PreprinTs**, 2001. Disponível em: <<https://doi.org/10.31219/osf.io/84b92>>. Acesso em: 22 fev. 2022.
- CALLEJAS, Ivan Julio Apolonio; DURANTE, Luciane Cleonice; OLIVEIRA, Ângela Santana NOGUEIRA, Marta Cristina de Jesus Albuquerque. Uso do solo e temperatura superficial em área urbana. **Mercator**, vol. 10, nº 23, p. 207-223, set.-dez. 2011.
- CAMARA, G; SOUZA, R. C. M.; FREITAS, U. M; GARRIDO, J. Spring: Integrating remote sensingand GIS by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, maio-jun. 1996. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0097-8493\(96\)00008-8](https://doi.org/10.1016/0097-8493(96)00008-8)>. Acesso em: 13 jun. 2022.

CAO, Rui et al. Deep learning-based remote and social sensing data fusion for urban region function recognition. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 163, p. 82–97, 2020.

CARVALHO, R. M.; SILVEIRA, A. L. R. C. da; ANDRADE, C. S. P. de. Análise da cobertura da terra e da temperatura de superfície das Zonas Especiais de Uso Sustentável (ZEUS) de Teresina, PI. **Formação (Online)**, v. 28, n. 53, p. 933-953, 2021. Disponível em: <<https://revista.fct.unesp.br/index.php/formacao/article/view/8383>>. Acesso em: 14 jan. 2022.

CARNEIRO, Fernando Ferreira; PESSOA, Vanira Matos; SOARES, Rackynelly Alves Sarmiento **Análise de contexto Rio Verde – GO**, Dezembro de 2014 Disponível em: <<https://www.saudecampofloresta.unb.br/wp-content/uploads/2014/09/Perfil-Rio-Verde.pdf>>. Acesso em: 21 fev. 2021.

CARPIO, Manuel et al. Influence of pavements on the urban heat island phenomenon: A scientific evolution analysis. **Energy and Buildings**, p. 110379, 2020.

CHANDLER T.J. Urban Climatology and its relevance to Urban Design, WHO Techn. Note Nr. 149, Genf, 1976

CHEN, Han; HUANG, Jinhui Jeanne; DASH, Sonam Sandeep; LAN, Zhiqing; GAO, Junjie; MCBEAN, Edward; SINGH, Vijay P. Development of a three-source remote sensing model for estimation of urban evapotranspiration. **Advances in Water Resources**, v. 161, 2022, ISSN 0309-1708. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2022.104126>>. Acesso em: 26 mar. 2022.

CRANK, P. J.; SAILOR, D. J.; BAN-WEISS, G.; TALEGHANI, M. Evaluating the ENVI-met microscale model for suitability in analysis of targeted urban heat mitigation strategies. **Urban Climate**, vol. 26, p. 188–197, dez. 2018.

DU, Peijun; CHEN, Jike; BAI, Xuyu; HAN, Wenquan. Understanding the seasonal variations of land surface temperature in Nanjing urban area based on local climate zone. **Urban Climate**, vol. 33, 2020, ISSN 2212-0955.

FOROUZANDEH, A. Numerical modeling validation for the microclimate thermal condition of semi-closed courtyard spaces between buildings. **Sustainable Cities and Society**, vol. 36, p. 327–345, 2018.

GUILHERME, A. P.; BIUDES, M. S.; MOTA, D. dos S.; MUSIS, C. R. de. Relação entre tipo de cobertura da terra e temperatura de superfície. **Sociedade & Natureza**, v. 32, p. 539-550, 2020. Disponível em: <[http://old.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1982-45132020000100515&lng=en&nrm=iso&tlng=pt](http://old.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1982-45132020000100515&lng=en&nrm=iso&tlng=pt)>. Acesso em: 25 fev. 2022.

HERMAS, ElSayed; GABER, Ahmed; EL BASTAWESY, Mohammed. Application of remote sensing and GIS for assessing and proposing mitigation measures in flood-affected urban areas, Egypt. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, 2020.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **História**. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/historico>>. Acesso em: jun. 2022a.

\_\_\_\_\_. **Panorama**. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/panorama>>. Acesso em: jun. 2022b.

\_\_\_\_\_. **Panorama**: população estimada. 2022. Disponível: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/panorama>>. Acesso em: 15 mar. 2020

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Classificação e caracterização dos espaços rurais e urbanos do Brasil**: uma primeira aproximação. Rio de Janeiro: IBGE, 2017. 84 p.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Sensores ópticos de alta resolução espacial**. Divisão de Sensoriamento Remoto coordenação-geral de observação da terra, 2007.

INTERNACIONAL ASSOCIATION FOR URBAN CLIMATE (IAUC), Gerald Mills. (2006). The Climate of London by Luke Howard (1833). Disponível em: <<http://www.urban-climate.org/resources/classic-texts/>>. Acesso em: 09 ago. 2020.

JUNG, M. C.; DYSON, K.; ALBERTI, M. Urban Landscape Heterogeneity Influences the Relationship between Tree Canopy and Land Surface Temperature. **Urban Forestry & Urban Greening**, 57, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ufug.2020.126930>>. Acesso em: 21 fev. 2021.

KEDIA, S.; BHAKARE, S. P.; DWIVEDI, A. K.; ISLAM, S.; KAGINALKAR, A. Estimates of change in surface meteorology and urban heat island over northwest India: Impact of urbanization. **Urban Climate**, 36, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.uclim.2021.100782>>. Acesso em: 21 fev. 2021.

KHOSHNOODMOTLAGH et. al., Urban morphology detection and it's linking with land surface temperature: A case study for Tehran Metropolis, Iran, Sustainable Cities and Society, Volume 74, 2021, 103228, ISSN 2210-6707, .. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103228>>. Acesso em: 23 fev. 2022.

KRATZER, A. 1956. Das Stadtklima, Wieweg e Sohn, Braunschweig, p. 184

KRUGER, Eduardo Leite. Efeitos da ilha de calor nos níveis de conforto em ambientes externos e internos para as condições climáticas de Curitiba. **Eng. Sanit. Ambient**, Rio de Janeiro, v. 21, n. 3, p. 459-467, set. 2016.

LA, Yune; BAGAN, Hasi; YAMAGATA, Yoshiki; Urban land cover mapping under the Local Climate Zone scheme using Sentinel-2 and PALSAR-2 data, **Urban Climate**, Volume 33, 2020, 100661, ISSN 2212-0955, Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.uclim.2020.100661>>. Acesso em: 14 dez. 2020.

LIMA, Thiago Luiz; GALVANI, Emerson. Avaliação da Ilha de Calor Urbana na Zona Norte de São Paulo: Estudo de Caso do Bairro Jardim Peri. **Revista Brasileira de Climatologia**, ano 16, vol. 26, 2020.

LIU, Yan et al. Urban heat island effects of various urban morphologies under regional climate conditions. **Science of The Total Environment**, v. 743, p. 140589, 2020.

- LÓPEZ-CABEZA, V. P.; GALÁN-MARÍN, C.; RIVERA-GÓMEZ, C.; ROA-FERNÁNDEZ, J. Courtyard microclimate ENVI-met outputs deviation from the experimental data. **Building and Environment**, vol. 144, p. 129–141, 2018.
- MARTINS, A. P. Uso de dados do sensor MODIS/AQUA e do algoritmo SEBAL para estimativa da evapotranspiração real na bacia do Rio Paranaíba. 150 f. Tese (Doutorado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia - MG, 2015.
- MARTINS, Alécio Perini; ALVES, Wellmo dos Santos; DAMASCENO, Carlos Eduardo, Avaliação de Métodos de Interpolação para Espacialização de Dados de Temperatura do Ar na Bacia do Rio Paranaíba – Brasil, **Revista Brasileira de Climatologia** (Eletrônica), ano 15, vol. 25, 2019.
- MENESES, P. R. et al. **Introdução ao processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Universidade de Brasília, Brasília, 2012, 276 p.
- MIRCHOLI, Fahimeh; SADEGHI, Seyed Hamidreza; KHALEDI DARVISHAN, Abdulvahed. Analyzing spatial variations of relationships between Land Surface Temperature and some remotely sensed indices in different land uses. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100359, 2020.
- MONTEIRO, C. A. de F. **Teoria e Clima Urbano**. São Paulo: IGEOG/USP, 1976. 181p. (Série Teses e Monografias, 25).
- OCHOLA, Emmanuel M. et al. Inter-local climate zone differentiation of land surface temperatures for Management of Urban Heat in Nairobi City, Kenya. **Urban Climate**, vol. 31, p. 100540, mar. 2020.
- OKE, J. G. T., STEYN, D. G. et al. Simulação de ilhas de calor urbanas superficiais em condições 'ideais' à noite, parte 2: Diagnóstico de causalidade. **Boundary-Layer Meteorol**, vol. 56, p. 339-358, 1991.
- PARKER, J. The Leeds urban heat island and its implications for energy use and thermal comfort. **Energy and Buildings**, 235, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110636>>. Acesso em: 07 maio 2021.
- PBMC, 2016: Mudanças Climáticas e Cidades. Relatório Especial do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas [Ribeiro, S.K., Santos, A.S. (Eds.)]. PBMC, COPPE – UFRJ. Rio de Janeiro, Brasil. 116p. ISBN: 978-85-285-0344-9.
- RAMOS, Diego Vieira et. al. Técnicas de sensoriamento remoto empregadas nos estudos urbanos de transporte. UTFPR, Pato Branco, v. 12, n. 1, p. 269–278, nov. 2017
- REZENDE, Carolina Maciel de. **Condições microclimáticas de espaços abertos**: simulação de estratégias por meio do software ENVI-met. Tese (Doutorado em Física Ambiental) - Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental. Universidade Federal de Mato Grosso, Cuiabá, 2014. 93 f.

ROMERO, Marta Adriana Bustos. Princípios bioclimáticos para o desenho urbano. Editora UNB, 3. ed., 128 p., 2013. Disponível em: <[http://airesfernandes.weebly.com/uploads/5/1/6/5/5165255/principios\\_bioclimticos\\_para\\_o\\_desenho\\_urbano.pdf](http://airesfernandes.weebly.com/uploads/5/1/6/5/5165255/principios_bioclimticos_para_o_desenho_urbano.pdf)> Acesso em: 07 maio 2022.

SANBORN, Emma. **Integrating Climate Sensitive Design Principles in Municipal Processes: A Case Study of Edmonton's Winter Patios**. Dissertação (Mestre em Engenharia Arquitetônica) – Universidade de Tecnologia de Luleå, Departamento de Engenharia Civil, Ambiental e de Recursos Naturais, Arquitetura e Água, 2017. 123 f.

SENHA ENGENHARIA. SAA – **Rio Verde: Plano de ampliação e melhoria do abastecimento de água de Rio Verde, GO**. 2009. 110p. Disponível em: <<https://docplayer.com.br/16714503-Saa-rio-verde-plano-de-ampliacao-e-melhoria-do-abastecimento-de-agua-de-rio-verde-go.html>> Acesso em: 21 fev. 2022.

SHARMA, Richa; GHOSH, Aniruddha; JOSHI; Pawan Kumar. Spatiotemporal footprints of urbanisation in Surat, the Diamond City of India (1990–2009). **Environmental Monitoring and Assessment**, vol. 185, p. 3313–3325, 2013.

SHI, Yurong; ZHANG, Yufeng. Remote sensing retrieval of urban land surface temperature in hot-humid region. **Urban Climate**, v. 24, p. 299–310, 2018.

SHI, Luyang et al. Impacts of urban microclimate on summertime sensible and latent energy demand for cooling in residential buildings of Hong Kong. **Energy**, v. 189, p. 116208, 2019.

SILVA FILHO, Luiz Carlos, Lucas Costa de Souza Cavalcanti, Zuleide Maria Carvalho Lima Proposta de classificação da morfologia urbana em cidades brasileiras GEOGRAFIA | Rio Claro, SP | v.47 | n.1 | 2022 | ISSN: 1983-8700 Disponível em: <<https://www.periodicos.rc.biblioteca.unesp.br/index.php/ageteo/article/view/16300/12310>>. Acesso em: 04 abr. 2022.

SOUZA, Juarez Dantas de; SILVA, Bernardo Barbosa da. Correção atmosférica para temperatura da superfície obtida com imagem TM: Landsat 5. **Revista Brasileira de Geofísica** (online), vol. 23, n. 4, p. 349-358, 2005.

STEWART, I. D.; OKE, T. Local Climate Zones for Urban Temperature Studies. **Bulletin of the American Meteorological Society**, vol. 93, p. 1879-1900, 2012.

TORLAY, Roger; OSHIRO, Osvaldo Tadatomo. **Obtenção de Imagem do Google Earth para classificação de uso e ocupação do solo**. Congresso de Interinstitucional de Iniciação Científica: Embrapa, n. 4., 2010.

United Nations Organization (ONU). World Urbanization Prospects: The 2018 Revision. Department of Economic and Social Affairs, Population Division, 2018.

U.S. Census Bureau. Banco de Dados Internacional (BID). Lançamento de dezembro de 2021. Population Division International Programs Center Washington, DC 20233. Disponível em: <<https://www.census.gov/programs-surveys/international-programs/about/idb.html>>. Acesso em: 17 jun. 2022.

VENTER, Zander S. et al. Hyperlocal mapping of urban air temperature using remote sensing and crowdsourced weather data. **Remote Sensing of Environment**, v. 242, p. 111791, 2020.

WANG, W., SAMAT, A., ABUDUWAILI, J., & GE, Y. Quantifying the influences of land surface parameters on TS variations based on GeoDetector model in Syr Darya Basin, Central Asia. **Journal of Arid EnvironmenTs**, vol. 186, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2020.104415>>. Acesso em: 21 fev. 2021.

WORKU, Gebrekidan; TEFERI, Ermias; BANTIDER, Amare. Assessing the effects of vegetation change on urban land surface temperature using remote sensing data: The case of Addis Ababa city, Ethiopia. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 22, 2021, ISSN 2352-9385. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100520>>. Acesso em: 12 abr. 2022.

ZHANG, J.; CUI, P.; SONG, H. Impact of urban morphology on outdoor air temperature and microclimate optimization strategy base on Pareto optimality in Northeast China. **Building and Environment**, 180, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107035>>. Acesso em: 12 dez. 2020.

ZENG, C.; LONG, D.; SHEN, H.; WU, P.; CUI, Y.; HONG, Y. A two-step framework for reconstructing remotely sensed land surface temperatures contaminated by cloud. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, vol. 141, p. 30-45, jul. 2018.

ZHANG, J.; CUI, P.; SONG, H. Impact of urban morphology on outdoor air temperature and microclimate optimization strategy base on Pareto optimality in Northeast China. **Building and Environment**, 180, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107035>>. Acesso em: 12 dez. 2020.

**3 CAPÍTULO 1 – ARTIGO 1**

**ANÁLISE DOS EFEITOS DA URBANIZAÇÃO SOBRE O MICROCLIMA E AS  
TROCAS ENERGÉTICAS SUPERFICIAIS EM RIO VERDE - GO**

## RESUMO

A cidade de Rio Verde, estado de Goiás, Centro-Oeste brasileiro, é uma das maiores cidades do sudoeste goiano. Possui economia baseada no agronegócio e tem passado, nas últimas décadas, por um forte processo de urbanização com expansão do perímetro em aproximadamente 300%. Esse fenômeno provocou a mudança da superfície física da terra, alterando as trocas térmicas e o balanço de energia, condição que eleva a capacidade térmica da superfície, impactando no armazenamento de calor e qualidade de vida. Nesse panorama, a presente pesquisa tem como foco principal a estimativa balanço de energia para avaliar os impactos da urbanização nas trocas energéticas superficiais sob diferentes tipos de cobertura da terra, e ainda, avaliar a dinâmica da evapotranspiração no perímetro urbano de Rio Verde. Para isso, foram utilizados dados orbitais dos satélites Worldview 3, Landsat 8, e dados micrometeorológicos de estações do INMET. Com o ArcGIS foi produzido mapa de uso da terra por classificação de máxima verossimilhança. Já o Algoritmo SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) foi usado para estimar o Saldo de Radiação ( $R_n$ ), o balanço de energia e a evapotranspiração das superfícies. Como complemento, utilizou-se as análises estatísticas e produção dos intervalos de confiança. Como principais resultados destaca-se que maior parte do perímetro urbano são desenvolvidas atividades rurais, classe que representa mais de 25% da área. Outro fator, é que o ambiente urbano tem sua temperatura de superfície agravada no período chuvoso e as áreas agrícolas têm maiores valores no período seco. A temperatura de superfície do Centro Urbanizado apresentou a maior variação 50,7%, correspondendo a 15°C e também foi registrada o maior valor 44,60°C, já Vegetação Densa obteve o menor valor 21,05°C e variação entra as datas de 42,8% ou 9°C. Ao validar o procedimento a evapotranspiração apresentou correlação significativa Spearman's  $\rho$  0.80  $p = 0.014$  entre Evapotranspiração Real estimada pelo algoritmo SEBAL e Evapotranspiração Real SISDAGRO - INMET, 2022. Além disso, quanto maiores os níveis de urbanização, menores os valores de evapotranspiração e  $R_n$ . E, maiores os valores de fluxo de calor no solo ( $G$ ) e fluxos de calor sensível ( $H$ ). Estes dados indicam a necessidade de ações de planejamento e controle da expansão urbana. Nesse contexto, o Sensoriamento Remoto por meio do algoritmo SEBAL foi eficiente para compreensão das frações energéticas e hidrológicas e servirão de base para a implementação de políticas públicas e outras ações no sentido de construir um ambiente urbano mais adaptado ao clima.

**Palavras-chave:** Sensoriamento Remoto. SEBAL. Balanço de Energia. Superfície Urbana.

## ABSTRACT

The city of Rio Verde, state of Goiás, Midwest Brazil, is one of the largest cities in Southwest Goiás. It has an economy based on agribusiness and has undergone, in recent decades, a strong urbanization process with expansion of the perimeter by approximately 300%. This phenomenon caused a change in the physical surface of the earth, altering thermal exchanges and the energy balance, a condition that increases the thermal capacity of the surface, impacting heat storage and life quality. In this scenario, the present research has a focus in the energy balance estimation to evaluate the urbanization impacts on surface energy exchanges under different types of land cover, and to evaluate the dynamics of evapotranspiration in the urban perimeter of Rio Verde. For this, orbital data from Worldview 3 and Landsat 8 satellites and micrometeorological data from INMET stations were used. With ArcGIS, a land use map was produced by maximum likelihood classification. The SEBAL Algorithm (Surface Energy Balance Algorithm for Land) was used to estimate the Radiation Balance (Rn), the energy balance and the surfaces evapotranspiration. As a complement, statistical analyzes and production of confidence intervals were used. As main results, it is highlighted that in the most of the urban perimeter is developed rural activities, a class that represents more than 25% of the area. Another factor is that the urban environment has its surface temperature worsened in the rainy season and agricultural areas have higher values in the dry season. The surface temperature of the Urbanized Center showed the highest variation 50.7%, corresponding to 15 °C, where the highest value was also recorded, 44.60 °C, whereas Dense Vegetation had the lowest value 21.05 °C and variation between the dates of 42.8% or 9°C. When validating the procedure, evapotranspiration showed a significant correlation Spearman's  $\rho$  0.80  $p = 0.014$  between Real Evapotranspiration estimated by the SEBAL algorithm and Real Evapotranspiration SISDAGRO - INMET, 2022. In addition, the higher is the urbanization levels, the lower is the evapotranspiration and Rn values. And the higher is the soil heat flux (G) and sensible heat fluxes (H) values. These data indicate the need for planning and control actions for urban expansion. In this context, Remote Sensing through the SEBAL algorithm was efficient for understanding the energy and hydrological fractions and will serve as a basis to implement public policies and other actions to build an urban environment more adapted to the climate.

**Keywords:** Remote Sensing. SEBAL. Energy Balance. urban surface

### 3.1 Introdução

O balanço de energia na superfície terrestre é fator de grande relevância para a climatologia urbana, e nos últimos anos as áreas urbanizadas passaram por grandes mudanças nas dimensões, nos materiais e na densidade populacional. Essas alterações provocam mudanças indesejadas, como a alteração da cobertura da terra e do balanço de energia. As cidades crescem estampando grandes áreas pavimentadas sobre o solo natural e, consecutivamente, alterando os índices de absorção e reflexão da radiação solar. Essas dinâmicas térmicas únicas e peculiares da malha urbana e seus materiais reduzem a capacidade de refletância, armazenando mais calor e tornando as áreas urbanas muito mais quentes que as áreas de ambiente natural em seu entorno (FAHED et al., 2020)

O método do balanço de energia é um processo físico teórico de estimativa de evapotranspiração das superfícies, sendo obtido a partir do saldo de radiação ( $R_n$ ) e separa as fases: fluxo de calor do solo ( $G$ ), responsável pelo aquecimento do solo, fluxos de calor sensível ( $H$ ), pelo aquecimento do ar, fluxo de calor latente ( $LE$ ), responsável pela mudança no estado da água e, consecutivamente, pela evapotranspiração ( $ET$ ).

O entendimento desses parâmetros é importante ferramenta para o estudo dos ambientes urbanos. Dentre os modelos mais utilizados para cálculo do balanço de energia e evapotranspiração por meio de Sensoriamento Remoto, destaca-se o SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*) que tem sido aplicado em diferentes climas e condições de superfície (SILVA, 2020).

O SEBAL une dados micrometeorológicos e orbitais, utiliza-se dos índices de vegetação, albedo da superfície ( $\alpha_{sup}$ ) e temperatura da superfície ( $T_s$ ) para estimar por Sensoriamento Remoto o  $R_n$ ,  $H$  e  $G$ , permitindo obter o  $LE$  como resíduo do balanço de energia e a evapotranspiração, utilizando pixels quentes e frios em função linear com a temperatura da superfície (BASTIAANSEN et al.; 1998; ANDRADE et al., 2018). No entanto, as estimativas obtidas pelo algoritmo SEBAL necessitam de validação. Uma alternativa seria as sondagens de rádio para fluxos de superfície, torres ou dados regionalizados (BASTIAANSEN et al., 1998; TIMMERMANS et al., 2007). Ocorre que pela falta de dados ou custo elevado, pode-se obter a validação por meio da comparação entre modelos de fontes confiáveis (JAAFAR; AHMAD, 2020).

Os modelos matemáticos aliados aos avanços das tecnologias aeroespaciais e computacionais permitem nova visão a aplicação do Sensoriamento Remoto. O programa Landsat e seus sensores termais, satélites de alta resolução espacial, softwares SIG (Sistema de informação geográfica) e algoritmos de classificação supervisionada permitem estudar e identificar materiais de grandes áreas, agrupando os pixels em classes e cruzando-os com os resultados obtidos pelo SEBAL (CAMARA et al., 1996; MARTINS; ALVES; DAMASCENO, 2019).

O estudo é justificado pela falta de estudos sobre os efeitos da urbanização nas trocas energéticas em cidades inseridas no Cerrado brasileiro e os impactos da alteração na qualidade de vida das pessoas, indagando como o Sensoriamento Remoto e o algoritmo SEBAL podem facilitar a análise dos componentes do balanço de energia e o planejamento urbano.

Desse modo, os objetivos deste estudo são: classificar o uso do solo por meio de imagem de alta resolução; estimar o balanço de radiação e energia no perímetro urbano; e, relacionar o uso do solo com os valores de diferentes índices de superfície e balanço de energia. Para cumprir essa tarefa, as imagens de alta resolução espacial (31 cm) do satélite Worldview 3 foram usadas para extrair dados de referência para validação de classes por meio de classificação de máxima verossimilhança e as imagens das bandas do Landsat 8 foram utilizadas em conjunto com o algoritmo SEBAL e o software ARCGIS para estimar o Saldo de Radiação ( $R_n$ ), o balanço de energia e a evapotranspiração, avaliando seu comportamento em diferentes coberturas do solo.

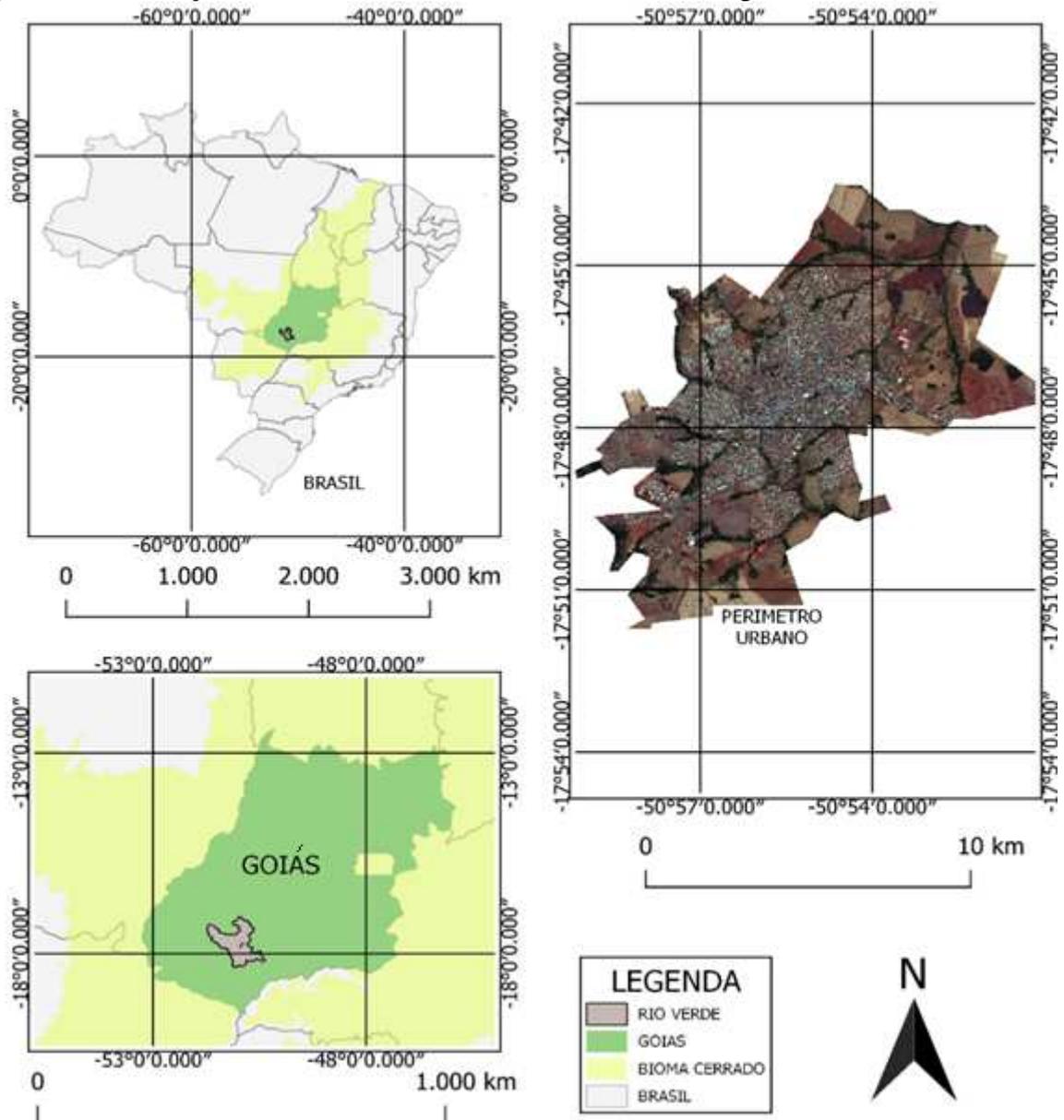
Assim, o enfoque da pesquisa é contribuir com os estudos para minimizar a crescente pressão das áreas antropizadas sobre o microclima, temperatura de superfície e as trocas energéticas superficiais urbanas na relação entre urbanização e balanço de energia.

## **3.2 Material e métodos**

### ***3.2.1 Área de estudo***

A cidade de Rio Verde está localizada no estado de Goiás, Centro-Oeste brasileiro, conforme Figura 1. A cidade situa-se na latitude 17° 47' 50" Sul e longitude 50° 54' 0" Oeste, altitude de 748 metros e apresenta terreno plano levemente ondulado com 5% de declividade (IMB, 2016). A área territorial do município é de 8.386,827 km<sup>2</sup> e seu perímetro urbano possui 106,07 km<sup>2</sup>, definido pela Lei Complementar nº 6074 (Rio Verde/GO, 2011).

**Figura 1:** Localização da cidade de Rio Verde, Goiás, Brasil (Sirgas 2000 22s).



**Fonte:** Mapa organizado pelo Autor (2022) a partir de dados geográficos disponibilizados pelo Sistema Estadual de Geoinformação de Goiás (SIEG, 2020).

Inserida na Zona Bioclimático 6, bioma Cerrado, apresenta clima característico tropical Aw, de acordo com a classificação de Köppen, e temperatura média de 23.3°C, com índice pluviométrico de 1663 mm/ano. No último censo 2010 a população era de 176.424 pessoas, com densidade demográfica de 21,05 hab/km<sup>2</sup>, atualmente, estima-se 247.259 habitantes (IBGE, 2022) e o percentual de pessoas vivendo em áreas urbanas é de 92,7% (PRADO et al., 2020). A área urbana de Rio Verde apresentou crescimento populacional de mais de 100% nos últimos 20 anos, demonstrado pelo crescimento da ocupação urbana em Rio Verde, demonstrado pela expansão das manchas urbanas na (Figura 2 e Tabela 2).

**Tabela 2:** Crescimento Populacional de Rio Verde – GO.

Ano	População
1996	100.003
2000	116.552
2007	149.382
2010	176.424
2021(estimado)	247.259

Fonte: IBGE (2022).

**Figura 2:** Evolução da ocupação urbana de Rio Verde de 1985 a 2021.

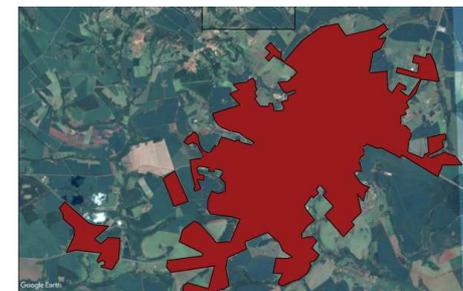
1985- Área Estimada: 17,50 km<sup>2</sup>



2007- Área Estimada: 35,10 km<sup>2</sup>



2010- Área Estimada: 39,95 km<sup>2</sup>



2016- Área Estimada: 47,04 km<sup>2</sup>



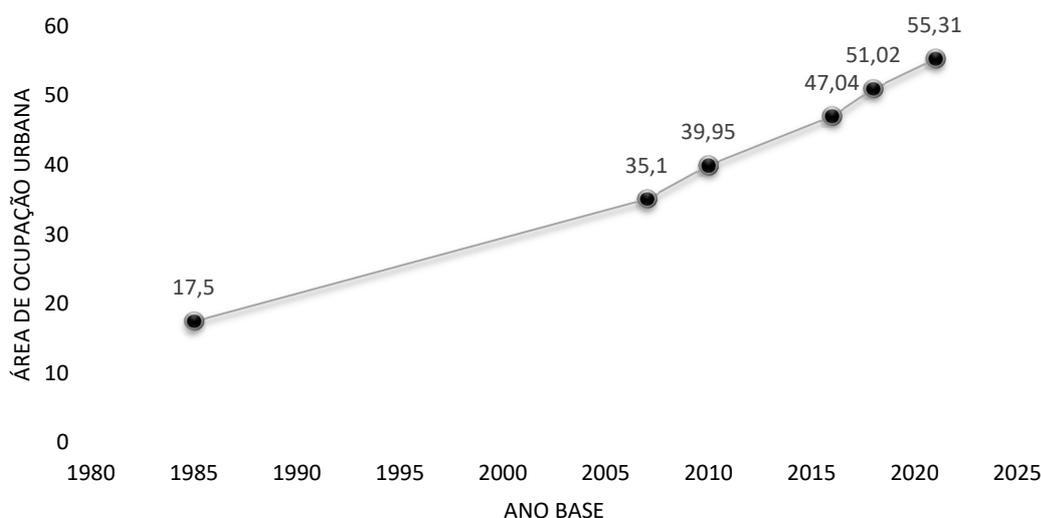
2018- Área Estimada: 51,02 km<sup>2</sup>



2021- Área Estimada: 55,31 km<sup>2</sup>

Fonte: Google Earth (2022).

Avaliando o crescimento da malha urbana de Rio Verde - GO, identifica-se que a área urbana ocupada por edificações, malha viária e demais equipamentos urbanos teve mais de 100% de aumento, se considerado o período de 1985 a 2007(Figura3). E, nos últimos 36 anos a área do perímetro urbano da cidade foi expandido em 316,06%, estabelecendo a média anual de crescimento de 8,78%, modificando a cobertura da terra e, consecutivamente, as características dos materiais e suas relações com o balanço de energia.

**Figura 3:** Expansão de área urbanizada de Rio Verde – de 1985 a 2020

Fonte: Autor (2022).

### 3.2.2 Aquisição de dados meteorológicos e orbitais

#### 3.2.2.1 Dados Orbitais

Neste estudo para a classificação do uso e ocupação do solo foi utilizada uma imagem pancromática com 31 cm de resolução espacial capturada pelo satélite Worldview 3 (ESA, 2021). Sua data de captura é setembro de 2018 disponibilizada Prefeitura Municipal de Rio Verde – Goiás.

Para estimativa do balanço de energia foram utilizadas nove imagens livre de nuvens com referência do mesmo ano da classificação (2018), e capturadas nas seguintes datas: 15/02, 22/05, 07/06, 23/06, 09/07, 25/07, 10/08, 11/09 e 13/10. Apesar do estudo contemplar a análise de nove imagens, os resultados se concentraram em datas com diferentes características sazonais: fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso).

Estas imagens foram obtidas por meio dos sensores OLI (*Operational Terra Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) do Landsat-8, lançado em 02/11/2013 e ativo até os dias atuais, o qual possui resolução espacial pancromática de 15 m, multiespectral de 30 m e termal de 100 m (reamostrada para 30 m) (INPE, 2022).

Os dados do Landsat, coleção 2, nível 2, podem ser obtidos na plataforma *Earth Explorer* do Serviço Geológico Americano (USGS) e são gerados usando o *Land Surface Reflectance Code* (LaSRC versão 1.5.0). O download das imagens do Landsat-8 foi realizado na plataforma

ESPA (*EROS Science Processing Architecture*). A ESPA é usada para solicitar processamento e serviços para *Landsat Science Products*, produtos científicos de qualidade para pesquisa fornecidos pelo USGS [espa.cr.usgs.gov acesso em 10 março 2021].

Para o presente estudo foram utilizados os dados orbitais Landsat que fornecem imagens infravermelhas termais pelos sensores OLI e TIRS (Tabela 3).

**Tabela 3:** Bandas do satélite Landsat 8 utilizadas neste estudo.

Sensor	Bandas utilizadas	Resolução Espectral	Aplicações
OLI	(b <sub>2</sub> ) Azul	0.45-0.51 µm	Análise de profundidade - solo x vegetação;
	(b <sub>3</sub> ) Verde	0.53-0.59 µm	Avaliar a vitalidade da vegetação;
	(b <sub>4</sub> ) Vermelho	0.64-0.67 µm	Define as bordaduras vegetais;
	(b <sub>5</sub> ) Infravermelho Próximo	0.85-0.88 µm	Realça a biomassa;
	(b <sub>6</sub> ) Infravermelho Médio	1.57-1.65 µm	Teor de umidade do solo e vegetação;
	(b <sub>7</sub> ) Infravermelho Médio	2.11-2.29 µm	Melhor teor de umidade do solo e da vegetação;
TIRS	(b <sub>10</sub> ) Infravermelho Termal	10.6-11.19 µm	Mapeamento térmico e umidade estimada do solo;
OLI - resolução espacial 30 m TIRS - resolução espacial 100m, Ambos com resolução temporal de 16 dias.			

**Fonte:** Autor (2022) adaptado de Acharya e Yang (2015) e Embrapa (2020).

### 3.2.2.2 Dados Meteorológicos

Os dados meteorológicos que foram aplicados nos algoritmos de correção da temperatura de brilho para cálculo da estimativa do balanço de energia foram obtidos por meio das estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) (Tabela 4). Delas foram obtidos/coletados dados de umidade relativa do ar, temperatura do ar, pressão atmosférica, radiação solar global e velocidade do vento.

**Tabela 4:** Descrição das Estações Meteorológicas em Rio Verde – Goiás.

ESTAÇÃO METEOROLÓGICA AUTOMÁTICA	ESTAÇÃO METEOROLÓGICA CONVENCIONAL
Nome: Rio Verde – Código: A025	Nome: Rio Verde – Código: 83470
Coordenadas/ Altitude	Coordenadas/ Altitude
Latitude: -17,785	Latitude: -17,785
Longitude: -50,964	Longitude: -50,964
Altitude:	Altitude:
780,11 m	780,04 m
Fundação: 16/05/2007	Fundação: 31/12/1970

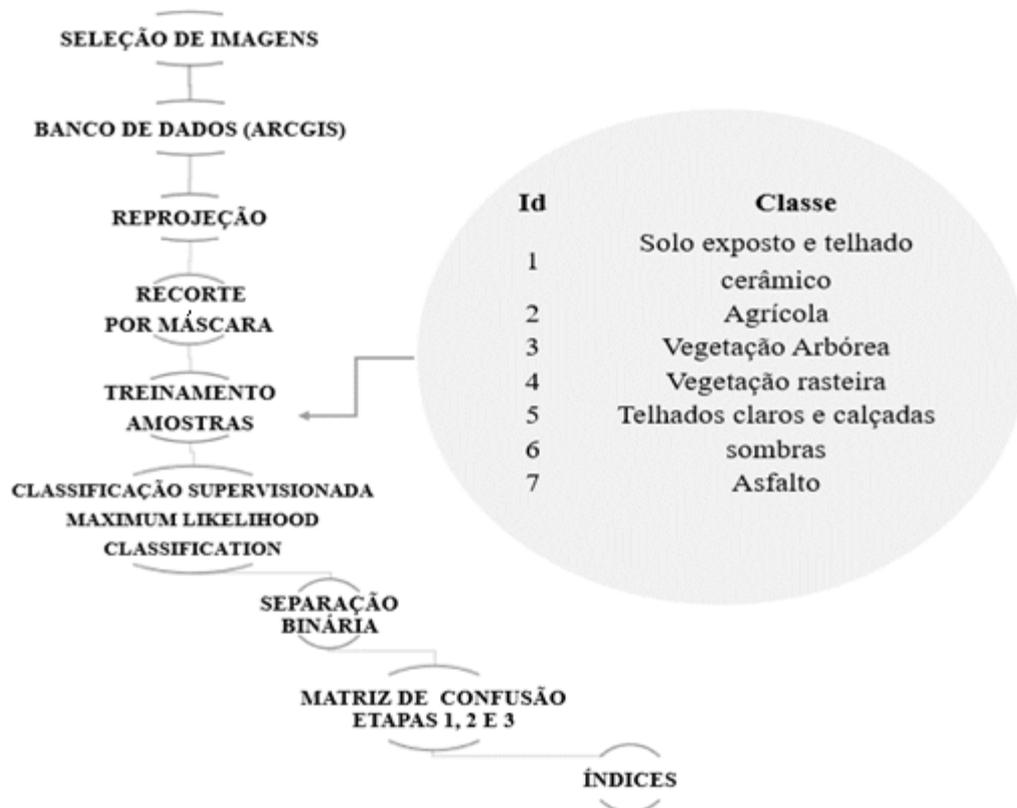
**Fonte:** INMET (2020).

### 3.2.3 Classificação da cobertura da terra e testes diagnósticos

Para a classificação da cobertura da terra foi utilizado o *software ArcGIS Advanced 10.8.1®* (licenciado sob o código #647261), informações geográficas do Sistema Estadual de Geoinformação (SIEG) (2020) e de imagem do satélite *Worldview 3*, fornecidas pela Prefeitura Municipal de Rio Verde – Goiás.

O processo de classificação ocorreu conforme a Figura 4, com detalhamentos apresentados em etapas de 1 a 13:

**Figura 4:** Fluxograma dos procedimentos metodológicos realizados para a classificação do uso e ocupação do solo.



Fonte: Autor (2022)

- 1) **Seleção de imagens:** foi selecionada a do satélite Worldview 3 de setembro de 2018;
- 2) **Montagem do banco de dados:** o arquivo Geodatabase foi aberto no software ArcGIS para que o banco de dados seja carregado e a imagem em extensão *GeoTIFF* seja montada;
- 3) **Reprojeção de imagem:** a imagem originalmente projetada a WGS 1984/ UTM Zone 22S, foi reprojetada para SIRGAS 2000 / UTM Zone 22S, utilizando o software ArcGIS e suas ferramentas: *ArcToolBox/ Data Management tools/ Projections and Transformations / Define Projections*;

- 4) **Recorte por máscara:** a imagem foi submetida ao recorte pelo comando: *ArcTollBox/ Spatial Analyst toolbox/ Extraction/ Extract by Mask*, usando como máscara o polígono do perímetro urbano (Lei Complementar nº 6074 de 2011);
- 5) **Classificação Supervisionada – etapa 01:** a classificação ocorreu de forma supervisionada, tendo como base as categorias pré-definidas pelo IBGE (2013) (áreas antrópicas e agrícolas, áreas de vegetação e de água), com alterações e agrupamentos de classes por padrão de refletância da imagem. O algoritmo foi treinado por meio da ferramenta: *Classification/ Training Samples Manager*, sendo coletadas de 43 a 235 amostras definidas pelo tamanho dos shapefile formados pelos diferentes usos (Tabela 5).

**Tabela 5:** Seleção de amostras e classes para Classificação Supervisionada.

Id	Classe	Quantidade de amostras
1	Solo Exposto e Telhado Cerâmico	183
2	Agrícola	93
3	Vegetação Arbórea	235
4	Vegetação Rasteira	79
5	Telhados Claros e Calçadas	190
6	Sombras	43
7	Asfalto	124

**Fonte:** Autor (2022).

- 6) **Classificação Supervisionada – etapa 02:** para esta fase da classificação, utilizou-se a função: *ArcTollBox/ Spatial Analyst toolbox/ Multivariante/Maximum likelihood classification* (MLC) (classificação de máxima verossimilhança) do ArcGIS, a qual assume estatísticas para cada classe em cada banda, calculando a probabilidade de pertencimento dos pixels as classes atribuídas nas assinaturas (amostras treinadas) (L3 Harris, 2022). A partir da MLC obteve-se o mapa de usos do solo para o mês de setembro de 2018.
- 7) **Conversão:** a função MLC por meio de foto interpretação converteu a carta imagem (Raster) do formato matricial para o vetorial, gerando um arquivo *shapefile* para cada classe previamente definida;
- 8) **Separação binária:** após o processo de classificação, os vetores (polígonos da shapefile) foram convertidos em um sistema zero e um, em que o zero representa todos os polígonos não pertencentes a classe e um todos os polígonos pertencentes a classe;
- 9) **Matriz de confusão – etapa 01 (pontos aleatórios):** os pontos foram gerados de forma aleatória, função: *ArcTollBox/ Data Management tools/ Sampling/ Create Random Points*, na matriz geral foram 360 pontos distribuídos entre as classes e no kappa individual foi distribuído conforme (Tabela 6).

**Tabela 6:** Distribuição de pontos aleatórios nas classes de classificação do solo para obtenção do índice Kappa para cada classe.

Id	Classe	Quantidade de pontos aleatórios
1	Solo Exposto e Telhado Cerâmico	103
2	Agrícola	100
3	Vegetação Arbórea	121
4	Vegetação Rasteira	150
5	Telhados Claros e Calçadas	100
6	Sombras	92
7	Asfalto	100

Fonte: Autor (2022).

10) **Matriz de confusão – etapa 02 (verificação de classificação):** cada ponto aleatório foi verificado visualmente (Tabela 7).

**Tabela 7:** Exemplo de verificação de classificação efetiva por análise visual.

Id	Classe	Verificação de Amostra	Validação
3	Vegetação Arbórea		Incorreta
3	Vegetação Arbórea		Correta

Fonte: Autor (2022).

11) **Matriz de confusão – etapa 03:** relacionou-se o índice de assertividade da classificação digital do uso do solo em pontos aleatórios da imagem do satélite Worldview 3, cruzando-as com o mapa de uso do solo vetorizado, resultando na Matriz de Confusão. Para construção da matriz, aplica-se a tabulação cruzada simples, em que colunas representaram dados reais e linhas de dados estimados pelo Sensoriamento Remoto (SR) (FOODY, 2002; SILVA, 2020) (Tabela 8).

**Tabela 8:** Esquema da matriz de confusão e dos testes diagnósticos.

	Estimado	Real	
		1	0
Positivo	1	Verdadeiro Positivo(a)	Falso positivo (b)
Negativo	0	Falso negativo (c)	Verdadeiro negativo (d)

Fonte: Autor (2022) com base no estudo de Silva (2020).

12) **Índice Kappa (COHEN, 1960):** para avaliar a classificação foi calculado o índice Kappa, conforme a equação Eq. (1).

$$K = \frac{n * \sum_{i=1}^c X_{ii} - \sum_{i=1}^c X_{i+} * X_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^c X_{i+} * X_{+i}} \quad \text{Eq. (1)}$$

em que K é a estimativa do coeficiente Kappa, n é o número total de amostras, c é o número total de classes,  $X_{ii}$  é o valor da diagonal da matriz de confusão,  $X_{i+}$  é a soma da linha i e  $X_{+i}$  = a soma da coluna i da matriz de confusão.

O índice Kappa é um dos parâmetros de classificação mais aplicados nas estimativas de confiabilidade (CORDEIRO et al., 2021; LISIEWICZ et al., 2022; HALDER et al., 2022), isso demonstra a confiança do grupo científico na sua eficácia – acredita-se que se deve a forma de classificações que abordam variáveis positivas e negativas (SILVA, 2020).

Landis e Koch (1977) definem os parâmetros de avaliação de qualidade de classificação da imagem, os quais constam no Quadro 01. Logo, pretende-se atingir uma classificação acima de 0,60 de assertividade.

**Quadro 1:** Qualidade da classificação, segundo o Índice Kappa.

Valor Kappa	Qualidade da classificação
<0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito Boa
0,80 – 1,00	Excelente

**Fonte:** Landis e Koch (1977).

13) **Acurácia do modelo:** após a verificação e quantificação de assertividade, implementaram-se os testes de precisão, diagnóstico que se tornou importante pela maior disponibilidade de dados de satélite, ferramentas SIG e algoritmos de classificação, uma vez que se acreditava que a confiabilidade era inferior a interpretação manual, pois nos primeiros momentos, as avaliações de precisão de mapa tinham cunho generalista (CONGALTON, 2004), mas com o avanço das técnicas demandou-se testes de precisão específicos para cada classe (OLOFSSON et al., 2020). Desta forma, aplicaram diferentes testes diagnósticos, como os apresentados na Tabela 9.

**Tabela 9:** Testes de acurácia aplicados a classificação supervisionada da imagem Worldview 3 do ano de 2018.

Diagnóstico	Fórmulas	Caracterização e fonte
Especificidade	$d/(b+d)$	Probabilidade do pixel não pertencente a classe ser classificado como tal (FIELDING e BELL, 1997);
Sensibilidade	$a/(a+c)$	Medida que indica a probabilidade de o pixel ser da classe em amostras corretas (LURZ et al., 2001);
Valor preditivo positivo:	$a/(a+b)$	Caracteriza-se como a proporção de amostras classificadas como corretas dentre todas as verdadeiras (PANGANIBAN et al., 2021);
Valor preditivo negativo	$d/(c+d)$	Caracteriza-se como a proporção de amostras incorretas dentre todas as falsas (PANGANIBAN et al., 2021);
Classificação correta	$(a+d)/N$	Mede a quantidade de acertos para classificar as amostras positivas e negativas dentro do total de amostras;
Classificação incorreta	$(b+c)/N$	Mede a quantidade de erros para classificar as amostras positivas e negativas dentro do total de amostras;
Erro de omissão	$c/(a+b)$	Mede a anotação de informação digital (mapa) e apresentam a quantidade de amostras que pertencem a uma classe e não foram registrados nela (OLOFSSON et al., 2020);
Erro de comissão	$b/n$	Mede os pixels que não se enquadram na classe, ou seja, não correspondem a verdade no campo (OLOFSSON et al., 2020);
Acurácia do produtor	$1 - \text{erro de omissão}$	Parcela de pontos de referência no campo de cada classe, classificados corretamente (FISHER et al., 2018; SILVA, 2020).
Acurácia do usuário	$1 - \text{erro de comissão}$	Questiona se os pixels classificados em cada classe estão corretos (FISHER et al., 2018; SILVA, 2020);

Nas medidas de precisão, considera-se: **a** = classificação concordou com o valor existente (verdadeiros positivos); **b** = quantidade de pontos que indicavam a classe X, mas eram a classe Y (falsos positivos); **c** = quantidade de pontos que indicavam não ser uma classe X, mas eram a classe X (falsos negativos); **d** = quantidade de pontos não classificados como classe X em amostras Y (verdadeiro negativo); **n** = são os pontos de uma classe; **N** = soma de todos os pontos ( $a + b + c + d$ ).

**Fonte:** Autor (2022) com base no estudo de Silva (2020).

### 3.2.4 Estimativa do Balanço de Energia por Sensoriamento Remoto

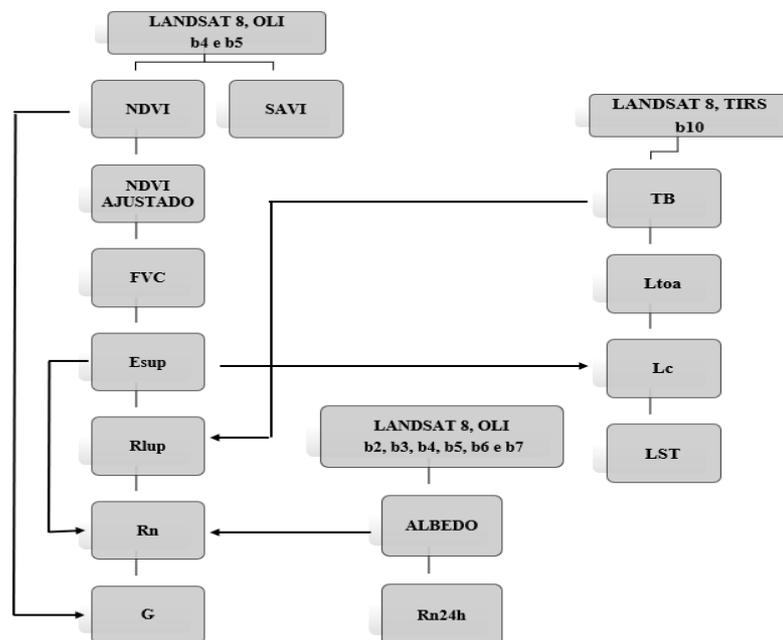
A estimativa do balanço de energia de superfície depende das temperaturas da superfície terrestre fornecidas por Sensoriamento Remoto (JAAFAR et al., 2018). As trocas de energia entre a superfície e a atmosfera permitem caracterizar o microclima e são importantes para reconhecer as formas de interações entre elas.

### 3.2.4.1 Estimativa do Balanço de Radiação da superfície

Nos modelos físicos, a energia disponível na superfície ou Saldo de Radiação ( $R_n$ ) é responsável pelo aquecimento da água, do ar e do solo. O  $R_n$  pode ser decomposto em calor latente (LE), responsável pelo aquecimento da água que inclui a evapotranspiração (ET), fluxos de calor sensível (H) pelo aquecimento do ar e fluxo calor no solo (G) (ANGELINI et al., 2021).

Os dados de SR aplicados para o cálculo do  $R_n$  são imagens das nove datas de captura do Landsat 8, processadas por roteiro para encontrar dados do balanço de energia (Figura 5).

**Figura 5:** Fluxograma das etapas da estimativa do Saldo de Radiação ( $R_n$ ).



**Fonte:** Autor (2022).

O procedimento de preparação e processamento de imagens ocorreu da seguinte forma:

Quanto às correções, os algoritmos da ESPA fornecem imagens corrigidas para os efeitos de vapor de água, gases atmosféricos e aerossóis, facilitando o processo de distinção da superfície terrestre.

Posteriormente, os albedos da superfície ( $\alpha_{sup}$ ) foram calculados, multiplicando as bandas pelos seus respectivos coeficientes. Dentro do contexto dos coeficientes para cálculo de albedo, a bibliografia indica diferentes índices, (Tabela 10). Os autores Ruhoof et al., (2015) e Silva et al., (2016) têm as mesmas variações de coeficientes para o albedo, e seus índices são aplicados por diferentes autores em regiões distintas, como no caso de Damasceno et al., (2017) que usou esses coeficientes para analisar o albedo de Jataí (Goiás, Centro-Oeste Brasileiro). Já Liang (2000), com sua análise derivada de simulações no MODTRAN (software de modelagem

de radiação eletromagnética), apresentou coeficientes divergentes com diferenças consideráveis na  $b_2$  e  $b_6$ . O modelo proposto por Liang (2000) foi parametrizado por Angelini et al., (2021), utilizando regressão linear múltipla para as refletâncias da superfície do Landsat-8, o que contextualizou os coeficientes de albedo no Centro-Oeste.

**Tabela 10: Coeficientes de refletâncias da superfície para cálculo do albedo no topo da atmosfera aplicados por diferentes autores, em diferentes regiões do país, desenvolvidos por simulação e aprimorados por parametrização.**

Pesquisador	$b_2$	$b_3$	$b_4$	$b_5$	$b_6$	$b_7$	Local de aplicação
Liang (2000),	0,160	0,290	0,243	0,116	0,112	0,081	Estados Unidos
Ruhoof et al., (2015)	0,300	0,276	0,233	0,145	0,035	0,012	Região Sudeste
Silva et al., (2016)	0,300	0,277	0,233	0,143	0,036	0,012	Região Norte
Angelini (2018)	0,4739	0,4372	0,1652	0,2831	0,1072	0,1029	Região Centro-Oeste

Fonte: Autor (2022).

Os coeficientes parametrizados por Angelini (2018) foram aplicados conforme Eq. (2):

$$a_{\text{sup}} = 0,473b_2 - 0,437b_3 + 0,165b_4 + 0,283b_5 + 0,107b_6 + 0,102b_7 + 0,0366 \quad \text{Eq. (2)}$$

O *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)*, foi utilizado para estimativa da emissividade da superfície. Esse índice mede a quantidade de vegetação fotossinteticamente ativa, é realizada pela Eq. (3) em que ocorre a subtração da vermelho ( $b_4$ ) pelo infravermelho próximo ( $b_5$ ), dividida pela soma das mesmas bandas (LIU et al., 2016).

$$\text{NDVI} = \frac{(b_5) - (b_4)}{(b_5) + (b_4)} \quad \text{Eq. (3)}$$

O *NDVI* apresentou pixels que extrapolaram os valores de referência da Tabela 11 (abaixo dos valores previstos para superfície de água e acima dos esperados para vegetação densa) fato corriqueiro em trabalhos de sensoriamento sobre essa temática. Frente a isso, foi utilizado a função histograma para avaliar *NDVI* máximo e mínimo das imagens e, posteriormente, para solucionar esse problema, foi aplicada uma condição no ArcGIS para trazer todos os pixels que extrapolaram valores inferiores e superiores do histograma para os valores máximos e mínimos encontrados.

**Tabela 11: NDVI para os diferentes tipos de cobertura da terra.**

Cobertura	NDVI
Água	-0,603 a -0,0006
Solo Úmido	-0,006 a 0,245
Solo Exposto	0,245 a 0,358
Vegetação Baixa	0,358 a 0,509
Vegetação Densa	0,509 a 1,00

Fonte: Rebouças et al. (2016).

Para o cálculo do SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*), índice de vegetação para minimizar a ação do brilho do solo, usa-se o fator proposto por Huete (1988) – (Eq. 4):  $L$  ( $L = 1 + L_2$ ), para considerar as variações de fundo do solo.

$$SAVI = (1 + L) * \left( \frac{(b_5) - (b_4)}{(b_5) + (b_4) + L} \right) \quad Eq. (4)$$

O fator de ajuste negativo ( $L = 0,2$ ) fornece grande melhoria do solo, proporcionando redução aceitável do ruído de fundo do solo (REN et al., 2018).

A Fração de Cobertura Vegetal (*Fraction of Vegetation Cover – FVC*) (CARLSON; RIPLEY, 1997) está relacionada com a compartimentação entre solo e vegetação e sua relação com a emissividade e temperatura, e utiliza-se do NDVI máximo e mínimo para obter estes parâmetros (GUILHERME et al., 2020) – Eq. (5).

$$FVC = \left( \frac{NDVI - NDVI_{MIN}}{NDVI_{MAX} - NDVI_{MIN}} \right)^2 \quad Eq. (5)$$

A emissividade (relação entre a radiância de um objeto e a de um corpo negro a mesma temperatura) depende do tipo de superfície e consequentemente, do pixel analisado (GUILHERME et al., 2020). Adotou-se, neste estudo (Tabela 12), a emissividade a partir da banda 10, usando como parâmetro as emissividades típicas do solo exposto e da vegetação (ANGELINI et al., 2021; SKOKOVIC et al., 2014). – Eq. (6).

$$\epsilon_{sup} = \epsilon_s (1 - FVC) + \epsilon_v FVC \quad Eq. (6)$$

**Tabela 12: Emissividades típicas para solo exposto ( $\epsilon_s$ ) e para vegetação ( $\epsilon_v$ ).**

Banda TIRS	$\epsilon_s$	$\epsilon_v$
10	0,971	0,987

Fonte: Angelini (2018).

A temperatura de brilho ( $T_b$ ) é a conversão da radiância térmica emitida por um corpo e lida a nível do sensor sem considerar a variação da emissividade, ela pode ser calculada utilizando da banda 10 ou 11 do sensor TIRS (MAFFIOLETTI et al., 2021). No caso deste trabalho utilizou a banda 10, na qual foi aplicada o fator de redimensionamento aditivo específico (0,1) estabelecido pela USGS (PRINA et al., 2016). A  $T_b$  correspondente à radiância registrada pelo sensor do satélite é calculada pela inversão da função de Planck (Eq.7)). (SOUZA et al., 2005).

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 (e^{C_2 / \lambda T} - 1)} \quad Eq. (7)$$

em que  $B(\lambda, T)$  radiância espectral em  $W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$  de um corpo negro a uma temperatura  $T$  em Kelvin (K) e  $\lambda$  ( $\mu m$ ), e  $C1$  e  $C2$  são constantes físicas ( $C1 = 1,19104356 \times 10^8 W/\mu m^4 m^2 sr$  e  $C2 = 1,4387685 \times 10^4 \mu m \cdot K$ ), ( $\epsilon$ ) é emissividade,  $T$  é a temperatura (K) e  $\lambda$  é o comprimento de onda (médio) ( $\mu m$ ) – para a banda 10 a média entre  $10,6 - 11,19 \cong 10,9$ .

A calculadora de parâmetros de correção atmosférica (<https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>) fornece parâmetros (BARSÍ et al., 2003; BARSÍ et al., 2005) que aplicados a Eq. (8) resultam na radiância térmica corrigida ( $L_c$ ) (SKOKOVIC et al., 2014).

$$L_c = \left( \frac{L_{TOA} - L_u - \tau(1 - \epsilon_{sup})L_d}{\tau \epsilon_{sup}} \right) \quad Eq. (8)$$

$L_{TOA}$  é a radiância espectral registrada ao nível do sensor  $W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$ ,  $L_u$  é a radiância emitida pela superfície  $W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$ ,  $L_d$  é a radiância recebida pela superfície  $W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$ ,  $\tau$  é a transmissividade da atmosfera para o canal termal e  $\epsilon_{sup}$  é a emissividade da superfície para a banda 10.

Após a correção da radiância pelos parâmetros obtidos, foi aplicado a equação de conversão da radiância em temperatura (ALLEN et al., 2002; ANGELINI, 2018) – Eq. (9).

$$T_{sBarsi} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_c} + 1\right)} \quad Eq. (9)$$

As constantes de calibração da banda 10 TIRS:  $K_1 = 774,89 W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$  e  $K_2 = 1321,08 W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$ .

Os cálculos da radiação de onda longa emitida por cada pixel ( $R_{L\uparrow}$ ) é a radiação de onda longa emitida pela atmosfera na direção de cada pixel ( $R_{L\downarrow}$ ) e serão realizados utilizando a equação de Stefan-Boltzman (ALLEN et al., 2002) – Eq. (10, 11 e 12).

$$R_{L\uparrow} = \epsilon_{sup} \cdot \sigma \cdot T_s^4 \quad Eq. (10)$$

$$R_{L\downarrow} = \epsilon_{atm} \cdot \sigma \cdot T_0^4 \quad Eq. (11)$$

$$\epsilon_{atm} = 0,625 \left( \frac{1000 e_a}{273,15 + T_0} \right)^{0,131} \quad Eq. (12)$$

em que  $\epsilon_{sup}$  é a emissividade da superfície,  $\epsilon_{atm}$  é a emissividade da atmosfera,  $\sigma$  é a constante de Stefan-Boltzman ( $\sigma = 5,67 \cdot 10^{-8} W/(m^2 \cdot K^4)$ ),  $T_s$  é a temperatura da superfície (K) e  $T_0$  é a temperatura aproximada da atmosfera (K).

Posteriormente, foi calculado o saldo de radiação da superfície ( $R_n$ ;  $W/m^2$ ) que consiste na relação dos balanços de ondas curtas e de longas na superfície terrestre Eq. (13).

$$R_n = R_{s\downarrow} (1 - \alpha_{sup}) + R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} - (1 - \varepsilon_{sup})R_{L\downarrow} \quad Eq. (13)$$

em que  $R_{s\downarrow}$  é a radiação de onda curta incidente medida ( $W/m^2$ ),  $\alpha_{sup}$  é o albedo da superfície,  $R_{L\downarrow}$  é a radiação de onda longa emitida pela atmosfera ( $W/m^2$ ),  $R_{L\uparrow}$  é a radiação de onda longa emitida por cada pixel ( $W/m^2$ ) e  $\varepsilon_{sup}$  é a emissividade da superfície.

O saldo de radiação diário ( $Rn_{24h}$ ) é formado pela radiação de onda curta incidente  $R_{s\downarrow}$ , principal fonte de energia da evapotranspiração, e resulta no balanço entre os fluxos radiativos descendentes e ascendentes de onda curta e onda longa que atuam na superfície, considerando as atenuações sofridas pela ação do albedo da superfície e transmissividade atmosférica (SABINO et al., 2020) –Eq. (14).

$$R_{n24} = R_{G24} (1 - \alpha_{sup}) - (123 * \tau_{24}) \quad Eq. (14)$$

em que  $R_{G24}$  é a radiação global diária ( $W/m^2$ ) INMET (2022),  $\alpha_{sup}$  é o albedo da superfície e  $\tau_{24}$  é a transmissividade média diária da atmosfera.

O fluxo de calor no solo ( $G$ ) foi estimado por meio da Eq.15, utilizando a temperatura da superfície ( $T_s = T_b - 273,15$ ) (BASTIAANSEEN, 2000; ANGELINI et al., 2021).

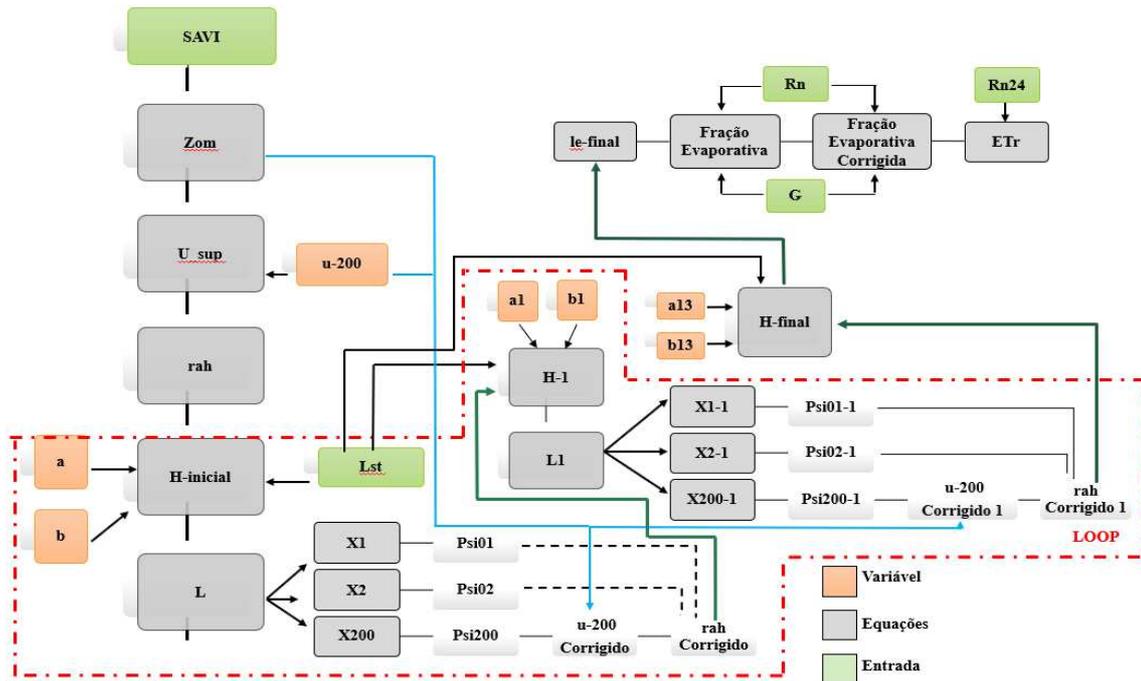
$$G = \left[ \frac{T_s}{\alpha_{sup}} (0,0038\alpha_{sup} + 0,0074\alpha_{sup}^2) - (1 - 0,98NDVI^4) \right] Rn \quad Eq. (15)$$

O SEBAL, como explicado por Bastiaanssen et al., (1998), Bastiaanssen et al., (2002) e Bastiaanssen et al., (2005), pode estimar o balanço de energia, utilizando a temperatura da superfície ( $T_s$ ), e pode avaliar fluxos independentemente da cobertura da terra e tem capacidade para lidar com banda termal e diferentes resoluções espaciais, sendo aplicado neste estudo com parâmetros aprimorados por Angelini (2018) e Angelini et al., (2021).

#### 3.2.4.2 Estimativa do balanço de energia pelo algoritmo SEBAL

O algoritmo Sebal foi construído no *Model Builder* do ArcGIS (aplicativo que cria fluxos de trabalho, permitindo aliar ferramentas do *software* em cadeia sequencial, solicitando *inputs* e gerando *outputs* – pode ser considerado uma linguagem de programação visual) (ESRI, 2012) (Figura 6).

**Figura 6:** Fluxograma do Algoritmo Sebal



Fonte: Autor (2022) adaptado de Angelini et al., (2021).

O balanço de energia superficial representa o particionamento do saldo de radiação ( $R_n$ ) nas densidades de fluxos de calor sensível ( $H$ ) e do solo ( $G$ ), obtendo como residual a densidade de fluxo de calor latente ( $LE$ ) – Eq. (16).

$$LE = R_n - H - G \quad \text{Eq. (16)}$$

em que  $LE$  representa o fluxo de calor latente ( $W/m^2$ ),  $R_n$  é o saldo de radiação ( $W/m^2$ ),  $H$  é o fluxo de calor sensível ( $W/m^2$ ) e  $G$  é o fluxo de calor no solo ( $W/m^2$ ).

O SAVI – índice de vegetação ajustado aos efeitos do solo – foi apresentado em anteriormente é o primeiro *input* do algoritmo SEBAL. Assim, a partir do Raster com índice SAVI pode ser calculado o coeficiente de rugosidade ao transporte de momentum ( $z_{om}$ ), utilizando-se da Eq. (17) (BASTIAANSEN, 2000).

$$z_{om} = \exp(-5,809 + 5,62SAVI) \quad \text{Eq. (17)}$$

A  $u_{sup}$  é a velocidade de fricção (m/s) que mede as variações de velocidade de turbulência no ar (Eq. 19); e,  $k$  é a constante de Von Karman (0,41) (MARTINS 2015; ANGELINI et al., 2021). A velocidade dos ventos para a altura de 200 m em relação ao solo ( $u_{200}$ ), representa a tentativa de eliminar os efeitos da superfície para preencher  $u_z$  da Eq. (18). Os autores Martins (2015), Angelini et al., (2021) e Machado et al., (2020) adotaram a metodologia de Allen et al.,

(2002) que utiliza o registro da estação convencional que obtém a velocidade dos ventos a 10 m a partir do solo.

$$u_{200} = \frac{u_z \ln\left(\frac{200}{z_{om}}\right)}{\ln\left(\frac{z}{z_{om}}\right)} \quad \text{Eq. (18)}$$

$$u_{sup} = \frac{k * u_{200}}{\ln\left(\frac{200}{z_{om}}\right)} \quad \text{Eq. (19)}$$

A  $r_{ah}$ , resistência aerodinâmica ao transporte de calor sensível (m/s) entre duas alturas ( $z_1 = 0,1$  m e  $z_2 = 2,0$  m), será inicialmente obtida pela Eq. (20), considerando a condição de neutralidade atmosférica (MARTINS 2015; ANGELINI et al., 2021).

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{z_2}{z_1}\right)}{u_* \cdot k} \quad \text{Eq. (20)}$$

O cômputo do  $H$  será realizado a partir da adaptação da equação aerodinâmica, em que a resolução da variação de temperatura é obtida a partir de uma relação linear entre  $T_s$  e dois coeficientes que correspondem aos pixels “âncora” frio e quente, Eq. (21).

$$H = \rho_a c_p \frac{(dT)}{r_{ah}} \quad \text{Eq. (21)}$$

em que  $\rho_a$  é a massa específica do ar:  $\text{kg/m}^3$ ,  $c_p$  é o calor específico do ar a pressão constante:  $1004 \text{ J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ ,  $a + bT_s$  representa a diferença de temperatura próximo a superfície (K) e  $r_{ah}$  é a resistência aerodinâmica ao transporte de calor sensível (m/s) entre duas alturas ( $z_1 = 0,1$  m e  $z_2 = 2,0$  m).

A estimativa de  $H$  será recalculada através de um processo iterativo utilizando funções atmosféricas para correção da  $r_{ah}$  (BASTIAANSEN et al., 1998; ALLEN et al., 2002), pois as equações anteriormente descritas foram obtidas considerando a condição atmosférica neutra. As funções atmosféricas serão calculadas a partir do comprimento de Monin-Obukhov (MACHADO et al., 2020).

Para essa calibração, a diferença de temperatura ( $dT$ ) foi obtida por meio de dados de pixels, âncora em uma relação direta com  $T_s$  (temperatura da superfície) – Eq. (3).

$$dT = a + bT_s \quad \text{Eq. (22)}$$

Os coeficientes  $a$  e  $b$  que compõem o cálculo do loop ( $H$ ) ilustrado pelo fluxograma são obtidos a partir da seleção de pixels âncoras de temperatura opostas, sendo um “frio ou úmido”, e não há calor sensível, e um “quente ou seco”, e não há calor latente (MACHADO et al., 2020; SABOORI et al., 2021). O pixel quente refere-se a locais com solo exposto e a temperatura alta,

já o pixel frio corresponde a regiões onde existe densa cobertura vegetal e temperaturas inferiores (BASTIAANSEN, 1998; TASUMI et al., 2005). Para essa calibração, esses pixels (quente e frio) podem ser selecionados manualmente (BHATTARAI et al., 2017; JAAFAR; AHMAD, 2020; SENA, 2021) ou automaticamente (SABOORI ET AL., 2021). Para estimar as condições atmosféricas utilizou-se o comprimento de Monin-Obukhov ( $L$ ) Eq. (23) (relação entre o fluxo turbulento de fonte mecânica e convectiva) em função do fluxo de calor sensível inicial, velocidade de fricção e temperatura de superfície de cada pixel (MOREIRA et al., 2018; ANGELINI et al., 2021).

$$L = \frac{\rho_a c_p u_*^3 LST}{kgH} \quad \text{Eq. (23)}$$

em que  $\rho_a$  - densidade do ar ( $\text{kg/m}^3$ ),  $C_p$  - calor específico do ar a pressão constante:  $\text{J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ ;  $u_*$  - velocidade de fricção,  $T_s$  - temperatura de superfície (K),  $g$  - módulo do campo gravitacional terrestre ( $\text{m/s}^2$ ) e  $H$  - densidade de fluxo de calor sensível (estimado considerando a condição de neutralidade da atmosfera).

O cálculo do parâmetro  $L$  permite determinar as funções  $x_{0.1m}$ ,  $x_{2m}$  e  $x_{200m}$  (funções estimadas a partir do comprimento de Monin-Obukhov a 0.1, 2 e 200 m, respectivamente) utilizadas nas correções  $\psi_{0.1}$ ,  $\psi_2$  e  $\psi_{200m}$  (PSI) (funções de correção de estabilidade atmosférica) com coeficientes que permitem corrigir o  $u_*$  e  $rah$  pelo loop iterativo (ALLEN et al., 2002; ANGELINI et al., 2021) – Eq. (24 a 32).

$$x_{200m} = \left(1 - 16 \frac{200}{L}\right)^{0,25} \quad \text{Eq. (24)}$$

$$x_{2m} = \left(1 - 16 \frac{2}{L}\right)^{0,25} \quad \text{Eq. (25)}$$

$$x_{0.1m} = \left(1 - 16 \frac{0,1}{L}\right)^{0,25} \quad \text{Eq. (26)}$$

No loop em que  $L < 0$ , a atmosfera é considerada instável:

$$\Psi_{m(200)} = 2 \ln\left(\frac{1 + x_{200m}}{2}\right) + \ln\left(\frac{1 + x_{200m}^2}{2}\right) - 2 \text{ARCTAN}(x_{200m}) + 0,5\pi \quad \text{Eq. (27)}$$

$$\Psi_{h(2m)} = 2 \ln\left(\frac{1 + x_{2m}^2}{2}\right) \quad \text{Eq. (28)}$$

$$\Psi_{h(0.1m)} = 2 \ln\left(\frac{1 + x_{0.1m}^2}{2}\right) \quad \text{Eq. (29)}$$

Para  $L > 0$ , ou seja, condição de estabilidade:

$$\Psi_{m(200)} = -5 \left( \frac{2}{L} \right) \quad \text{Eq. (30)}$$

$$\Psi_{h(2m)} = -5 \left( \frac{2}{L} \right) \quad \text{Eq. (31)}$$

$$\Psi_{h(0.1m)} = -5 \left( \frac{2}{L} \right) \quad \text{Eq. (32)}$$

Para  $L=0$ , ou seja, condição de neutralidade,  $\psi_m$  e  $\psi_h = 0$ .

Após estimar as funções PSI ( $\psi$ ), os parâmetros  $u_*$  e  $rah$  são novamente calculados, utilizando as funções de correções, Eq. (33 e 34).

$$u_{sup\ corrigido} = \frac{k * u_{200}}{\ln \left( \frac{200}{z_{0m}} \right) - \Psi_{m(200)}} \quad \text{Eq. (33)}$$

$$rah\ corrigido = \frac{\ln \left( \frac{z_2}{z_1} \right) - \Psi_{h(z_2)} + \Psi_{h(z_1)}}{u_* \cdot k} \quad \text{Eq. (34)}$$

Esse processo foi repetido iterativamente (cálculo do Loop, conforme o Fluxograma 03) até os parâmetros  $usup$  e  $rah$  se estabilizarem. O processo iterativo foi replicado até a estabilização dos coeficientes. A partir disso ajusta-se o  $usup$  e  $rah$  pelos parâmetros  $L$ ,  $x$  e  $\psi$  para posteriormente os valores serem aplicação na estimativa de  $H$  novamente (ALLEN et al., 2002; ANGELINI, 2018; MACHADO et al., 2020; ANGELINI et al., 2021).

### 3.2.4.3 Estimativa da Evapotranspiração Diária

Com o cálculo dos parâmetros  $Rn$ ,  $H$  e  $G$ , a estimativa do  $LE$  será feita como residual da equação do balanço de energia. O cálculo da evapotranspiração diária ( $ET$ ) será realizado através da fração evaporativa instantânea ( $FE_i$ ) e do  $Rn$  diário ( $Rn_{24h}$ ) Eq. (35) (BASTIAANSSEN, 2005):

$$ET = \frac{(86400 \times FE_i \times Rn_{24h})}{\lambda_v} \quad \text{Eq. (35)}$$

Em que:  $\lambda_v$  é o calor latente de vaporização (J/kg),  $FE_i$  é a fração evaporativa instantânea e  $Rn_{24h}$  é o saldo de radiação diário (W/m<sup>2</sup>). A  $FE_i$  foi obtida a partir dos componentes do balanço de energia. Dessa maneira, assumindo que a  $FE_i$  é similar a fração evaporativa diária, Eq. (36):

$$FE_i = \left( \frac{LE}{Rn - G} \right) = FE_{24h} = \frac{LE_{24h}}{Rn_{24h}} \quad \text{Eq. (36)}$$

em que  $FE_{24h}$  é a fração evaporativa diária, a qual foi igualada à  $FE_i$ ,  $LE_{24h}$  é a densidade de fluxo de calor latente diário ( $W/m^2$ ) e  $Rn_{24h}$  é o saldo de radiação diário ( $W/m^2$ ).

### 3.2.5 Análise de dados

#### 3.2.5.1 Extração de informações

Para obtenção dos parâmetros, as superfícies mais significativas foram agrupadas em três classes distintas, considerando os padrões do uso do solo e suas respostas espectrais.

- ✓ Centro Urbanizado – agrupa telhados, superfícies de concreto e de asfalto;
- ✓ Vegetação Densa – agrupa a vegetação de pequeno, médio e grande porte;
- ✓ Solo Exposto – agrupa áreas de terra sem cobertura verde.

Em cada superfície foram lançados 150 pontos aleatórios para cada classe ou superfície em suas respectivas datas. E, por meio dos pixels de áreas de referências foi possível a coleta dos parâmetros da superfície e a construção de seus intervalos de confiança.

As estimativas do ET real foram realizadas pelo algoritmo Sebal para as datas de 15/02, 22/05, 07/06, 23/06, 09/07, 10/08, 11/09 e 13/10 do ano de 2018 e forneceram dados amostrais para superfície. Os dados de evapotranspiração foram extraídos em uma região em forma de matriz 3x3 para obtenção dos volumes de evapotranspiração. Posteriormente foram coletados dados de ETr da plataforma SISDAGRO – INMET 2022 e de autores com estudo em Rio Verde para comparação e validação do modelo.

#### 3.2.5.2 Análise Estatística

Os dados de  $T_s$ , albedo,  $H$ ,  $LE$ ,  $G$  e  $ETr$  foram submetidos ao método de Bootstrap, Eq. (37), que é uma técnica estatística não paramétrica de reamostragem, introduzido por Efron (1979), e usado para obtenção de intervalos de confiança (ICs  $\pm 95\%$ ) (LAI, 2021), os cálculos de ICs Bootstrap com base em 1000 interações indicados por Pavão et al., (2017). Os ICs de Bootstrap foram obtidos por meio de cálculos realizados por scripts ("boot", "reshape" e "vegan") do *software* RStudio

$$\theta = \hat{\theta} \pm t_c \cdot t_c \hat{\theta} \quad \text{Eq. (37)}$$

As medidas de relação de variáveis foram estimadas pelo coeficiente de correlação de Spearman ( $\rho$ ), Eq. (38), estabelecida por Charles Spearman (1904) e calculados por meio do

software Jamovi Project (2021). O coeficiente  $\rho$  de Spearman é uma estatística não paramétrica, que avalia variáveis quantitativas sem distribuição normal e mede a intensidade da relação entre variáveis ordinais, ou seja, se existe relação crescente ou decrescente, em que o  $\rho$  é mais apropriado, pois não é afetado por valores anômalos extremos.

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_i d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad \text{Eq. (38)}$$

em que  $n$  é o número de pares  $(x_i, y_i)$  e  $d_i$  são os postos de  $x_i$  dentre os valores de  $x$  - postos de  $y_i$  dentre os valores de  $y$ . O coeficiente  $\rho$  de Spearman varia entre -1 e 1. Quanto mais próximo dos limites, maior será a associação entre as variáveis.

Para os demais testes de erro: Erro Médio Absoluto (MAE), Erro do Quadrado Médio da Raiz (RMSE), Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE) e índice de concordância Willmott ( $d$ ), utilizou-se a calculadora de índices AgriMetsoft. O ( $d$ ) estabelecido por Willmott (1981) (Eq. (39)) é a medida padronizada do grau de erro de previsão do modelo, pois quanto maior sua proximidade ao valor 1, maior a força da concordância, sendo que seus valores são sensíveis aos extremos por tratar as diferenças quadráticas (AGRIMETSOFT, 2019).

$$d = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O| + |O_i - O|)^2} \right) \quad 0 \leq d \leq 1 \quad \text{Eq. (39)}$$

$P_i$  corresponde aos valores estimados pelos métodos,  $O_i$ , aos valores estimados pelo método e  $O$  é a média dos estimados pelo método.

MAE é definido como o valor absoluto da diferença entre o previsto e o real Eq. (40).

$$MAE = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N |O_i - P_i| \quad \text{Eq. (40)}$$

$|O_i - P_i|$  = os erros absolutos; e,  
 $\Sigma$  = símbolo de soma.

RMSE é o erro de previsão (desvio padrão) dos resíduos – indicação de distância dos pontos para a linha de regressão Eq. (44).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \quad \text{Eq. (44)}$$

em que  $X_{obs,i}$  é o valor de observação e  $X_{model,i}$  é o valor de previsão

MAPE, é uma medida que demonstra a porcentagem de erro em relação aos valores reais Eq. (45).

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N \left| \frac{Obs_i - Model_i}{Obs_i} \right| \quad \text{Eq. (45)}$$

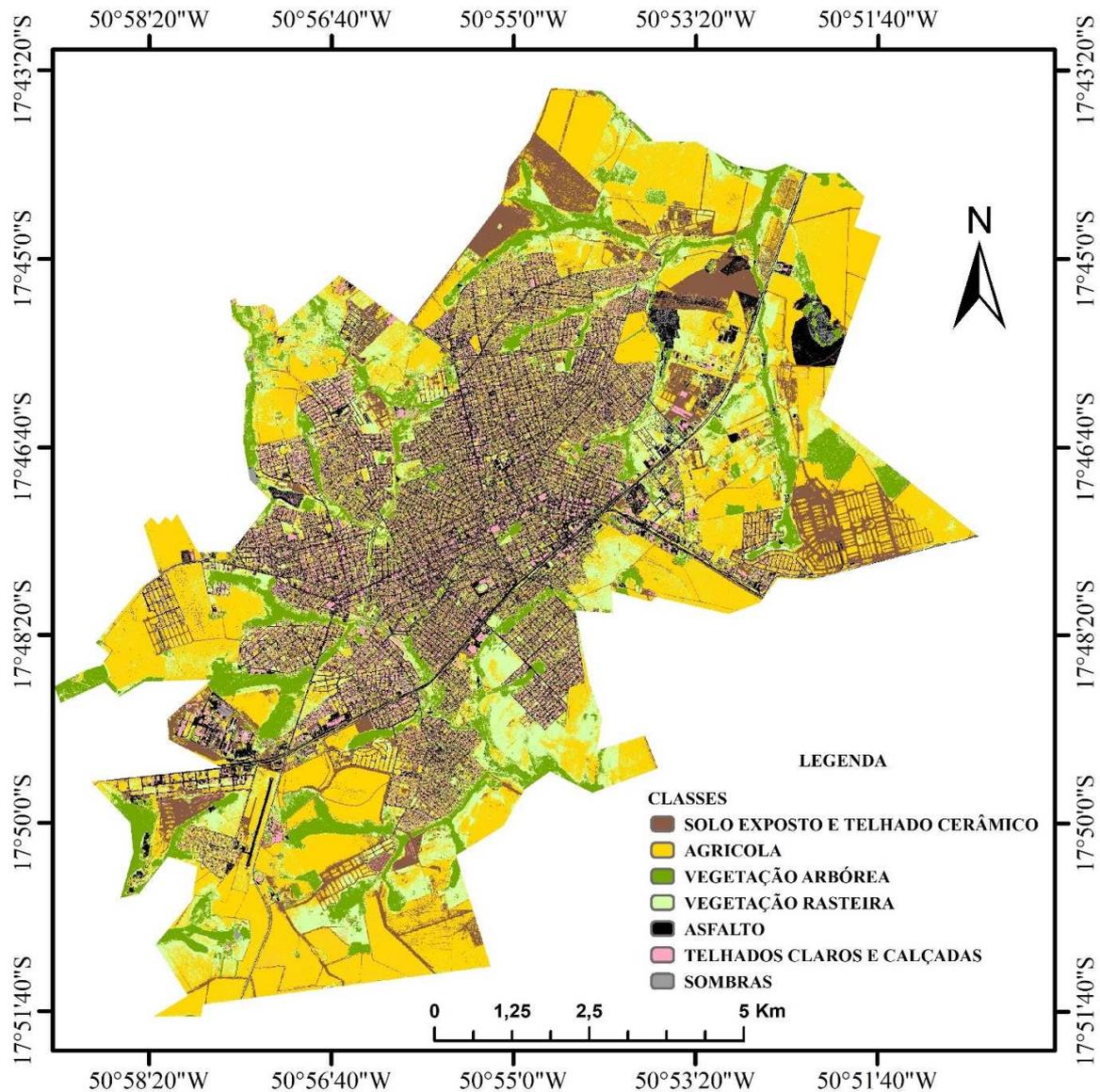
em que valor de observação e Model= valor de previsão.

### 3.3 Resultados

#### 3.3.1 Classificação da cobertura da terra para Rio Verde – Goiás

A classe Agrícola (amarela) apresentou a maior participação na composição da superfície urbana, seguida pela classe Vegetação Rasteira (verde claro) e Vegetação Arbórea (verde escuro). A classe Sombra (cinza) obteve a menor área dentro dos limites da área de estudo (Figura 7).

**Figura 7:** Mapa de uso e cobertura da terra do perímetro urbano de Rio Verde – Goiás para o mês de setembro de 2018 (Sirgas 2000 22s).



Fonte: Autor (2022).

A classificação indicou que solo exposto possui área inferior às áreas asfaltadas em 7,7%; a classe 2 possui mais de  $\frac{1}{4}$  do total da área (km<sup>2</sup>) do perímetro urbano e a classe 3 representa 69,76m<sup>2</sup> de área por habitante (247.259 pessoas, estimado pelo IBGE para 2021).

As classes 5, 6 e 7 (áreas urbanizadas) totalizam juntas apenas 24,54% da área total do perímetro, ficando 3,2% abaixo da classe 2. A distribuição espacial da cobertura da terra indica que 39,48% do perímetro é coberto por áreas vegetadas, identificadas principalmente em áreas remanescentes e próximo a corpos d'água, e 60,52% são áreas de antropização mais acentuada, sendo composta por: solo exposto, áreas de agropecuária e espaços urbanizados (pavimentação asfáltica, calçadas em concreto e edificações) (Tabela 13).

**Tabela 13:** Áreas atribuídas pela classificação supervisionada obtida pela soma dos *shapefile* de cada classe em tabela de atributos.

Id	Classe	Área (km <sup>2</sup> )	Percentual (%)
1	Solo Exposto e Telhado Cerâmico	11,26	10,62
2	Agrícola	26,90	25,36
3	Vegetação Arbórea	17,25	16,26
4	Vegetação Rasteira	24,63	23,22
5	Telhados Claros e Calçadas	12,55	11,83
6	Sombras	1,27	1,20
7	Asfalto	12,21	11,51
Área total do perímetro urbano classificado		106,07	100,00

Fonte: Autor (2022).

O Índice Kappa para classificação no ano de 2018 foi de 0,89, “excelente” de acordo com os parâmetros de Landis e Koch (1977). As classes que obtiveram maiores acertos foram 1 e 2 e os maiores erros ocorreram nas classes 4 e 7 (Tabela 14).

**Tabela 14:** Matriz de confusão elaborada por meio de classificação do uso do solo para o cálculo do índice Kappa.

Id	Classe	1	2	3	4	5	6	7	Total
1	Solo Exposto e Telhado Cerâmico	51	1	0	0	0	0	0	52
2	Agrícola	2	47	0	1	0	0	0	50
3	Vegetação Arbórea	0	0	52	3	0	1	0	56
4	Vegetação Rasteira	4	1	1	44	0	0	2	52
5	Telhados Claros e Calçadas	3	0	0	1	46	0	0	50
6	Sombras	0	0	0	0	0	45	5	50
7	Asfalto	1	0	0	0	6	2	41	50
Total		61	49	53	49	52	48	48	360

Somatória da diagonal principal=326

Número total de amostras = 360

Soma do produto da soma entre coluna e linha = 18538

**Índice Kappa = 0,88979**

Fonte: Autor (2022).

O processo de coleta de amostras/ pontos aleatórios apresentou valores distintos para o coeficiente Kappa de cada classe, variando de 0,78 para a classe 4 (Vegetação Rasteira) e 0,94 para classe 1 (Solo Exposto e Telhado Cerâmico), sendo respectivamente, classificação muito boa e excelente. Para os testes diagnósticos de Especificidade, a menor probabilidade do pixel não pertencente a classe ser classificado corretamente foi da classe 7 (asfalto) 83%. O índice de Sensibilidade apresentou valores de 100% para as classes 6 (sombra) e 7. Em contrapartida, o valor preditivo positivo para a classe 7 foi o menor registro de corretas, dentre todas as verdadeiras (80%). Já para o valor preditivo negativo, o menor percentual foi atribuído à classe 2 (Vegetação Arbórea) 86%.

As estimativas para classificação correta atingiram valores de confiança superiores a 90% para todas as classes e, para classificação incorreta, as maiores taxas (10%) foram encontradas nas classes 2 (Agrícola), 4 (Vegetação Rasteira) e 7 (Tabela 15). Os maiores valores de erro de omissão foram das classes 4, 2 e 5 (Telhados claros e calçadas) que atingiram, respectivamente, 18%, 14% e 10%. O Erro de omissão que alcançou o maior valor entre as demais foi o da classe 7, indicando que 20% dos pixels registrados em mapa não correspondem a verdade no campo. A acurácia do produtor apresentou valores satisfatórios superiores a 90% nas classes 1, 3, 5, 6 e 7 e, em contrapartida, foi atribuído a classe 4 apenas 82%. Para a Acurácia do usuário, os menores valores foram das classes 7 e 4, respectivamente, 80% e 88%.

**Tabela 15: Testes de diagnósticos e índice Kappa para a classificação supervisionada de setembro de 2018.**

Testes diagnósticos	1	2	3	4	5	6	7
Especificidade	0,96	0,93	0,94	0,94	0,92	0,89	0,83
Sensibilidade	0,98	0,87	0,93	0,83	0,90	1,00	1,00
Valor preditivo positivo	0,96	0,94	0,93	0,88	0,92	0,90	0,80
Valor preditivo negativo	0,98	0,86	0,94	0,91	0,90	1,00	1,00
Classificação correta	0,97	0,90	0,93	0,90	0,91	0,95	0,90
Classificação incorreta	0,03	0,10	0,07	0,10	0,09	0,05	0,10
Erro de omissão	0,02	0,14	0,07	0,18	0,10	0,00	0,00
Erro de comissão	0,04	0,06	0,07	0,12	0,08	0,10	0,20
Acurácia do produtor	0,98	0,86	0,93	0,82	0,90	1,00	1,00
Acurácia do usuário	0,96	0,94	0,93	0,88	0,92	0,90	0,80
Kappa	0,94	0,80	0,87	0,78	0,82	0,89	0,80

As classes são: Solo Exposto e Telhado Cerâmico (1); Agrícola (2); Vegetação Arbórea (3); Vegetação Rasteira (4); Telhados Claros e Calçadas (5); Sombras (6); Asfalto (7).

**Fonte:** Autor (2022).

### 3.3.2 Parâmetros da superfície

#### 3.3.2.1 Índices de vegetação, albedo e temperatura da superfície

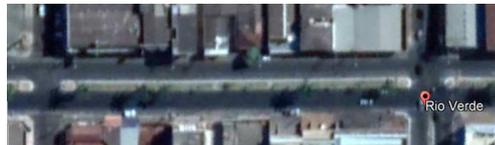
Os resultados de NDVI e SAVI representaram o comportamento da vegetação na área de estudo. A superfície Vegetação Densa apresentou os maiores valores de NDVI e a superfície Solo Exposto os menores. A Vegetação Densa apresentou valores de 57% a 71% maiores, quando comparada ao Centro Urbanizado e Solo Exposto. Existe diferenças significativas entre as superfícies no mesmo período. Os maiores valores de NDVI ocorreram nas datas 15/02/2018 e 22/05/2018 e o menores valores ocorreram em 09/07/2018. Em fevereiro, os valores de NDVI foram em média 7% maiores em relação as demais datas. Não houve diferença significativa entre as mesmas superfícies em períodos distintos. A maior variação ocorreu na superfície Solo Exposto e a menor ocorreu na Vegetação Densa. Solo Exposto apresentou valores de até 46,3% entre os períodos analisados, e Vegetação Densa apenas 8,8%.

O SAVI seguiu a dinâmica do NDVI no comportamento entre superfícies. No entanto, na busca por reduzir a influência da resposta espectral do solo apresentou valores em média 30% abaixo do NDVI. Vegetação Densa apresentou as maiores médias para os períodos, Centro Urbanizado e Solo Exposto não diferiram estatisticamente quando analisados no mesmo período. Os maiores valores foram registrados em 15/02/2018 e os menores em 09/07/2018 para todas as superfícies. A maior variação entre as datas ocorreu na superfície Solo Exposto que registrou variação de 50% entre fevereiro e outubro, Centro Urbanizado apresentou variação máxima de 32% e Vegetação Densa de 21%.

O albedo ( $a_{sup}$ ) registrou a maior absorção na superfície vegetada atingindo 89%. Os maiores índices foram estimados no Centro Urbanizado com reflexão de 15%. Entre as datas, os maiores valores  $a_{sup}$  foram registrados em 13/10/2018. Entre as coberturas, a variação máxima foi de 21%. A superfície Centro Urbanizado foi estatisticamente igual em todas as datas, Solo Exposto apresentou variação de até 17% e Vegetação Densa foi de apenas 8%. A superfície de água registrou albedo de 0,06 e asfalto absorção máxima de 91%.

Outra característica que justifica o índice de reflexividade baixo encontrado no asfalto é um pavimento novo ou recuperado, fato validado pela Tabela 16, que em 2016 o pavimento aparece com sinalização e cor desbotada e em 2018 com tonalidade mais escura e sem a presença de sinalização em várias partes da cidade.

**Tabela 16:** Imagens da pavimentação urbana de Rio Verde para os anos de 2016, 2018 e 2021.

Ano	Classe	Amostra
12/2016	Asfalto	
06/2018	Asfalto	
12/2021	Asfalto	

**Fonte:** Google Earth (2022)

Em análise estatística foi identificada correlação entre albedo e Rn que foi significativa nas superfícies estudadas com Spearman  $\rho$  -0.929  $p < 0.007$ .

A Ts do Centro Urbanizado apresentou o maior valor de 44,6°C e Vegetação Densa o menor, 21,05°C. As áreas vegetadas apresentaram valores em média 5% inferiores as demais superfícies, e suas diferenças foram significativas. Para todas as superfícies, os maiores valores de Ts ocorreram em 13/10/2018 e os menores valores em 22/05/2018. Nos meses úmidos, a Ts foi maior nas áreas vegetadas e Centro Urbanizado, Solo Exposto apresentou pico em 13/10/2018 (mês chuvoso), no entanto, a segunda maior temperatura registrada para essa superfície foi em 09/07/2018 (mês seco). A diferença entre os valores foi significativa para todas as superfícies, independente do período avaliado. A maior variação entre os períodos analisados foi registrada no Centro Urbanizado, em que a variação foi de 50,7%, correspondendo a 15°C; Vegetação Densa com 42,8% ou 9°C e a menor variação ocorreu em Solo Exposto (24,1% ou 8,15°C).

**Tabela 17:** Médias ( $\pm 95\%$  IC) para o NDVI, SAVI, Abedo e temperatura da superfície nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018 em diferentes tipos de superfície.

DATA	SUPERFÍCIE	NDVI	SAVI	$a_{sup}$	Ts °C
15/02/2018	CENTRO URBANIZADO	0,34 $\pm$ 0,06	0,25 $\pm$ 0,04	0,14 $\pm$ 0,00	41,85 $\pm$ 1,30
	VEGETAÇÃO DENSA	0,80 $\pm$ 0,04	0,58 $\pm$ 0,03	0,12 $\pm$ 0,00	26,00 $\pm$ 0,15
	SOLO EXPOSTO	0,41 $\pm$ 0,06	0,30 $\pm$ 0,05	0,12 $\pm$ 0,00	37,40 $\pm$ 0,15
22/05/2018	CENTRO URBANIZADO	0,29 $\pm$ 0,04	0,20 $\pm$ 0,03	0,13 $\pm$ 0,00	29,60 $\pm$ 0,75
	VEGETAÇÃO DENSA	0,80 $\pm$ 0,07	0,53 $\pm$ 0,05	0,11 $\pm$ 0,00	21,05 $\pm$ 0,10
	SOLO EXPOSTO	0,32 $\pm$ 0,07	0,23 $\pm$ 0,05	0,13 $\pm$ 0,00	33,80 $\pm$ 0,05
09/07/2018	CENTRO URBANIZADO	0,24 $\pm$ 0,03	0,17 $\pm$ 0,02	0,13 $\pm$ 0,01	32,85 $\pm$ 0,80
	VEGETAÇÃO DENSA	0,73 $\pm$ 0,06	0,46 $\pm$ 0,03	0,11 $\pm$ 0,01	25,00 $\pm$ 0,15
	SOLO EXPOSTO	0,22 $\pm$ 0,05	0,16 $\pm$ 0,04	0,14 $\pm$ 0,01	38,00 $\pm$ 0,05
13/10/2018	CENTRO URBANIZADO	0,30 $\pm$ 0,04	0,22 $\pm$ 0,03	0,15 $\pm$ 0,00	44,60 $\pm$ 0,35
	VEGETAÇÃO DENSA	0,76 $\pm$ 0,05	0,57 $\pm$ 0,04	0,13 $\pm$ 0,00	30,05 $\pm$ 0,10
	SOLO EXPOSTO	0,22 $\pm$ 0,04	0,15 $\pm$ 0,03	0,12 $\pm$ 0,01	41,95 $\pm$ 0,20

**Fonte:** Autor (2022).

De acordo com as classes da MLC foram geradas as médias ( $\pm 95\%$  IC) de Ts para o ano de 2018: Solo Exposto e Telhado Cerâmico (37,10 $\pm$ 4,35°C); Agrícola (38,70 $\pm$ 2,00°C); Vegetação Arbórea (25,70 $\pm$ 2,75°C); Vegetação Rasteira (32,95 $\pm$ 4,00°C); Telhados Claros e Calçadas (32,95 $\pm$ 4,00°C); Sombras (35,15 $\pm$ 4,20°C); e, Asfalto (35,35 $\pm$ 4,10°C). O estudo ainda identificou que no ambiente urbano, a Ts é agravada nos meses chuvosos, atingindo a temperatura 24,90% superior aos meses secos, sendo este comportamento acompanhado pelas demais classes com percentuais diferenciados. Existe correlação Pearson  $r = -0.796$   $p = 0.016$  significativa e inversamente proporcional entre NDVI e a temperatura máxima registrada nos intervalos de confiança, indicando que quanto menor o NDVI, maior a temperatura da superfície.

### 3.3.2.2 Saldo de Radiação e Componentes do Balanço de energia

O saldo de radiação ( $R_n$ ) apresentou o valor mais elevado na área coberta por Vegetação Densa e o menor nas de Solo exposto. Em média, Vegetação Densa apresentou valores 5% menores que as demais superfícies. Existe diferença significativa entre as superfícies, com exceção de Solo Exposto e Centro Urbanizado em 22/05/2018, que foram estatisticamente iguais. Os maiores valores de  $R_n$  ocorreram em períodos chuvosos, com destaque para o pico registrado em 13/10/2018, e os menores valores de  $R_n$  ocorreram em 09/07/2018. A data

13/10/2018 apresentou valores em média 41% menores em relação a 09/07/2018. As superfícies apresentaram diferença significativa quando analisadas em períodos distintos. A maior variação ocorreu no Solo Exposto e a menor na Vegetação Densa. As superfícies apresentaram variação de 44% em Solo Exposto e de 41% no Centro Urbanizado. Já a Vegetação Densa apresentou redução de 7% no mês de fevereiro, 30% no mês de maio, e redução máxima do Rn de 38% no mês de julho (Tabela 17).

Analisando o comportamento do fluxo de calor no solo ( $G$ ), identificou-se que os maiores valores foram registrados na superfície Centro Urbanizado e os menores na Vegetação Densa. Esta última apresentou valores de até 200% menores que as demais superfícies. As diferenças foram significativas entre as superfícies no mesmo período. Os maiores valores de  $G$  ocorreram em 13/10/2018 e os menores foram distribuídos em duas datas: em 09/07/2018 identificou-se valores baixos para Centro Urbanizado e Solo Exposto, e em 22/05/2018 na Vegetação Densa. Ocorreu diferença significativa entre as mesmas superfícies em períodos distintos com variação máxima na superfície vegetada (57%) e a menor em Solo Exposto (39%).

O fluxo de calor sensível ( $H$ ) apresentou seu menor valor para superfície de Vegetação Densa e seu maior valor para Área Urbanizada. Em 15/02/2018 foram encontrados os maiores valores de  $H$  em todas as superfícies. Para áreas urbanizadas, o menor valor foi registrado na imagem de julho com redução em sua contribuição de 45,56%. Para Solo Exposto e Vegetação Densa, os menores valores foram identificados em 13/10/2018 com redução de 35,11% e 47,15% respectivamente. Dentre os períodos analisados, a diferença entre o valor máximo encontrado em 15/02/2018 no Centro Urbanizado e a menor média de contribuição de  $H$  que ocorreu em 13/10/2018 na superfície Vegetação Densa, correspondeu a diferença acima de 70%. O maior valor de  $H$  foi estimado na imagem do dia 15/02/2018 e correspondeu a 78% do Rn.

O menor valor do fluxo de calor latente ( $LE$ ) foi registrado no Solo Exposto e seus resultados foram mais significativos na superfície vegetada, que chegou a registrar valores de até 89% frente as demais superfícies. Os resultados foram significativos dentre as superfícies, independente do período. Os maiores valores de  $LE$  foram registrados na data de 13/10/2018 e os menores ocorreram em 09/07/2018 para Solo Exposto e Superfície Vegetada. Já a área urbanizada teve seu menor índice em 15/02/2018. As mesmas superfícies em períodos distintos apresentaram diferenças significativas. O Centro Urbanizado em fevereiro ( $LE$  mínimo) e em outubro ( $LE$  Máximo) atingiu 86,2% de variação. Em outubro, o  $LE$  do Solo Exposto atingiu 94,1% superior ao de junho, enquanto a superfície vegetada variou apenas 41,7%.

O menor valor de LE não alcançou 6% do Rn estimado para a data (09/07/2018); o maior valor de LE foi registrado na vegetação densa e representou 74% do Rn.

Em resumo, o Rn apresentou os maiores valores em áreas cobertas por vegetação densa, valores inflados pela contribuição de LE; o G foi mais expressivo no Solo Exposto, no entanto, o Centro Urbanizado se manteve com diferença máxima de 12,6%. A área urbanizada se destaca também na participação de H com média de 60% do Rn (Tabela 18).

**Tabela 18:** Médias ( $\pm$  95% IC) para dados do Balanço de Energia para os meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018 em diferentes tipos de superfície.

DATA	SUPERFÍCIE	Rn (W/m <sup>2</sup> )	G(W/m <sup>2</sup> )	H(W/m <sup>2</sup> )	LE(W/m <sup>2</sup> )
15/02/2018	CENTRO URBANIZADO	581,90 $\pm$ 5,80	86,34 $\pm$ 1,56	454,80 $\pm$ 21,60	41,98 $\pm$ 19,62
	VEGETAÇÃO DENSA	645,00 $\pm$ 4,60	29,73 $\pm$ 0,85	254,70 $\pm$ 3,80	360,55 $\pm$ 8,15
	SOLO EXPOSTO	625,05 $\pm$ 4,75	82,48 $\pm$ 0,36	355,40 $\pm$ 2,20	186,15 $\pm$ 6,35
22/05/2018	CENTRO URBANIZADO	424,70 $\pm$ 6,2	52,44 $\pm$ 1,92	256,75 $\pm$ 13,75	117,4 $\pm$ 14,1
	VEGETAÇÃO DENSA	484,05 $\pm$ 5,25	19,07 $\pm$ 2,55	197,55 $\pm$ 4,55	268,10 $\pm$ 7,80
	SOLO EXPOSTO	422,95 $\pm$ 0,35	59,99 $\pm$ 0,01	283,25 $\pm$ 0,35	79,78 $\pm$ 0,67
09/07/2018	CENTRO URBANIZADO	387,80 $\pm$ 7,00	50,37 $\pm$ 0,70	247,55 $\pm$ 9,75	90,42 $\pm$ 15,26
	VEGETAÇÃO DENSA	433,00 $\pm$ 6,10	25,81 $\pm$ 2,23	192,10 $\pm$ 3,80	215,25 $\pm$ 7,65
	SOLO EXPOSTO	374,45 $\pm$ 0,75	54,66 $\pm$ 0,035	299,50 $\pm$ 1,00	20,23 $\pm$ 1,69
13/10/2018	CENTRO URBANIZADO	654,80 $\pm$ 10,2	92,85 $\pm$ 2,5	258,00 $\pm$ 3,90	303,75 $\pm$ 13,95
	VEGETAÇÃO DENSA	693,60 $\pm$ 6,20	44,44 $\pm$ 0,79	134,60 $\pm$ 1,80	516,00 $\pm$ 7,00
	SOLO EXPOSTO	669,25 $\pm$ 3,65	89,61 $\pm$ 1,75	230,6 $\pm$ 3,80	344,55 $\pm$ 6,95

Fonte: Autor (2022).

### 3.3.2.3 Evapotranspiração

Os valores da evapotranspiração estimada ETr - SEBAL apresentaram comportamento de parábola com maiores valores no mês de fevereiro e outubro e menores nos meses de maio, junho, julho, agosto e setembro. O maior valor de ETr SEBAL foi registrado em 15/02/2018 e o menor em 25/07/2018. A maior variação (87,5%) ocorreu entre fevereiro e julho. As datas 23/06/2018 e 09/07/2018 foram estatisticamente iguais entre si, assim como 25/07/2018 e 10/08/2018 – as demais datas apresentaram diferença significativa (Tabela 19).

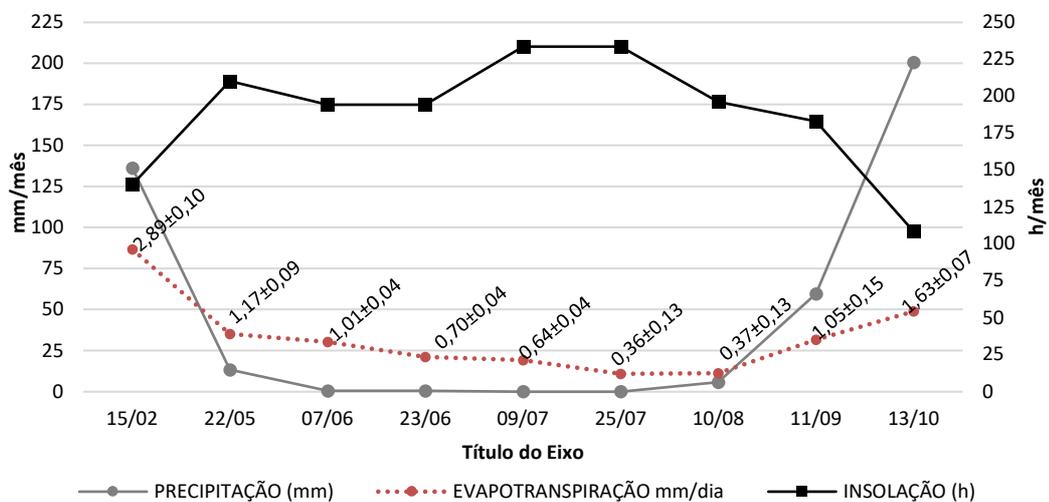
**Tabela 19:** Médias ( $\pm 95\%$  IC) para pixels ETr - SEBAL e dados de evapotranspiração real obtidos na plataforma SISDAGRO (INMET, 2022) para as datas de passagem do Landsat 8 em fevereiro, maio, junho, julho, agosto e outubro do ano de 2018.

Data	SISDAGRO	Sebal
	ETr	ETr
15/02/2018	3,32	2,89 $\pm$ 0,10
22/05/2018	1,20	1,17 $\pm$ 0,09
07/06/2018	1,03	1,01 $\pm$ 0,04
23/06/2018	0,85	0,70 $\pm$ 0,04
09/07/2018	0,48	0,64 $\pm$ 0,04
25/07/2018	0,31	0,36 $\pm$ 0,13
10/08/2018	0,11	0,37 $\pm$ 0,13
11/09/2018	0,18	1,05 $\pm$ 0,15
13/10/2018	1,59	1,63 $\pm$ 0,07

Fonte: Autor (2022).

O comportamento meteorológico do período demonstra queda da precipitação e aumento da insolação nos meses com menores índices de evapotranspiração. No mês de janeiro foram registradas 140,10 h/mês de insolação, precipitação total de 136,20 mm/mês e evapotranspiração estimada para o dia 15/02/2018 de 2,89 mm. A insolação máxima de 233,60 h/mês e precipitação mínima de 0 mm/mês foram registradas no mês de julho, em que se registrou o menor valor de evapotranspiração. Nos dados coletados é possível identificar que a queda da precipitação (Spearman  $\rho$  0.849  $p$  =0.004) e o aumento da incidência solar (Spearman  $\rho$  -0.765  $p$  = 0.016) foram significativas para a variação da evapotranspiração, sendo o aumento das horas de sol inversamente proporcional ao volume de evapotranspiração (Figura 8).

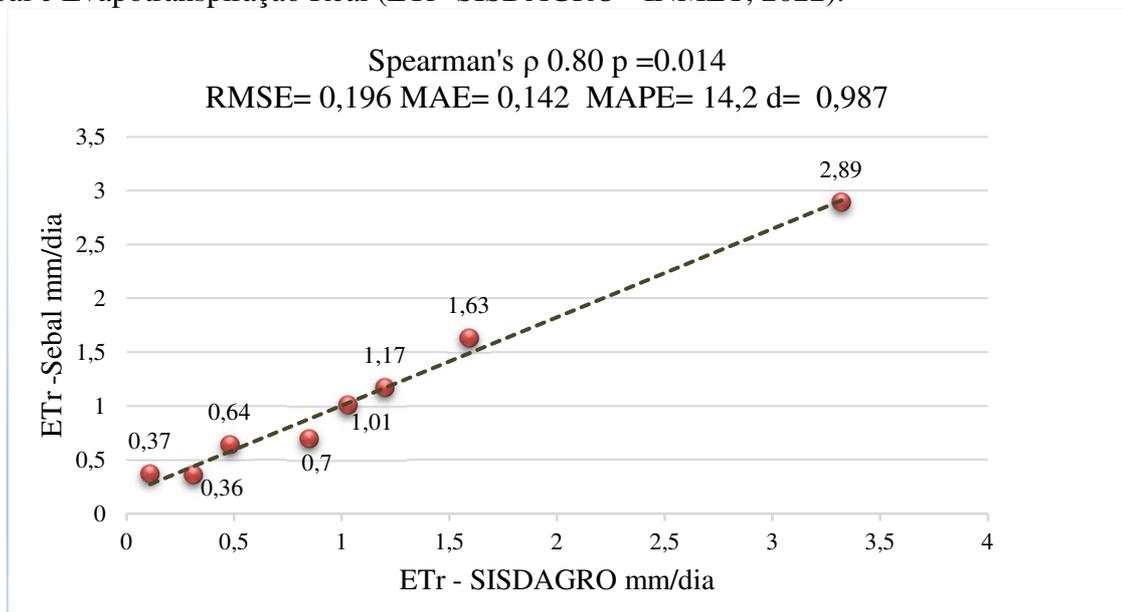
**Figura 8:** Valores de insolação e precipitação mensal comparados com linha de comportamento da Evapotranspiração Real (ETr – Sebal) estimada pelo Sebal para as datas de 15/02, 22/05, 07/06, 23/06, 09/07, 25/07, 10/08 e 13/10 do ano de 2018 para o perímetro urbano da Cidade de Rio Verde, Goiás, Brasil.



Fonte: Autor (2022) a partir de dados do INMET.

Os dados estimados da evapotranspiração real (ETr Sebal) foram correlacionados com os dados de evapotranspiração real (ETr SISDAGRO), excluindo os dados do mês de setembro por sua discrepância (Figura 9). Os resultados demonstram que os dados são significativos para o  $\rho$  de Spearman com correlação significativa e diretamente proporcional forte. Já o índice de concordância de Willmott (d) representou grande similaridade entre os valores. O nível de correlação e demais parâmetros calculados permitem avaliar assertivamente os dados coletados, criando grau de confiabilidade elevado pela comparação direta entre ETr Sebal e a ETr SISDAGRO – INMET.

**Figura 9:** Correlação entre Evapotranspiração Real (ETr – Sebal) estimada pelo algoritmo Sebal e Evapotranspiração Real (ETr- SISDAGRO - INMET, 2022).



Fonte: Autor (2022).

Os maiores valores de *ETr* Sebal para as datas foram identificados em superfície de água, áreas próximas aos cursos d'água e em áreas de vegetação densa (Tabela 20). A *Etr* Sebal apresentou os menores valores em áreas agrícolas de solo exposto. A Vegetação Densa apresentou valores de até 58% maiores que o centro urbanizado e até 91% para o Solo Exposto. O maior valor de evapotranspiração foi encontrado em 15/02/2018 na superfície de água, e 13/10/2018 em Vegetação Densa. No dia 15/02/2018, a *ETr* SEBAL foi menor no ambiente urbano, nas demais datas o solo exposto foi responsável pelos menores valores. A maior variação ocorreu entre Água e Solo Exposto com 93% e entre a mesma superfície a maior variação foi no Solo Exposto com 92%.

**Tabela 20:** Médias ( $\pm 95\%$  IC) de ET real estimadas pelo algoritmo SEBAL para os meses de maio, junho, julho, agosto e outubro do ano de 2018.

Tipo de cobertura da terra	15/02	22/05	07/06	23/06	09/07	25/07	10/08	13/10
CENTRO URBANIZADO	1,11 $\pm$ 0,24	1,29 $\pm$ 0,07	1,23 $\pm$ 0,07	0,91 $\pm$ 0,05	0,85 $\pm$ 0,21	1,25 $\pm$ 0,07	1,37 $\pm$ 0,07	1,97 $\pm$ 0,09
VEGETAÇÃO DENSA	2,65 $\pm$ 0,11	1,98 $\pm$ 0,07	1,70 $\pm$ 0,08	1,58 $\pm$ 0,04	1,60 $\pm$ 0,05	2,31 $\pm$ 0,18	2,65 $\pm$ 0,06	2,75 $\pm$ 0,04
SOLO EXPOSTO	1,42 $\pm$ 0,10	0,88 $\pm$ 0,04	0,15 $\pm$ 0,03	0,27 $\pm$ 0,04	0,44 $\pm$ 0,03	0,47 $\pm$ 0,08	0,39 $\pm$ 0,09	1,77 $\pm$ 0,09
ÁGUA	3,72 $\pm$ 0,06	2,67 $\pm$ 0,04	2,14 $\pm$ 0,05	1,91 $\pm$ 0,04	2,18 $\pm$ 0,06	3,00 $\pm$ 0,10	2,85 $\pm$ 0,05	3,23 $\pm$ 0,08

As menores médias ( $\pm 95\%$  IC) de evapotranspiração em 2018 foram estimadas em: Solo exposto pelo preparo para a agricultura: **0,022 $\pm$ 0,010** (15/02), **0,130 $\pm$ 0,020** (07/06), **0,023 $\pm$ 0,017** (23/06), **0,023 $\pm$ 0,017** (09/07), **0,013 $\pm$ 0,01** (25/07); áreas de pastagem: **0,67 $\pm$ 0,07** (22/05); solo submetido a fogo na área urbana **0,01 $\pm$ 0,01**(10/08); e, pixels em área urbana próximo a grandes telhados metálicos **0,90 $\pm$ 0,06** (13/10).

Fonte: Autor (2022).

### 3.4 Discussão

#### 3.4.1 Classificação da cobertura da terra e acurácia

Os resultados das matrizes de confusão indicaram pequenos erros entre as classes, garantindo sua alta representatividade e permitindo o julgamento detalhado das tipologias (CAVALCANTE; GRIGIO; DIODATO, 2021).

A MLC diante de outros métodos de classificação com imagens de média resolução espacial apresentaram resultados semelhantes aos obtidos no estudo de Silva (2020), em que por meio de um algoritmo de decisão, baseado em índice espectrais, obteve-se classificação Kappa com valores acima de 0,76 para classificação da cobertura da terra em Cuiabá – MT. Também foram similares aos resultados obtidos por Pereira (2019) que encontrou valores Kappa entre 0,7 e 0,9 para o perímetro urbano de Rio Verde – Goiás.

Os valores de Índice Kappa foram superiores aos obtidos nos estudos de Silva Junior (2021), em que foram registrados coeficientes que variaram de 0,58 a 0,97. No entanto, foram inferiores ao modelo de fusão temporal-espacial aplicado a cidade de Changsha, em imagens do satélite Landsat 8 (30m) que obtiveram resultados de Kappa de 0,94 (DENG et al., 2019), e aos obtidos na Bacia hidrográfica do Rio Verdinho pelo método de classificação por meio do algoritmo *Interactive Supervised Classification* com correção manual a posteriori, obtendo

valor de 0,94 para imagens do satélite Sentinel/Sensor resolução de 10 m x 10 m (ALVES et al., 2019).

Em imagens de alta resolução (5m) da Bacia Hidrográfica do São Francisco, com aplicação de MLC, obteve resultados para coeficientes Kappa de 0,90, resultado idêntico ao presente estudo (OLIVEIRA et al., 2019).

Pode-se ressaltar que os produtos de alta resolução, como os deste estudo (imagem Worldview 3), apresentam grande desafio pela gama de feições identificáveis no processamento digital de imagens: maiores resoluções são iguais a maior capacidade de diferenciação entre objetos próximos no espaço pelos sensores. Dessa forma, fica mais complexa a classificação pela grande gama de informações, principalmente, no meio urbano e sua grande heterogeneidade de superfícies (OLIVEIRA et al., 2019).

Conforme Francisco et al., (2020), essa complexidade é agravada pela dificuldade em definir parâmetros em relação aos atributos espectrais das superfícies, como é o caso da vegetação que consiste na influência da estrutura física, do elevado número de espécies e sua distribuição aleatória, e das condições topográficas que podem ocasionar sombras e provocar a variação da resposta espectral. As bandas termais disponíveis ainda possuem média resolução, fato que dificulta o cruzamento de informações para classificação.

Os resultados de acurácia do produtor e usuário foram superiores a pesquisa de Deng et al., (2019). O estudo se mostrou semelhante aos de Rwanga e Ndambuki (2017) e Silva et al., (2019), em que os menores valores de acurácia são identificados em áreas antropizadas.

Do mesmo modo, Pinagé et al., (2015) aplicaram cinco técnicas de processamento digital sobre imagens de média e alta resolução em Rondônia, e encontraram valores de acurácia do produtor, usuário, Erro de omissão e Erro de comissão inferiores em até 63% aos resultados deste estudo. As avaliações de sensibilidade e especificidade aplicadas por Pereira (2019) na mesma área do estudo, em imagens de média resolução, apresentaram resultados idênticos, tanto para superfícies vegetadas quanto para antropizadas.

O grau de acerto deste estudo nas classes complexas, como as superfícies urbanizadas com superfície extremamente heterogênea se atribui a decisão de agrupamento de classes com comportamento espectral semelhante (solo exposto e telhado cerâmico), e é indicado por Schultz et al., (2017) e Silva (2020): para se obter maior precisão de mapas, as classes frequentemente confusas podem ser reunidas para reduzir erros de omissão e comissão.

As taxas de classificações corretas na imagem de alta resolução foram muito semelhantes e até superiores a outros estudos que medem alteração no tecido urbano (SHARMA et al., 2013; PEREIRA, 2019; SILVA, 2020).

Como subproduto da classificação do solo, foi possível estimar que Rio Verde – Goiás possui índice de área verde/habitante ( $69,76\text{m}^2$ ) superior aos estabelecidos pela OMS (Organização Mundial de Saúde), de no mínimo  $12\text{ m}^2/\text{hab}$ , posicionando Rio Verde a frente de cidades como São Paulo ( $12,43\text{ m}^2/\text{hab}$ ) e Curitiba ( $64\text{ m}^2/\text{hab}$ ), sendo superada por Vitória ( $91\text{ m}^2/\text{hab}$ ) e Goiânia ( $94\text{ m}^2/\text{hab}$ ) (SCANAVACA JÚNIOR et al., 2019; CIDADES VERDES, 2022).

Estimou-se também a área antropizada e os resultados divergiram dos encontrados no estudo de Pereira (2019) que apresentou  $51,12\text{ km}^2$  de área antropizada ( $83,09\%$  do perímetro descrito que totalizava  $61,51\text{ km}^2$ ). Neste estudo, foram estimados  $64,19\text{ km}^2$  de áreas antropizadas para o ano de 2018, representando mais de  $60\%$  do perímetro urbano que se encontrava com  $106,07\text{ km}^2$ . Essa divergência atribui-se ao dado do perímetro urbano utilizado que em 2011 era de  $85\text{ km}^2$  pela Lei Complementar 6.074/2011, em 2014 foi alterado para  $110\text{ km}^2$  pela Lei Complementar 014/2014 e em 2020 foi ampliado para  $142,88\text{ km}^2$  por meio da redação dada pela Lei Complementar nº 195, de 221 de dezembro de 2020. Essa alteração dos usos do solo e as perdas de áreas vegetadas por pastagem, áreas de cultivo ou ocupações urbanas altera o comportamento aerodinâmico e radiativo, modificando as formas de trocas de energia entre a atmosfera e a superfície (BIUDES et al., 2015; PAVÃO et al., 2017).

### ***3.4.2 Índices de Superfície e Balanço de Energia***

As áreas urbanizadas exibem diferentes valores de NDVI, SAVI,  $\alpha_{sup}$  e  $T_s$  provocados pela heterogeneidade da superfície modificada pelo homem que resultam em diferentes comportamentos espectrais. Os resultados NDVI em Rio Verde – Goiás foram compatíveis aos estudos de Pavão et al., (2017) no Sul do Amazonas e Machado et al., (2020) em Cuiabá – MT que identificaram, respectivamente, valores para NDVI de  $0,84 \pm 0,002$  e  $0,74 \pm 0,01$  em áreas de floresta e  $0,58 \pm 0,01$  e  $0,66 \pm 0,014$  para áreas de pastagens.

O NDVI do Solo Exposto foi idêntico aos valores registrados em Cuiabá por Machado et al., (2020) e condizentes a valores medidos por Silva (2020) e Oliveira et al., (2019). Ainda, de acordo com Oliveira et al., (2019), em Rio Verde – Goiás, avaliando a série temporal de 1985 a 2010, as áreas de vegetação apresentaram no ano 2000 NDVI de  $0,58$  e neste estudo, o valor

máximo para 2018 foi 23% superior aos registrados pelos autores. No ano de 2000, o ambiente urbano apresentou o menor NDVI (0,13), neste estudo os resultados para o ambiente urbano foram superiores em 24%. Atribui-se os resultados encontrados nas superfícies a grande presença vegetal que expressa valores no intervalo de 0,25 – 0,50 de NDVI (DORIGON et al., 2017).

O albedo apresenta diferentes interações com a morfologia da cidade, pois é um mosaico de áreas vegetadas, solo exposto e superfície edificada que provoca diferentes níveis de reflexão da radiação solar (ANGELINI et al., 2015). Os resultados da reflexão da superfície foram semelhantes aos medidos por Pavão et al., (2017) no ano de 2010, que encontrou 0,13 e 0,15 para as superfícies Vegetação Densa e Centro Urbanizado respectivamente, e condizentes com os valores de Silva (2020) e Machado et al., (2020) para albedo, identificado em Cuiabá – MT. O resultado  $\alpha_{sup}$  da Vegetação Densa foi similar ao registrado em Jataí – Goiás no ano de 2016 por Damasceno et al., (2017) (0,10 até 0,15). Os índices se assemelham aos registros de Pavão et al., (2017) para malha urbana, e o  $\alpha_{sup}$  foi de 0,15. O Albedo de superfícies de água, no geral, foi idêntico ao medido em Jataí por Damasceno et al., (2017) (0,06).

Na malha asfáltica urbana foi encontrado  $\alpha_{sup}$  inferior aos dados obtidos por Machado et al., (2020) (0,24), mas no intervalo de reflexão estimado para esse tipo de material – “a maioria dos concretos novos tem uma refletância solar, ou albedo, de 35-40%; a refletância solar de asfalto fresco é tipicamente 5% a 10%” (EPA, 2003). Os maiores valores de albedo estão ligados aos menores índices de vegetação e, conseqüentemente, menores Rn (GOMES et al., 2013).

Comparando os resultados deste estudo com os de Pereira (2019), ambos para cidade de Rio Verde, identifica-se que estes apresentaram menores temperaturas na vegetação densa em todas as datas avaliadas. Para Pereira (2019), em todas as datas de medição, os maiores valores de Ts foram registrados nas áreas urbanizadas. No entanto, no estudo em questão, a Ts do solo exposto difere de Pereira (2019), pois ultrapassa a das áreas urbanizadas nas datas 22/05/2018, 09/07/2018 e 10/08/2018 (meses não chuvosos). Se avaliada a Ts de agosto 2018 (autor) e o mesmo mês em 2014 (PEREIRA, 2019), identifica-se que 2014 apresentou temperaturas de superfície 7% maiores na área urbanizada e 34% superiores na superfície vegetada e em 2018 o solo exposto apresentou Ts 1,6% maior (Tabela 21).

**Tabela 21:** Comparação de temperatura de superfície (Ts) médias ( $\pm 95\%$  IC) para o presente estudo e dados coletados por Pereira (2019) na cidade de Rio Verde - GO para as datas de 15/08/1985, 11/08/1995, 19/08/2004, 11/08/2014 e 13/08/2019.

Cobertura da terra	Temperatura de superfície em °C				
	Autor (2022)				
	15/02/2018	22/05/2018	09/07/2018	10/08/2018	13/10/2018
Centro Urbanizado	41,85 $\pm$ 1,30	29,60 $\pm$ 0,75	32,85 $\pm$ 0,80	34,85 $\pm$ 0,65	44,60 $\pm$ 0,35
Vegetação Densa	26,00 $\pm$ 0,15	21,05 $\pm$ 0,10	25,00 $\pm$ 0,15	23,85 $\pm$ 0,60	30,05 $\pm$ 0,10
Solo Exposto	37,40 $\pm$ 0,15	33,80 $\pm$ 0,05	38,00 $\pm$ 0,05	35,65 $\pm$ 0,40	41,95 $\pm$ 0,20
Cobertura da terra	Pereira (2019)				
	15/08/1985	11/08/1995	19/08/2004	11/08/2014	13/08/2019
Centro Urbanizado	36,05 $\pm$ 0,045	36,86 $\pm$ 0,03	38,78 $\pm$ 0,03	35,5 $\pm$ 0,02	36,92 $\pm$ 0,04
Vegetação Densa	30,78 $\pm$ 0,06	31,28 $\pm$ 0,045	33,82 $\pm$ 0,05	31,89 $\pm$ 0,05	36,86 $\pm$ 0,02
Solo Exposto	35,27 $\pm$ 0,02	35,33 $\pm$ 0,02	38,40 $\pm$ 0,02	35,09 $\pm$ 0,02	36,86 $\pm$ 0,05

Fonte: Autor (2022)

O avanço de áreas construídas e a substituição das camadas vegetais e dos materiais naturais por artificiais, alteram não somente a Ts, mas intensificam a alteração do balanço de energia. No ambiente urbano isso se agrava, pois o Rn é convertido majoritariamente em calor sensível (H) (FAUSTO et al., 2016; PAVÃO et al., 2016; PAVÃO et al., 2017).

O Rn maior no período chuvoso corrobora com o estudo de Marques et al., (2016) que identificou esse fenômeno, independente das superfícies. Leite et al., (2018) registraram Rn 36% superior ao da estação seca; Angelini et al., (2017) obtiveram valores médios 41% superiores no período chuvoso em Cuiabá – MT (o autor ainda justifica que a variabilidade do Rn está vinculada a sazonalidade da radiação solar, umidade do solo e cobertura de nuvens).

No período chuvoso os resultados de Rn da Vegetação Densa se alinham aos resultados de Leite et al., (2018) no Norte de Minas Gerais. Em média, entre as datas avaliadas, o Rn variou coincidente a Gomes et al., (2013) e Monteiro et al., (2014) que registraram maiores Rn's próximos a vegetação e corpos d'água e menor no solo exposto. A área urbana apresentou valores de saldo de radiação instantâneo abaixo de 655 W/m<sup>2</sup> em todas as datas estudadas. Este fenômeno é padrão pelo tipo de cobertura da terra urbana que reflete mais energia em onda curta por possuir menos vegetação e maior impermeabilização do solo, apresentando maior albedo (MONTEIRO et al., 2014).

Dentre os componentes do saldo de radiação (H, LE e G) estimados pela simulação do modelo SEBAL no período chuvoso, na área urbana a quantidade de energia utilizada para o aquecimento do solo foi bem próxima ao valor encontrado por Monteiro et al., (2014) que registrou G de 12% do Rn.

Os maiores valores de G encontrados em áreas antropizadas seguem os resultados de Silva (2020) que encontrou G's mais elevados na área urbanizada, fato que a autora atribuí as

características materiais presentes no ambiente urbano, como é o caso do concreto, solo exposto e asfalto. No entanto, neste estudo, o solo das áreas agrícolas preparadas para plantio indicou  $G$  alto para as épocas secas, dando significância aos valores mais baixos do solo exposto nesses períodos. Esse comportamento foi registrado também por Monteiro et al., (2014), em que regiões de solo exposto que surgiram após a colheita da soja apresentaram os índices mais elevados de  $G$  quando comparados a alvos urbanos. Vale ressaltar que o fluxo de calor no solo está diretamente ligado aos materiais da superfície e suas propriedades físicas, que se comprova pela superfície de vegetação densa que apresenta  $G$  com valores entre 5 e 10% do  $R_n$  (COUTO, 2016; TAYYEBI et al., 2018; FERREIRA et al., 2019; WANG et al., 2019).

Ao analisar o padrão dos valores de  $G$  nas classes, observa-se que a diferença entre as classes urbanizadas é de apenas 4%, fato que Faridatul et al., (2019) atribuíram a dificuldade do modelo Sebal em distinguir superfícies heterogêneas. No entanto, Silva et al., (2009) e Silva (2020) evidenciam o efeito da resolução espacial dos sensores TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) 30m, fator que prejudica a estimativa dos componentes do balanço de energia na superfície urbana.

Monteiro et al., (2014) relatam que as parcelas de  $G$  foram muito inferiores àquela destinada para  $H$  ou  $LE$ , diferente dos resultados obtidos neste estudo, em que se observa que a quantidade de energia destinada ao aquecimento do solo foi superior ao  $LE$  em aproximadamente 50% no dia 15/02/2018 na superfície urbana e no dia 09/07/2018 no solo exposto. O estudo do  $G$  em áreas urbanas é de suma importância, pois a energia estocada no tecido urbano pode ser determinante para compreensão dos fenômenos de ilha de calor (SILVA, 2020).

Percebe-se que os valores de fluxo de calor latente ( $LE$ ) nas superfícies solo exposto e centro urbanizado foram menores que o fluxo de calor sensível ( $H$ ), com exceção de 13/10/2018. Esse resultado se assemelha ao de Rodrigues et al., (2014) em estudo realizado no Bioma Cerrado (Cuiabá), no qual existe a predominância do  $H$  no período seco, e difere dos resultados de Duarte et al., (2018), em que  $LE$  foi maior em todos os períodos estudados.

Sobre essa dinâmica, Silva (2020) atribuí o predomínio do  $LE$  a maior concentração de áreas vegetadas e os maiores valores de  $H$  a expansão de áreas construídas com a presença de asfalto e concreto, materiais que possuem maior capacidade de armazenamento de energia. O  $LE$  predomina na superfície vegetada em todos os períodos, comportamento esperado pela maior demanda de energia para evapotranspiração (SILVA, 2020). Nos períodos secos, os menores valores de  $R_n$  e maiores valores  $H$  foram identificados no solo exposto e, no período

chuvoso, o  $R_n$  é maior no solo exposto e o  $H$  na superfície urbana, fato que é atribuído a diminuição da cobertura vegetal (FARIDATUL et al., 2019). Assim como no estudo de Duarte et al., (2018), o LE demonstrou comportamento sazonal, a perda de intensidade no início do período seco e aumento do fluxo no fim do período seco pela redução da precipitação e menores volumes de evapotranspiração.

### 3.4.3 Evapotranspiração

No ambiente antropizado pelo aumento das áreas impermeabilizadas, a mudança dos índices e dos componentes do balanço de energia alterou os comportamentos evapotranspirativos (SILVA, 2020). Nas relações entre insolação/ precipitação/ evapotranspiração os resultados diferem dos estudos de Collischonn et al., (2014) analisando 290 estações meteorológicas do INMET no Brasil encontraram relação inversa entre precipitação e  $E_{Tr}$ , que justificaram pela “maior insolação e menor umidade do ar em dias secos” e “pela maior temperatura média do ar nestas condições”. A temperatura média de Rio Verde não corrobora com esse fato, pois foram menores nas datas medidas, a insolação foi maior. Em Olinda – PE, Teixeira (1982) identificou que a importância da insolação sobre a evapotranspiração representava 44,11% dentre as demais variáveis – os resultados deste estudo não corroboram com essa premissa, sendo os maiores valores de  $E_{Tr}$  ligados diretamente a precipitação (Figura 7).

A estimativa da  $E_{Tr}$  SEBAL quando comparada a  $E_{Tr}$  SISDAGRO apresentou resultados correspondentes aos valores característicos  $ET$  estimados por sensoriamento e encontrados por Teixeira et al., (2009), Bezerra et al., (2015) e Angelini (2018), quando relacionado a medições em campo que representam MAPE inferior a 15%.

As médias mensais de evapotranspiração real foram obtidas por Parreira et al., (2019) para o período de 2012 a 2015 em Rio Verde – Goiás e, quando transformados em médias diárias e comparadas aos resultados de  $E_{Tr}$  Sebal deste estudo, mostram-se significativos (Spearman  $\rho$  0.95  $p = 0.001$ ).

Analisando as estimativas de  $E_{Tr}$  SEBAL para diferentes tipos de superfície, seus resultados condizem com os de Moreira et al., (2019), foram registrados picos na superfície de água e em mata densa. Na superfície urbana, os valores de  $E_{Tr}$  Sebal se mantiveram condizentes aos dos autores, mantendo uma dinâmica de valores cerca de 1 mm/dia. Os valores registrados em pastagem na estação seca, dentro do perímetro urbano de Rio Verde –Goiás de  $E_{Tr}$  SEBAL,

tiveram média que representa 50% do valor encontrado por Khand et al., (2017), que estimaram valores médios para evapotranspiração de 1,7 mm/dia em pastagem na estação seca em Mato Grosso. No entanto, são condizentes aos valores registrados em São Paulo por Leivas et al., (2019), em que pastagens degradadas e superfície edificada apresentaram valores de Evapotranspiração diária inferiores a 0,90 mm/dia. A discrepância na evapotranspiração das superfícies é excelente indicador dos impactos resultantes da substituição da vegetação para atividades antrópicas (KHAND et al., 2017).

A grande parte do solo urbano teve valores de evapotranspiração baixo, fato que segundo Moreira et al., (2019), indica a intensa antropização do espaço sem o devido planejamento – destacando-se que a evapotranspiração (ET) exerce grande relevância no equilíbrio climático da área urbana (BASTIAANSEN et al., 1998; MOREIRA et al., 2008; LAIPELT et al. 2021).

### 3.5 Conclusões

A urbanização alterou a cobertura da terra provocando aumento dos valores de  $G$  e  $H$  e diminuição do  $Rn$  e  $LE$ , demonstrando que quanto mais antropizada a área, maior o impacto negativo no balanço de energia. A temperatura de superfície urbana é impactada significativamente pelos períodos chuvosos, que provoca aumento das colaborações de  $G$  e  $H$  – fato que se inverte no período seco, e grandes áreas agrícolas de solo exposto apresentam maiores índices de  $H$  e  $G$  e, consecutivamente, maiores temperaturas de superfície, afetando o microclima urbano.

Na compreensão da dinâmica espacial do uso e cobertura da terra no perímetro urbano de Rio Verde constatou-se que a superfície agrícola tem grande representatividade, com mais de 25% da área do perímetro. E, que apesar da cidade possuir índice de áreas verdes superior à média nacional, elas estão concentradas no entorno de cursos de água (APP's). Em contrapartida, mais de 60% do perímetro são áreas de antropização mais acentuada, fato diretamente ligado a supressão de vegetação nativa.

A estimativa do balanço de energia identificou que o saldo de radiação ( $Rn$ ) é mais expressivo nas áreas cobertas por Vegetação Densa, em que se encontram fluxos de calor no solo ( $G$ ) até 200% inferiores as demais superfícies. A área urbanizada apresentou os maiores valores de fluxo de calor sensível ( $H$ ) e foi responsável pela maior temperatura de superfície estimada (44,6°C). Os resultados demonstram que grande proporção do perímetro urbano apresenta percentual de evapotranspiração baixa, fato que indica a intensa antropização do espaço sem o devido planejamento. A insolação não é um dos fatores mais influentes para evapotranspiração em Rio Verde – Goiás, pois em menores índices de insolação registrou-se maiores volumes de evapotranspiração. A evapotranspiração real estimada (ET<sub>r</sub> SEBAL) foi validada por estudos similares e pela plataforma SISDAGRO.

Ao relacionar os usos do solo com índices de superfície identifica-se que o NDVI foi eficiente para retratar o comportamento e agrupamento da vegetação na área de estudo, com maiores valores registrados em áreas com maior disponibilidade de água. No fim do período chuvoso, a superfície urbana apresentou menores valores de NDVI e, no fim do período seco, esse resultado ocorreu no solo exposto. O albedo da área urbana se manteve estável, independente do período, e sua redução representou maiores valores de saldo de radiação. A mudança da cobertura da terra provoca aumento da temperatura de superfície em todo o

perímetro urbano. Desse modo, o crescimento das áreas antropizadas, com destaque para áreas urbanizadas, afetam significativamente as trocas energéticas superficiais e o microclima urbano, sendo possível por meio do sensoriamento remoto e algoritmo SEBAL compreender as frações energéticas e hidrológicas e suas informações podem servir como diretriz no planejamento urbano, visando cidades mais adaptadas ao clima local.

### 3.6 Referências bibliográficas (Artigo 1)

ACHARYA, T. D.; YANG, I. Exploring Landsat 8. **International Journal of IT, Engineering and Applied Sciences Research (IJIEASR)**, v. 4, n. 4, 2015. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/311901147\\_Exploring\\_Landsat\\_8](https://www.researchgate.net/publication/311901147_Exploring_Landsat_8)>. Acesso em: 21 fev. 2022.

AgriMetsoft. Online Calculators. 2019. Disponível em: <<https://agrimetsoft.com/>>. Acesso em: 17 maio 2022.

ALLEN, R. G.; BASTIAANSEN, W.; WATERS, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Surface energy balance algorithms for land (SEBAL). **Idaho implementation** – Advanced training and users manual, version 1.0, 2002. Disponível em: <<https://www.posmet.ufv.br/wp-content/uploads/2016/09/MET-479-Waters-et-al-SEBAL.pdf>>. Acesso em: 25 abr.

Alves, Wellmo dos Santos, 2019. Geotecnologias aplicadas em estudos hidrogeográficos na bacia do Rio Verdinho — Sudoeste de Goiás — Brasil Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Goiás, Programa de Pós Graduação em Geografia, Jataí, 2019. Disponível em: <<http://repositorio.bc.ufg.br/tede/bitstream/tede/10259/1/Tese%20%20Wellmo%20dos%20Santos%20Alves%20-%202019.pdf>>. Acesso em: 02 maio 2022.

ANA – Agência Nacional de Águas. **Relatório Conjuntura dos Recursos Hídricos no Brasil 2020**. Brasília, 2020. Disponível em: <<http://conjuntura.ana.gov.br/>>. Acesso em: 03 mar. 2022.

\_\_\_\_\_. **Atlas irrigação: uso da água na agricultura irrigada**. 2. ed. Brasília: ANA, 2021. Disponível em: <<https://portal1.snirh.gov.br/ana/apps/storymaps/stories/a874e62f27544c6a986da1702a911c6b>>. Acesso em: 03 mar. 2022

ANDRADE, Bruno César Comini de. **Estimativa da evapotranspiração real via sensoriamento remoto** [recurso eletrônico]. 135 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, Belo Horizonte, 2018. Disponível em: <<https://repositorio.ufmg.br/bitstream/1843/31496/1/Disserta%C3%A7%C3%A3o%20-%20FINAL%20-%2001%20Bruno%20Cesar%20Comini.pdf>>. Acesso em: 18 jun. 2022.

ANGELINI, Lucas Peres; FAUSTO, Marcos Alves; MÜTZENBERG, Dalila Morgana de Souza; NASSARDEN, Danielle Christine Stenner; DANELICHEN, Victor Hugo de Moraes; MARQUES, Heloisa Oliveira; MACHADO, Nadja Gomes; NOGUEIRA, José de Souza; BIUDES, Marcelo Sacardi. Relação entre albedo e temperatura da superfície estimados por sensoriamento remoto na área urbana de Cuiabá, Mato Grosso. **Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0377.pdf>>. Acesso em: 03 mar. 2022.

ANGELINI, Lucas Peres; SILVA, Pablinne Cynthia Batista Silva e; FAUSTO, Marcos Alves; MACHADO, Nadja Gomes; BIUDES, Marcelo Sacardi. Balanço de Energia nas Condições de Mudanças de Uso do Solo na Região Sul do Estado de Mato Grosso. **Revista Brasileira de Meteorologia [online]**, v. 32, n. 3, 2017, ISSN 1982-4351. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/0102-77863230003>> Acesso em: 15 fev. 2022.

ANGELINI, Lucas Peres. Parametrização do Albedo e Correção da Temperatura da Superfície no Balanço de Energia por Imagens Landsat 8 na Transição Cerrado-Pantanal. 88 f. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2018. Disponível em: <<https://ri.ufmt.br/handle/1/2066>> Acesso em: 27 jun. 2022.

ANGELINI, L. P.; BIUDES, M. S.; MACHADO, N. G.; GELI, H. M. E.; VOURLITIS, G. L.; RUHOFF, A.; NOGUEIRA, J. de Souza. Surface Albedo and Temperature Models for Surface Energy Balance Fluxes and Evapotranspiration Using SEBAL and Landsat 8 over Cerrado-Pantanal, Brazil. **Sensors**, v. 21, n. 21, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/s21217196>>. Acesso em: 23 jan. 2022.

U.S. Census Bureau. Banco de Dados Internacional (BID). Lançamento de dezembro de 2021. Population Division International Programs Center Washington, DC 20233. Disponível em: <<https://www.census.gov/programs-surveys/international-programs/about/idb.html>>. Acesso em: 17 jun. 2022.

BARSI, J. A.; BARKER, J. L.; SCHOTT, J. R. An Atmospheric Correction Parameter Calculator for a Single Thermal Band Earth-Sensing Instrument. **IGARSS03 Centre de Congres Pierre Baudis**, Toulouse, France, p. 21-25, 2003.

BARSI, J. A.; SCHOTT, J. R.; PALLUCONI, F. D.; HOOK, S. J. **Validation of a Web-Based Atmospheric Correction Tool for Single Thermal Band Instruments**. Earth Observing Systems X, edited by James J. Butler, Proceedings of SPIE v. 5882 (SPIE, Bellingham, WA, 2005). Disponível em: <[https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/Barsi\\_AtmCorr\\_SPIE05.pdf](https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/Barsi_AtmCorr_SPIE05.pdf)>. Acesso em: 13 jun. 2022.

BASTIAANSEN, W. G. M.; MENENTI, M.; FEDDES, R. A.; HOLTSLAG, A. A. M. A remote sensing Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL): formulation. **Journal of Hydrology**, v. 212-213, n. 1-4, p. 198-212, 1998. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4)>. Acesso em: 19 jan. 2022.

BASTIAANSEN, W. G. M. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v. 229, p. 87-100, 2000. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00202-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00202-4)>. Acesso em: 11 fev. 2022.

BASTIAANSEN, W. G. M.; NOORDMAN, E. J. M.; PELGRUM, H.; DAVIDS, G.; THORESON, B. P.; ALLEN, R. G. SEBAL Model with Remotely Sensed Data to Improve Water-Resources Management under Actual Field Conditions, **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 131, n. 1, p. 85-93, 2005.

- BEZERRA, B. G.; SILVA, B. B. da; SANTOS, C. A. BEZERRA, J. R. C. Actual Evapotranspiration Estimation Using Remote Sensing: Comparison of SEBAL and SSEB Approaches. **Advances in Remote Sensing**, v. 4, n. 3, p. 234-247, 2015. Disponível em: <<https://www.scirp.org/journal/paperinformation.aspx?paperid=59977>>. Acesso em: 16 abr. 2022.
- BHATTARAI, N.; QUACKENBUSH, L. J.; IM, J.; SHAW, S. B. A new optimized algorithm for automating endmember pixel selection in the SEBAL and METRIC models. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 196, n. 9, p. 178-192, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.05.009>>. Acesso em: 16 abr. 2022.
- BIUDES, M. S.; VOULITIS, G. L.; MACHADO, N. G.; ARRUDA, P. H. Z. de; NEVES, G. A. R. et al. Patterns of energy exchange for tropical ecosystems across a climate gradient in Mato Grosso, Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 202, p. 112-124, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.12.008>>. Acesso em: 19 abr. 2022.
- CARLSON, T. N.; RIPLEY, D. A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, v. 62, p. 241-252, 1997. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00104-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00104-1)>. Acesso em: 03 jul. 2022.
- CAVALCANTE, A. E. de Q.; GRIGIO, A. M.; DIODATO, M. A. Morfometria e diagnóstico físico conservacionista (dfc) em 19 sub-bacias da bacia hidrográfica Apodi Mossoró. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 7, p. 3891-3909. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe/article/viewFile/250188/40415>>. Acesso em: 04 fev. 2022.
- CIDADES VERDES; Copyright © 2022 Áreas Verdes das Cidades Disponível em: <<https://www.areasverdesdascidades.com.br/2004/05/areas-verdes-publicas-por-habitante-na.html>>. Acesso em: 04 fev. 2022.
- COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educ. and Psychol. Meas.** 20, n. 1, 1960. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/001316446002000104>>. Acesso em: 11 abr. 2022.
- COLLISCHONN, Bruno; TUCCI, Carlos Eduardo Morelli. Relações Regionais entre Precipitação e Evapotranspiração Mensais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos (RBRH)**, v. 19, n. 3, p. 205-214, 2014. Disponível em: <[https://abrh.s3.sa-east-1.amazonaws.com/Sumarios/168/b3c45a301ee86434582e4df19d6e7586\\_bbc603a569cf8bb1a2f44da509bbb8e4.pdf](https://abrh.s3.sa-east-1.amazonaws.com/Sumarios/168/b3c45a301ee86434582e4df19d6e7586_bbc603a569cf8bb1a2f44da509bbb8e4.pdf)>. Acesso em: 07 mar. 2022.
- CONGALTON, Russell G. Putting the Map Back in Map Accuracy Assessment. **Remote Sensing and GIS Accuracy Assessment**, p. 1-11, 2004. Disponível em: <10.1201/9780203497586.ch1>. Acesso em: 02 mar. 2021.
- COUTO, João Paulo Chaves. **Fluxo de calor no solo e radiação líquida em pastagem de capim braquiária com grau de cobertura variável**. Dissertação (Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola), Universidade Federal do Recôncavo da Bahia, Cruz das Almas, Bahia, 2016. Disponível em: <[https://www1.ufrb.edu.br/pgea/images/Teses/JOAO\\_PAULO\\_CHAVES\\_COUTO.pdf](https://www1.ufrb.edu.br/pgea/images/Teses/JOAO_PAULO_CHAVES_COUTO.pdf)>. Acesso em: 10 jun. 2022.

DAMASCENO, Carlos Eduardo; MARTINS, Alécio Perini. Análise comparativa do albedo de superfície utilizando o algoritmo SEBAL para os sistemas sensores terra/MODIS e Landsat8/OLI no município de Jataí (GO). **XVII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada/ I Congresso Nacional de Geografia Física – Os desafios da geografia física na fronteira do conhecimento**, 28 jun. – 02 jul., Campinas – SP, 2017. Disponível em: <10.20396/sbgfa.v1i2017.2202 - ISBN 978-85-85369-16-3>. Acesso em: 03 jul. 2022.

DENG, Ziwei; ZHU, Xiang; HE, Qingyun; Tang, Lisha. Land use/land cover classification using time series Landsat 8 images in a heavily urbanized area, *Advances in Space Research*, Volume 63, Issue 7, 2019, Pages 2144-2154, ISSN 0273-1177, Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.12.005.>. Acesso em: 11 dez. 2020.

DORIGON, Larissa P.; AMORIM, Margarete C. de C. T. Clima urbano através de sensoriamento remoto: evolução histórica da termografia da superfície de Paranavaí/PR – Brasil. **XVII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada/ I Congresso Nacional de Geografia Física – Os desafios da geografia física na fronteira do conhecimento**, 28 jun. – 02 jul., Campinas – SP, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.20396/sbgfa.v1i2017.2382>. Acesso em: 15 abril. 2021.

PANGANIBAN, Edward B.; PAGLINAWAN, Arnold C.; CHUNG, Wen Yaw; PAA, Gilbert Lance S. ECG diagnostic support system (EDSS): A deep learning neural network based classification system for detecting ECG abnormal rhythms from a low-powered wearable biosensors. **Sensing and Bio-Sensing Research**, v. 31, 2021, ISSN 2214-1804. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2021.100398>. Acesso em: 25 jun. 2021.

EFRON, B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. **Ann. Statist.** v. 7, n. 1, p. 1-26, jan. 1979. Disponível em: <https://doi.org/10.1214/aos/1176344552>. Acesso em: 16 ago. 2021.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Satélite, Relatório de atividades 2010 da Embrapa Monitoramento por Satélite / Embrapa Monitoramento por Satélite**. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2011. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/896906/1/relatorioatividades20101.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2022.

\_\_\_\_\_. LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite, 2020. Disponível em: <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/landsat>. Acesso em: 10 jan. 2022.

\_\_\_\_\_. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 2018 5. ed., rev. e ampl. – Brasília, DF: Embrapa. ISBN 978-85-7035-800-4 Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1094003> Acesso em: 12 dez. 2021.

EPA – United States Environmental Protection Agency. Cooling Summertime Temperatures: Strategies to Reduce Urban Heat Islands, 2003. Disponível em: <https://www.epa.gov/sites/default/files/2014-06/documents/hiribrochure.pdf>. Acesso em: 05 fev. 2022.

ESA – European Space Agency. WorldView ESA archive, 2021. Disponível em: <<https://earth.esa.int/eogateway/missions/worldview-3>>. Acesso em: 10 fev. 2021.

FAHED, Jeff et al. Impact of urban heat island mitigation measures on microclimate and pedestrian comfort in a dense urban district of Lebanon. **Sustainable Cities and Society**, v. 61, p. 102375, 2020.

FARIDATUL, M. I.; WU, B.; ZHU, X.; WANG, S. Improving Remote Sensing based Evapotranspiration Modelling in a Heterogeneous Urban Environment. **Journal of Hydrology**, v. 581, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124405>>. Acesso em: 12 fev. 2021.

FAUSTO, M. A.; ANGELINI, L. P.; MARQUES, H. O.; FILHO, A. S.; MACHADO, N. G. et al. Impacto da alteração do uso do solo no saldo de radiação no Cerrado do sul de Mato Grosso. **Revista Ambiente e Água**, v. 11, n. 2, p. 350-361, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.4136/ambi-agua.1843>>. Acesso em: 12 fev. 2021.

FERREIRA, Luciana Schwandner; DUARTE, Denise Helena Silva. Exploring the relationship between urban form, land surface temperature and vegetation indices in a subtropical megacity. **Urban Climate**, v. 27, p. 105-123, 2019, ISSN 2212-0955. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.uclim.2018.11.002>>. Acesso em: 12 fev. 2021.

MAFFIOLETTI, Fernanda Dalfior; RAMALHO, Antonio Henrique Cordeiro; PAES, Juarez Benigno; FIEDLER, Nilton Cesar. Influência da cobertura vegetal na temperatura da superfície em cidade pouco urbanizada. **Agropecuária Científica no Semiárido Centro de Saúde e Tecnologia Rural**, ISSN: 1808-6845, 2021. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.30969/acsa.v17i3.1311>>. Acesso em: 09 mar. 2021.

FIELDING, A. H.; Bell, J. F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. **Environmental Conservation**, v. 24, p. 38-49, 1997. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1017/S0376892997000088>>. Acesso em: 18 fev. 2021.

FISHER, J. R. B.; COSTA, E. A.; DENNEDY-FRANK, P. J.; KROEGER, T.; BOUCHER, T. M. Impacto da resolução espacial de imagens de satélite na precisão da classificação do uso da terra e na qualidade da água modelada. **Remote Sensing Ecology and Conservation**, v. 4, p. 137-149, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1002/rse2.61>>. Acesso em: 10 abr. 2021.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p. 185-201, 2002. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)>. Acesso em: 17 fev. 2021.

FRANCISCO, CN et al. Análise do impacto da correção atmosférica no cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada a partir de Imagem Landsat 8/OLI. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 1, p. 76-86, 2020. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe/article/view/242936>>. Acesso em: 22 fev. 2021.

GOMES, Lidiane Cristina Félix; SANTOS, Carlos Antonio Costa dos; ALMEIDA, Hermes Alves de. Balanço de energia à superfície para a cidade de Patos-PB usando técnicas de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 6, n. 1, p. 015-028, 2013. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe/article/view/232804>>. Acesso em: 10 maio 2022.

GUILHERME, A. P.; BIUDES, M. S.; MOTA, D. dos S.; MUSIS, C. R. de. Relação entre tipo de cobertura da terra e temperatura de superfície. **Sociedade & Natureza**, v. 32, p. 539-550, 2020. Disponível em: <[http://old.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1982-45132020000100515&lng=en&nrm=iso&tlng=pt](http://old.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1982-45132020000100515&lng=en&nrm=iso&tlng=pt)>. Acesso em: 25 fev. 2022.

GUILHERME, Adriano Pereira et al. Relationship between soil cover type and surface temperature. **Sociedade & Natureza** [online]. 2020, v. 32, p. 515-525. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/sn/a/XrSYLdsT98ghGVPFGyYR8Lt/?lang=en>>. Acesso em: 02 maio 2022.

HALDER, Bijay; BANDYOPADHYAY, Jatisankar. Delineation of geospatial indices based water bodies' and vegetation change mapping using Sentinel-2 imagery in Canning blocks of south 24 parganas district, India. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 25, 2022, ISSN 2352-9385. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100688>>. Acesso em: 16 mar. 2022.

HUETE, A. R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)>. Acesso em: 29 maio 2022.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo demográfico 2010: características da população e dos domicílios – resultados do universo**. Rio de Janeiro: IBGE, 2010. Disponível: <[https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/93/cd\\_2010\\_caracteristicas\\_populacao\\_domicilios.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/93/cd_2010_caracteristicas_populacao_domicilios.pdf)>. Acesso em: 09 jul. 2022.

\_\_\_\_\_. **Manual Técnico de Uso da Terra**. Manuais Técnicos em Geociências, n. 7. ed. 3. Rio de Janeiro, IBGE, 2013. Disponível: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv81615.pdf>>. Acesso em: 09 set. 2020.

\_\_\_\_\_. **Panorama: população estimada**. 2022. Disponível: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/panorama>>. Acesso em: 15 mar. 2020.

IMB – Instituto Mauro Borges de Estatística e Pesquisas Socio Econômicas. **Painéis IMB: Rio Verde**. 2016. Disponível em: <<https://www.imb.go.gov.br/files/docs/publicacoes/paineis-municipais/rio-verde-201612.pdf>>. Acesso em: 16 mar. 2022.

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia. **Mapa das estações meteorológicas**. 2020. Disponível em: <<https://mapas.inmet.gov.br>>. Acesso em: 10 maio 2022.

\_\_\_\_\_. **Sistema de Suporte à Decisão na Agropecuária (SISDAGRO)**. 2022. Disponível: <<http://sisdagro.inmet.gov.br/sisdagro/app/monitoramento/bhs>>. Acesso em: 02 jun. 2022.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Landsat**. Disponível em: <<http://www.dgi.inpe.br/documentacao/satelites/landsat>>. Acesso em: 13 fev. 2022.

JAAFAR, H. H.; AHMAD, F. A. Time series trends of Landsat-based ET using automated calibration in METRIC and SEBAL: The Bekaa Valley, Lebanon. **Remote Sensing of Environment**, v. 238, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.12.033>>. Acesso em: 13 fev. 2022.

KHAND, Kul; NUMATA, Izaya; KJAERGAARD, Jeppe; VOURLITIS, George. Dry Season Evapotranspiration Dynamics over Human-Impacted Landscapes in the Southern Amazon Using the Landsat-Based METRIC Model. **Revista Remote Sensing**, v. 9, n. 7, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/rs9070706>>. Acesso em: 16 maio 2022.

LAI, Mark H. C. (2021) Bootstrap Intervalos de Confiança para Tamanho de Efeito Padronizado Multinível, Pesquisa Comportamental Multivariada, 56:4, 558-578, Disponível em: < DOI: [10.1080/00273171.2020.1746902](https://doi.org/10.1080/00273171.2020.1746902) >. Acesso em: 22 fev. 2022.

LAIPELT, Leonardo; KAYSER, Rafael Henrique Bloedow; FLEISCHMANN, Ayan Santos; RUHOFF, Anderson; BASTIAANSEN, Wim; ERICKSON, Tyler A; MELTON, Forrest; Long-term monitoring of evapotranspiration using the SEBAL algorithm and Google Earth Engine cloud computing, **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Volume 178, 2021, Pages 81-96, ISSN 0924-2716, Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.05.018> >. Acesso em: 15 fev. 2022.

DUARTE et. al.. Dinâmica dos fluxos de calor latente, calor sensível e fluxo de calor no solo no Pantanal Mato-Grossense. Anais 7º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 2018 Embrapa Informática Agropecuária/INPE, p. 431-440 Disponível em: < <https://www.geopantanal.cnptia.embrapa.br/Anais-Geopantanal/pdfs/p65.pdf> >. Acesso em: 15 Fev. 2022

LEITE, Marcos; ALVES VELOSO, Gabriel; LEITE, Manoel; PEREIRA DA SILVA, Lucas. (2018). Análise do Comportamento do Saldo de Radiação Instantâneo em Áreas de Cerrado por Produtos Orbitais. **Revista Brasileira de Geografia Física**. 11. 2067-2080. Disponível em: <<https://doi.org/10.26848/rbgf.v11.6.p2067-2080>>. Acesso em: 15 Fevereiro 2022

LEIVAS, J. F; ANDRADE, R. G; NOGUEIRA, S. F; BOLFE, E. L; In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 17., 2011, Guarapari. Anais... Guarapari: SIGERA, 2011. 5 p. Estimativa da evapotranspiração em áreas com diferentes características ambientais utilizando o algoritmo SEBAL. Disponível em: < <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/55706/1/Janice-CBA.pdf> >. Acesso em: 22 Maio 2022.

LIANG, S. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I Algorithms.

**Remote Sensing of Environment**, v. 76, p. 213-238,2000. Disponível em: < [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00205-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00205-4) >. Acesso em: 20 abril 2022.

- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biom.* 33, n. 1, p. 159-174, 1977. Disponível em: < <https://scite.ai/reports/10.2307/2529310>. >. Acesso em: 14 Set. 2021.
- LISIEWICZ, Maciej; KAMIŃSKA, Agnieszka; STERENĆZAK, Krzysztof. Recognition of specified errors of Individual Tree Detection methods based on Canopy Height Model, **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, Volume 25,2022, Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100690> >. Acesso em: 24 jun. 2021.
- LIU et. al., Evaluation of consistency among three NDVI products applied to High Mountain Asia in 2000–2015, **Remote Sensing of Environment**, Volume 269,2022,112821,ISSN 0034-4257, Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112821>. >. Acesso em: 12 dez. 2020.
- LIU, J.; FENG, Q.; GONG, J.; ZHOU, J.; LI, Y. Landcover classification of the Yellow River Delta wetland based on multiple end-member spectral mixture analysis and a Random Forest classifier, **International Journal of Remote Sensing**, 37:8, 1845-1867, 2016. Disponível em: < DOI:10.1080/01431161.2016.1165888 >. Acesso em: 14 Set. 2021.
- LIU, Y., LI, Q., YANG, L., MU, K., ZHANG, M., & LIU, J. *Urban heat island effects of various urban morphologies under regional climate conditions. Science of The Total Environment*, 743, 2020. Disponível em: < <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140589> >. Acesso em: 14 Set. 2021.
- MACHADO, N. G., BIUDES, M. S., ANGELINI, L. P., QUERINO, C. A. S., & da Silva Angelini, P. C. B. Impact of changes in surface cover on energy balance in a tropical city by remote sensing: A study case in Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 20, 2020. Disponível em: < <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100373> >. Acesso em: 14 Set. 2021.
- MARTINS, Alécio Perini. Uso de dados do sensor Modis/Água e do algoritmo Sebal para estimativa da evapotranspiração real na bacia do Rio Paranaíba. 2015. 151 f. Tese (Doutorado em Ciências Humanas) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2015. Disponível em: < <https://doi.org/10.14393/ufu.te.2015.70> >. Acesso em: 24 jun. 2021
- MARTINS, Alécio Perini; ALVES, Wellmo dos Santos; DAMASCENO, Carlos Eduardo. Avaliação de Métodos de Interpolação para Espacialização de Dados de Temperatura do Ar na Bacia do Rio Paranaíba – Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia** (Eletrônica), ano 15, vol. 25, 2019. Disponível em: < <https://revistas.ufpr.br/revistaabclima/article/view/64291/39449> >. Acesso em: 24 jun. 2021
- CORDEIRO, Maurício C.R; MARTINEZ, Jean-Michel; PEÑA-LUQUE Santiago. Automatic water detection from multidimensional hierarchical clustering for Sentinel-2 images and a comparison with Level 2A processors, **Remote Sensing of Environment**, Volume 253,2021,112209,ISSN 0034-4257, Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112209> >. Acesso em: 15 jun. 2022

SABOORI et. al.. Automatically selecting hot and cold pixels for satellite actual evapotranspiration estimation under different topographic and climatic conditions, *Agricultural Water Management*, Volume 248, 2021, 106763, ISSN 0378-3774, Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.106763>>. Acesso em: 22 Maio 2022.

MOREIRA, Davidson Martins; TIRABASSI, Tiziano; MORAES, Marcelo Romero de Meteorologia e poluição atmosférica. *Ambiente & Sociedade* [online]. 2008, v. 11, n. 1 Disponível em: < <https://doi.org/10.1590/S1414-753X2008000100002>>. Acesso em: 04 Março 2022.

MOREIRA, Elvis Bergue Mariz; NÓBREGA, Ranyére Silva; SILVA; Bernardo Barbosa da GEOSUL, Ebersson Pessoa Ribeiro. **Estimativa da Evapotranspiração em Área Urbana Através de Imagens Digitais TM - Landsat 5**, Florianópolis, v. 34, n. 72, p. 559-585, 2019. Disponível em: <<http://doi.org/10.5007/1982-5153.2019v34n72p559>>. Acesso em: 22 Maio 2022.

MONTEIRO, Priscylla Ferraz Câmara et al. Estimativa dos componentes do balanço de energia e da evapotranspiração para áreas de cultivo de soja no sul do Brasil utilizando imagens do sensor TM Landsat 5. *Bragantia* [online]. 2014, v. 73, n. 1, pp. 72-80. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/brag.2014.005>>. Acesso em: 22 junho 2022.

OKE, T. R. *Boundary Layer Climates*. London: Methuen & Ltd. A. Hatsed Press Book, John Wiley & Sons, New York, 1978. 372p. Disponível em: <[https://www.academia.edu/16752781/T\\_R\\_Oke\\_Boundary\\_Layer\\_Climates\\_1988\\_PDF](https://www.academia.edu/16752781/T_R_Oke_Boundary_Layer_Climates_1988_PDF)>. Acesso em: 21 abr. 2022.

OLIVEIRA, Cláudia; VIANA, Jussara; SOUZA, Alzira; MARQUES, Érika; SOBRAL, Maria. (2020). ANÁLISE DA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS DE ALTA RESOLUÇÃO PARA MAPEAMENTO DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO. Copyright © 2022 Áreas Verdes das Cidades - Guia de Parques | Disponível em: < <https://www.areasverdesdascidades.com.br/p/sobre-o-site.html> >. Acesso em: 21 abr. 2022.

OLIVEIRA; Gabriela, A. et al. Balanço hídrico climatológico para o município de Rio Verde, Goiás. 2016, Trabalho de conclusão do curso de Engenharia Ambiental, UniRV. Disponível em: <<https://unirv.edu.br/conteudos/fckfiles/files/BALAN%C3%87O%20H%C3%8DDRICO%20CLIMATOL%C3%93GICO%20PARA%20O%20MUNIC%C3%8DPIO%20DE%20RIO%20VERDE,%20GOI%C3%81S.pdf>>. Acesso em: 20 maio. 2022.

OLIVEIRA, Jean Gonçalves; AIRES, Lucas Soares da Silva; SILVA JÚNIOR, José Wilson Batista da; ANGELLINI, Lucas Peres. Relação espaço-temporal entre NDVI e Temperatura da Superfície no sudoeste goiano. In: **SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO 19**, 2019, Santos, SP. Anais [...]. São José dos Campos: INPE, 3220-3223, abr. 2019. Disponível em: < <https://proceedings.science/sbsr-2019/papers/relacao-espaco-temporal-entre-ndvi-e-temperatura-da-superficie-no-sudoeste-goiano?lang=pt-br#>>. Acesso em: 07 maio 2021.

OLOFSSON, Pontus Paulo Arévalo, Andres B. Espejo, Carly Green, Erik Lindquist, Ronald E. McRoberts, María J. Sanz, Mitigating the effects of omission errors on area and area change estimates, **Remote Sensing of Environment**, Volume 236, 2020, 111492,ISSN 0034-4257, Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111492>. >. Acesso em: 07 maio 2021.

PARKER, J. The Leeds urban heat island and its implications for energy use and thermal comfort. **Energy and Buildings**, 235, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110636>. >. Acesso em: 07 maio 2021.

Parreira, Ana & Marasca, Indiamara & Solino, Antonio & Oliveira Santos, Gilmar. (2019). BALANÇO HÍDRICO CLIMATOLÓGICO PARA O MUNICÍPIO DE RIO VERDE, GOIÁS. **Científic - Multidisciplinary Journal**. 6. 26-33. Disponível em: < DOI: 10.29247/2358-260X.2019v6i1.p26-33 >. Acesso em: 22 jun. 2022.

PAVÃO, V.M.; QUERINO, C.A.S.; BENEDITTI, C.A.; PAVAO, L.L.; QUERINO, J.K.A.S. *et al.* Variação espacial e temporal do saldo de radiação superficial em uma área do sul do Amazonas, brasil. **Revista Ra'ega**, v. 37, p. 333-352, 2016. Disponível em: < DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/raega.v37i0.42469>>. Acesso em: 22 jun. 2022.

PAVÃO, V. M.; NASSARDEN, D. C. S.; PAVÃO, L. L.; MACHADO, N. G.; BIUDES, M. B. Impacto da Conversão da Cobertura Natural em Pastagem e Área Urbana sobre Variáveis Biofísicas no Sul do Amazonas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 3, p. 343-351, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/0102-77863230002>>. Acesso em: 22 jun. 2022.

Pereira, Luciane de Souza, avaliação espaço-temporal da transformação do uso do solo e seus impactos na temperatura da superfície por Sensoriamento Remoto em Rio Verde - GO, dissertação Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade 2019 Disponível em: < <https://repositorio.ifgoiano.edu.br/handle/prefix/768>. >. Acesso em: 05 jun. 2022.

PINAGÉ, Ekena Rangel e MATRICARDI, Eraldo Aparecido Trondoli Detecção da Infraestrutura para Exploração Florestal em Rondônia Utilizando Dados de Sensoriamento Remoto. **Floresta e Ambiente** [online]. 2015, v. 22, n. 3, pp. 377-390. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/2179-8087.064013>>. Acesso em: 18 Junho 2022

PRADO, Fernando Santiago do; CUNHA, Márcia Cristina da; LOPES, Regina Maria, 2020. Temperatura e Umidade Relativa do Ar: uma Análise em Diferentes Usos do Solo, no Município de Rio Verde – GO Disponível em: <<https://brazilianjournals.com/index.php/BRJD/article/view/32622>>. Acesso em: 18 Junho 2022

PRINA, Bruno Zucuni; TRENTIN, Romário, Análise da temperatura da superfície por meio de imagens Landsat-8: estudo de caso para o município de Jaguari/RS/Brasil **R..Revista Formação** (Online) Vol. 3; n. 23, 2016. Disponível em: < <https://doi.org/10.33081/formacao.v3i23.4471>>. Acesso em: 18 Junho 2022

REBOUÇAS, Iago Silva; DUARTE, Cynthia Romariz; SILVA NETO, Cláudio Ângelo da; MIRANDA, Mateus de Paula. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto] aplicação do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) e água (NDWI) para análise de depósitos argilosos e arenosos no baixo curso do rio Jaguaribe/CE | **Galoá Proceedings**, 2019 Disponível em: < <http://marte2.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/marte2/2019/09.09.12.07/doc/97387.pdf> > Acesso em: 15 maio 2022.

REN, Hongrui; ZHOU, Guangsheng; ZHANG, Feng. Using negative soil adjustment factor in soil-adjusted vegetation index (SAVI) for aboveground living biomass estimation in arid grasslands. *Remote Sensing of Environment*, v. 209, p. 439-445, ISSN 0034-4257, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.068>>. Acesso em: 05 mar. 2022.

RODRIGUES, T. R.; VOURLITIS, G. L.; LOBO, F. d. A., DE OLIVEIRA, R. G., e NOGUEIRA, J. d. S. (2014), Seasonal variation in energy balance and canopy conductance for a tropical savanna ecosystem of south central Mato Grosso, Brazil, *J. Geophys. Res. Biogeosci.*, 119, 1– 13, Disponível em: <doi:[10.1002/2013JG002472](https://doi.org/10.1002/2013JG002472)> Acesso em: 07 maio 2022.

RUHOOF, A. L.; SILVA NOVO, B. B.; ROCHA, H. R. Determinação da irradiância solar no topo da atmosfera para cálculo do albedo e balanço de energia a partir de imagens LANDSAT 8 OLI. Anais. VVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, João Pessoa-PB, p. 4495-4502, 2015. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0883.pdf> Acesso em: 14 out. 2020

RWANGA, S. S.; NDAMBUKI, J. M. Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and GIS. *International Journal of Geosciences*, v. 8, p. 611-622, 2017. Disponível em: <DOI: [10.4236/ijg.2017.84033](https://doi.org/10.4236/ijg.2017.84033)>. Acesso em: 14 out. 2020

SCANAVACA JÚNIOR; Laerte, Corrêa RONY; Felipe Marcelino URBAN FORESTRY IN MOGI GUAÇU, SÃO PAULO STATE, BRAZIL v.95, n.3, 2020, **Brazilian Journal of Agriculture**, Disponível em: <DOI: <https://doi.org/10.37856/bja.v95i3.4245>> Acesso em: 07 maio 2022.

SCHULTZ, M.; VOSS, J.; AUER, M.; CARTER, S.; ZIPF, A. Open land cover from Openstreetmap and remote sensing. *Int J Appl Earth Obs Geoinformation*, v. 63, p. 206-213, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.07.014>> Acesso em: 07 maio 2022.

SHARMA, R., GHOSH, A., JOSHI, P. K. Spatio-temporal footprints of urbanisation in Surat, the Diamond City of India (1990–2009). *Springer Science*, v.185, p. 3313- 3325, 2013. Disponível em: < DOI: [10.1007/s10661-012-2792-9](https://doi.org/10.1007/s10661-012-2792-9) > Acesso em: 22 maio 2022.

SKOKOVIC, D.; SOBRINO, J.A.; JIMENEZ-MUÑOZ, J.C.; SORIA, G.; JULIEN, Y.; MATTAR, C.; CRISTOBAL, J. Calibration and Validation of Land Surface Temperature for Landsat 8—TIRS Sensor. *In Proceedings of the Land product Validation and Evolution*, Frascati, Italy, 28–30 January 2014.

SILVA, Bernardo B. da; BRAGA, Alexandra C.; BRAGA, Célia, C.; OLIVEIRA, Leidjane M. M. de; MONTENEGRO, Suzana M. G. L.; BARBOSA JUNIOR, Bernardo. Procedures for calculation of the albedo with OLI-Landsat 8 images: Application to the Brazilian semi-arid. *Agricultural Meteorology and Climatology*, **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola Ambiental**, v. 20, n. 1, 2016. Disponível em:

<<https://www.scielo.br/j/rbeaa/a/sX6cJjNXWMfHQ5p4h33B8Zz/?lang=en>>. Acesso em: 15 abr. 2022.

SILVA, Hailton Mello da; LEAL, Luiz Rogério Bastos. Uso do Sinal Infravermelho Termal de Imagens Etm+ do Landsat-7 no Mapeamento de Feições Cársticas na Região de Irecê, Bahia; XVIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS – 2009 Disponível em: <<https://www.abrhidro.org.br/SGCv3/publicacao.php?PUB=3&ID=110&SUMARIO=2125&S>> Acesso em: 07 maio 2022.

SILVA JUNIOR, Ubiratan Joaquim da et al. Sensibilidade Espectral de dois Índices de Vegetação: GNDVI, NDVI e EVI na Floresta Ciliar da Reserva Serrinha II-PE, Brasil. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 73, nº. 1 p. 17-35, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.14393/rbcv73n1-55252>> Acesso em: 12 maio 2022.

SILVA, Pablinne Cynthia Batista Silva. Efeitos do Uso do Solo Sobre o Balanço de Radiação e Energia em Cuiabá – MT, 2020 Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental da Universidade Federal de Mato Grosso, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutora em Física Ambiental.

SILVA, V. S. da; SALAMI, G.; DA SILVA, M. I. O.; Silva, Araújo, E.; Monteiro Junior, J. J.; ALBA, E. Methodological evaluation of vegetation indexes in land use and land cover (LULC) classification, **Geology, Ecology, and Landscapes**, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/24749508.2019.1608409>> Acesso em: 12 maio 2022.

SOUZA, Juarez Dantas de; SILVA, Bernardo Barbosa da. Correção atmosférica para temperatura da superfície obtida com imagem TM: Landsat 5. **Rev. Bras. Geof.**, v. 23, n. 4, 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S0102-261X2005000400002>>. Acesso em: 22 fev. 2022.

SIEG – Sistema Estadual de Geoinformação de Goiás –. 2020. Downloads/SIG – Shapefiles. Disponível: < <http://www.sieg.go.gov.br>. Acesso: 14 out. 2020.

SOUZA, Juarez Dantas de e SILVA, Bernardo Barbosa da. Correção atmosférica para temperatura da superfície obtida com imagem TM: Landsat 5. *Revista Brasileira de Geofísica* [online]. 2005, v. 23, n. 4. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S0102-261X2005000400002>>. Acesso em: 02 julho 2022

SABINO, M.; SILVA, J. B. da .; COSTA, R. de O. .; DUARTE, L. G. .; SOUZA, A. P. de. Parâmetros biofísicos e índices de extremos de temperatura do ar na transição Cerrado-Amazônia. **Sociedade & Natureza**, [S. l.], v. 32, p. 513–524, 2020.. Disponível em:< [10.14393/SN-v32-2020](https://doi.org/10.14393/SN-v32-2020). Acesso em: 23 fev. 2022.

SENA, Carolina Carvalho Rocha. Uso do sensoriamento remoto para a estimativa da evapotranspiração atual e diagnóstico do manejo da irrigação da cultura do tomate industrial em Goiás. 2021. 135 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2021. Disponível em: < <http://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/11361> > Acesso em: 23 fev. 2022.

SILVA FILHO, Luiz Carlos; CAVALCANTI, Lucas Costa de Souza; LIMA, Zuleide Maria Carvalho; Proposta de classificação da morfologia urbana em cidades brasileiras GEOGRAFIA | Rio Claro, SP | v.47 | n.1 | 2022| ISSN: 1983-8700 Disponível em: < <https://www.periodicos.rc.biblioteca.unesp.br/index.php/ageteo/article/view/16300/12310> >. Acesso em: 04 abr. 2022.

TASUMI, M.; TREZZA, R.; ALLEN, R. WRIGHT, J. L. Operational aspects of satellite-based energy balance models for irrigated crops in the semi-arid U.S. **Irrigation and Drainage Systems**, v. 19, p. 355-379, 2005. Disponível em: < <https://link.springer.com/article/10.1007/s10795-005-8138-9> >. Acesso em: 04 abr. 2022.

TAYYEBI, Amin; SHAFIZADEH-MOGHADAM, Hossein; TAYYEBI, Amir H. Analyzing long-term spatio-temporal patterns of land surface temperature in response to rapid urbanization in the mega-city of Tehran. **Land Use Policy**, v. 71, p. 459-469, 2018, ISSN 0264-8377. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.11.023>>. Acesso em: 04 abr. 2022.

TEIXEIRA, A.H.C.; BASTIAANSEN, W.G.M.; AHMAD, M. D.; BOS, M. G. Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle São Francisco River basin, Brazil Part A: Calibration and validation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 149, p. 462-476, 2009. Disponível em: < [doi:10.1016/j.agrformet.2008.09.014](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.09.014) >. Acesso: 14 out. 2020.

TEIXEIRA, J. A. (1982). A IMPORTÂNCIA DA INSOLAÇÃO NO PROCESSO DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO NO MUNICÍPIO DE OLINDA, PE. *Águas Subterrâneas*. Disponível em: <<https://aguassubterraneas.abas.org/asubterraneas/article/view/22419>>. Acesso: 14 out. 2020.

The jamovi project (2021). jamovi. (Version 2.2) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

TIMMERMANS, W. J.; KUSTAS, W. P.; ANDERSON, M. C.; FRENCH, A. N. An intercomparison of the Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) and the Two-Source Energy Balance (TSEB) modeling schemes. **Remote Sensing of Environment**, vol. 108, ed. 4, p. 369–384, 2007. Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.028> >. Acesso: 14 out. 2020.

USGS – United States Geological Survey 2020. Disponível em: < <https://earthexplorer.usgs.gov/> >. Acesso: 14 out. 2020.

WANG, Chuyuan; LI, Yubin; MYINT, Soe W.; ZHAO, Qunshan; WENTZ, Elizabeth A. Impacts of spatial clustering of urban land cover on land surface temperature across Köppen climate zones in the contiguous United States. **Landscape and Urban Planning**, v. 192, 2019, ISSN 0169-2046. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2019.103668>>. Acesso em: 18 jun. 2022.

WANG, W.; SAMAT, A.; ABUDUWAILI, J.; GE, Y. Quantifying the influences of land surface parameters on LST variations based on GeoDetector model in Syr Darya Basin, Central Asia. **Journal of Arid Environments**, v. 186, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2020.104415>>. Acesso em: 14 dez. 2020.

#### 4 APÊNDICE

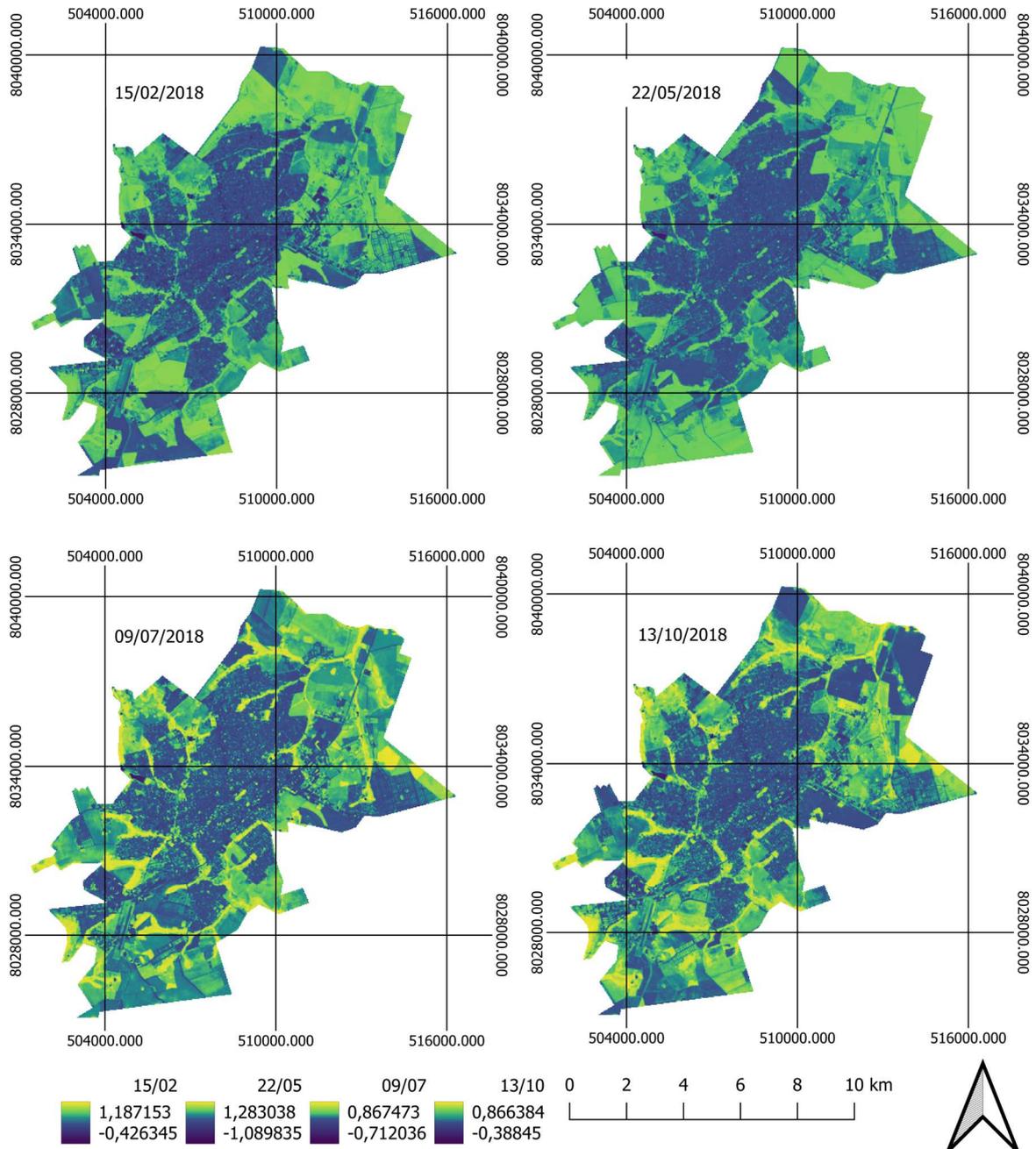
**Tabela:** Médias ( $\pm 95\%$  IC) para dados da calculados na etapa saldo de radiação NDVI, SAVI,  $a_{sup}$ ,  $R_n$ ,  $R_{n24}$  e G para os meses de maio, junho, julho, agosto, setembro e outubro do ano de 2018.

Classe	NDVI	SAVI	$a_{sup}$	$R_n$	$R_{n24}$	G	TS°k
1	0,19 $\pm$ 0,02	0,14 $\pm$ 0,02	0,12 $\pm$ 0,01	473,50 $\pm$ 60,30	97,07 $\pm$ 20,45	67,02 $\pm$ 13,75	310,25 $\pm$ 4,35
2	0,45 $\pm$ 0,15	0,39 $\pm$ 0,13	0,16 $\pm$ 0,01	460,90 $\pm$ 51,5	90,78 $\pm$ 16,77	57,32 $\pm$ 17,34	311,90 $\pm$ 2,00
3	0,81 $\pm$ 0,03	0,56 $\pm$ 0,02	0,11 $\pm$ 0,00	528,8 $\pm$ 59,30	99,65 $\pm$ 19,35	32,38 $\pm$ 7,49	298,85 $\pm$ 2,75
4	0,55 $\pm$ 0,08	0,39 $\pm$ 0,06	0,14 $\pm$ 0,0	491,25 $\pm$ 57,65	96,04 $\pm$ 18,72	54,73 $\pm$ 11,91	306,10 $\pm$ 4,00
5	0,11 $\pm$ 0,02	0,11 $\pm$ 0,02	0,24 $\pm$ 0,01	378,75 $\pm$ 45,35	70,43 $\pm$ 13,31	64,47 $\pm$ 13,03	308,50 $\pm$ 4,30
6	0,17 $\pm$ 0,02	0,16 $\pm$ 0,02	0,08 $\pm$ 0,01	548,30 $\pm$ 61,20	111,65 $\pm$ 21,35	64,17 $\pm$ 11,91	308,30 $\pm$ 4,20
7	0,03 $\pm$ 0,01	0,00 $\pm$ 0,00	0,09 $\pm$ 0,01	502,35 $\pm$ 58,85	102,8 $\pm$ 19,4	65,08 $\pm$ 12,58	308,50 $\pm$ 4,10

As classes são: Solo Exposto e Telhado Cerâmico (1); Agrícola (2); Vegetação Arbórea (3); Vegetação Rasteira (4); Telhados Claros e Calçadas (5); Sombras (6); Asfalto (7).

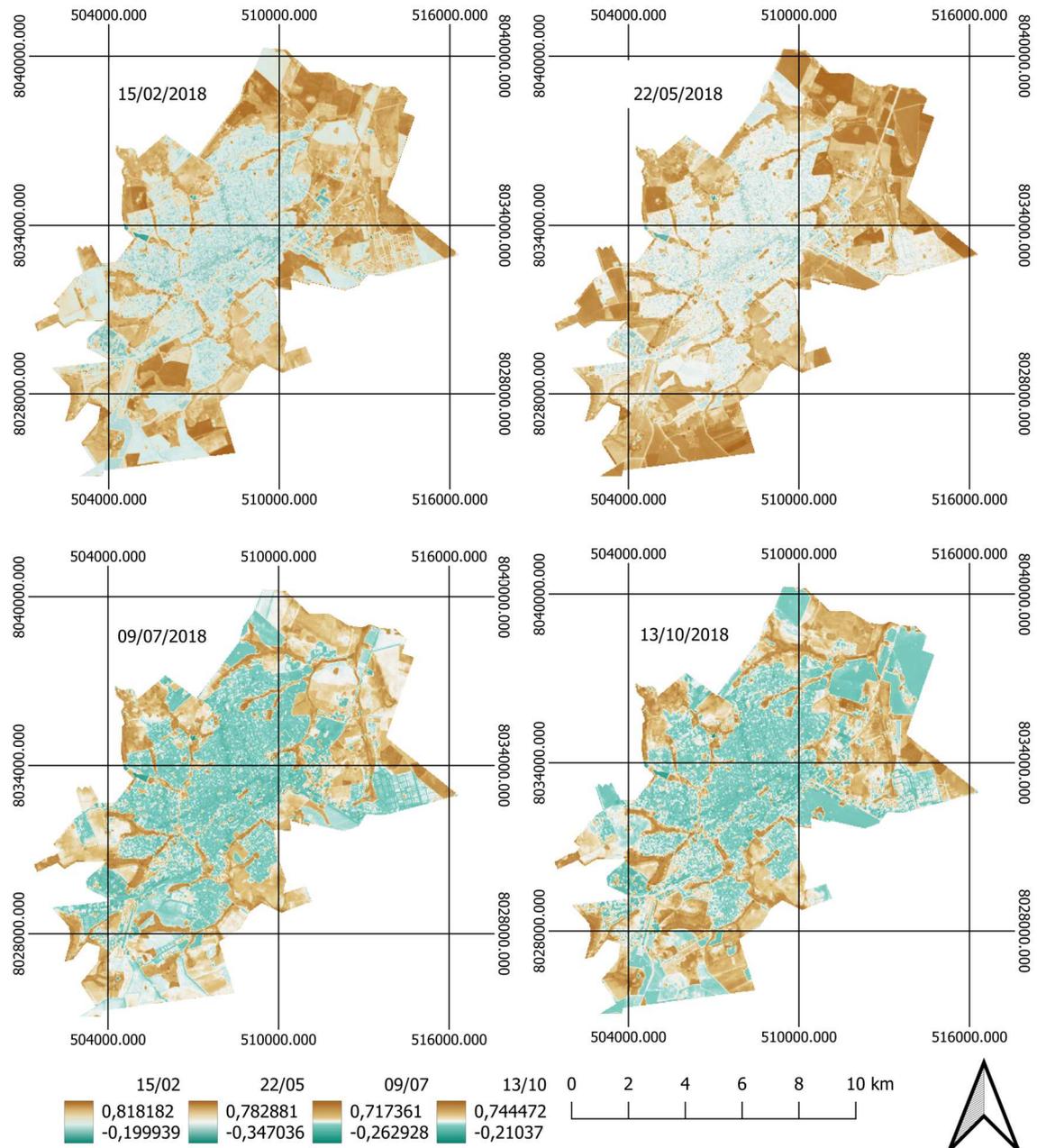
**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 6.1:** Mapa do NDVI do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



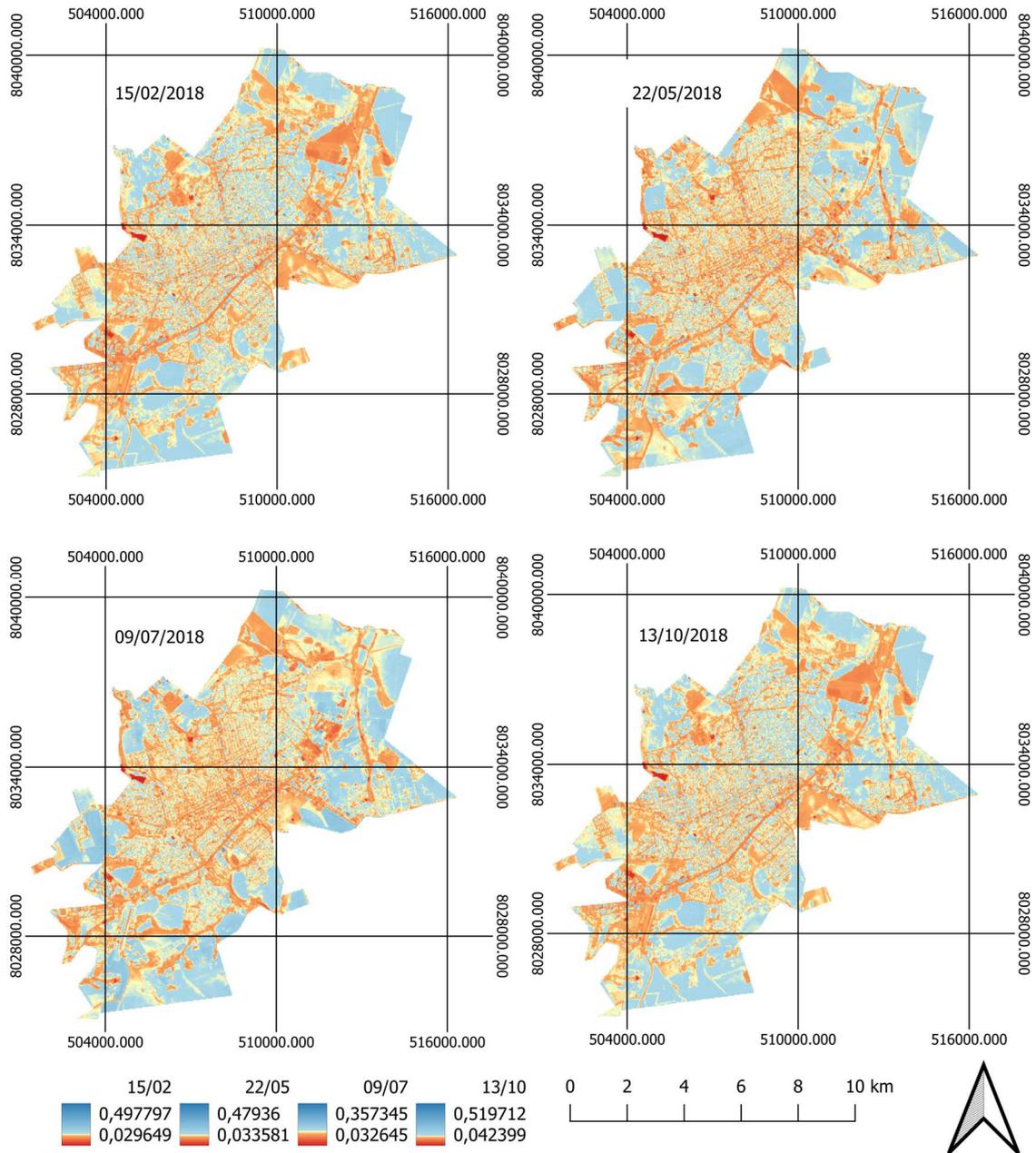
Fonte: Autor (2022).

**Figura 6.2:** Mapa do SAVI do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



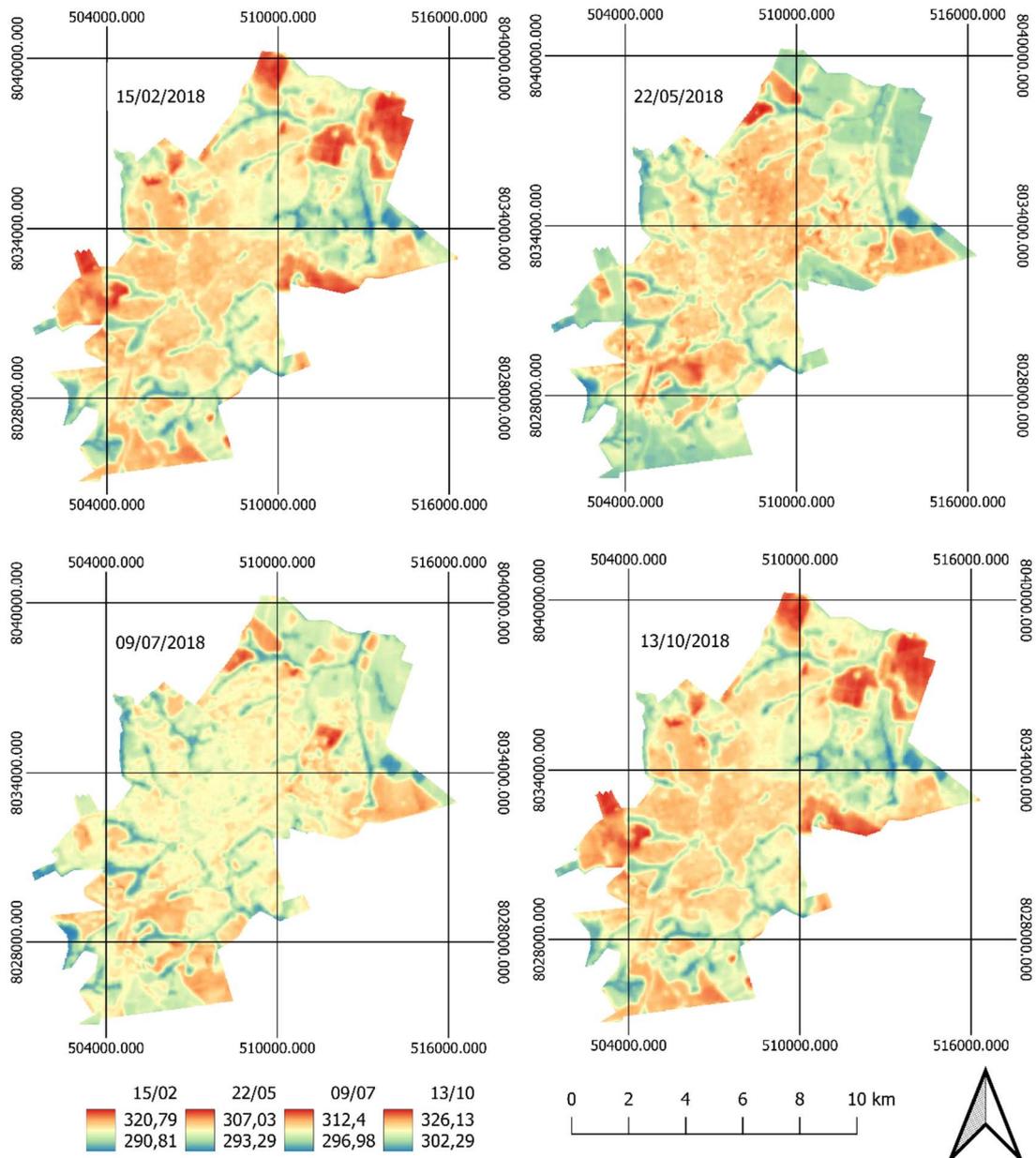
**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 6.3:** Mapa do Albedo do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



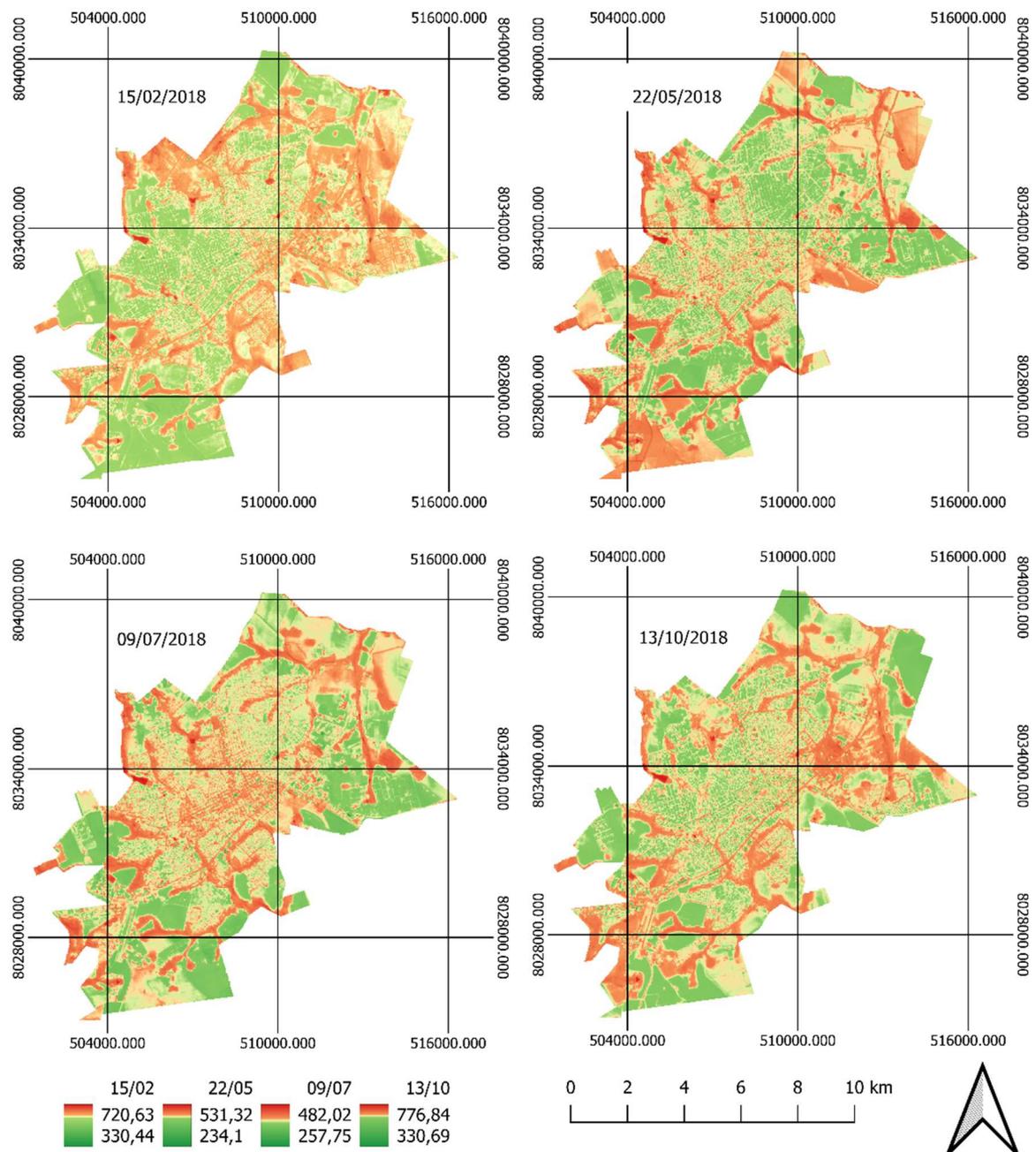
**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 6.4:** Mapa da temperatura de superfície (Ts) do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



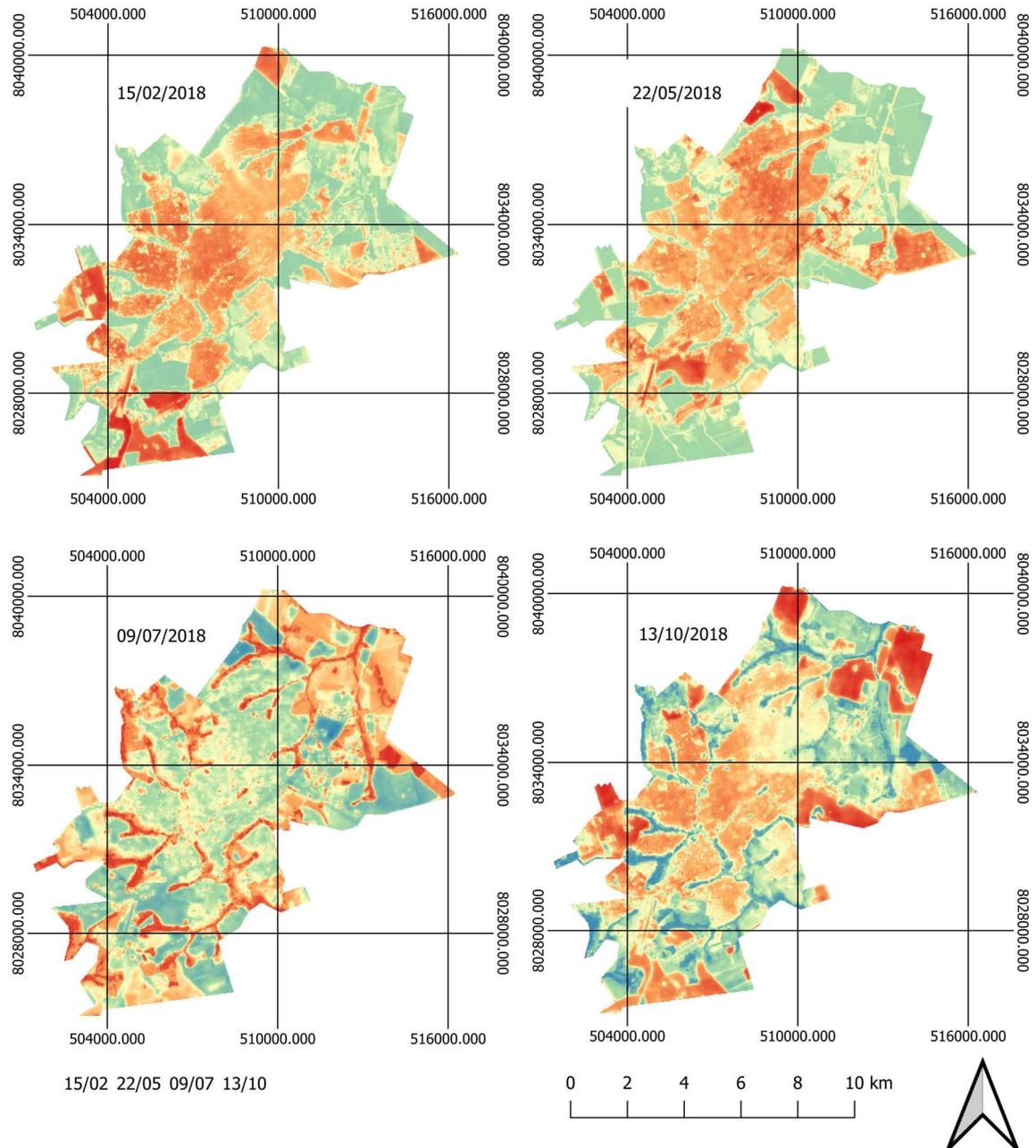
Fonte: Autor (2022).

**Figura 6.5:** Mapa do saldo de radiação instantâneo (RN) do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



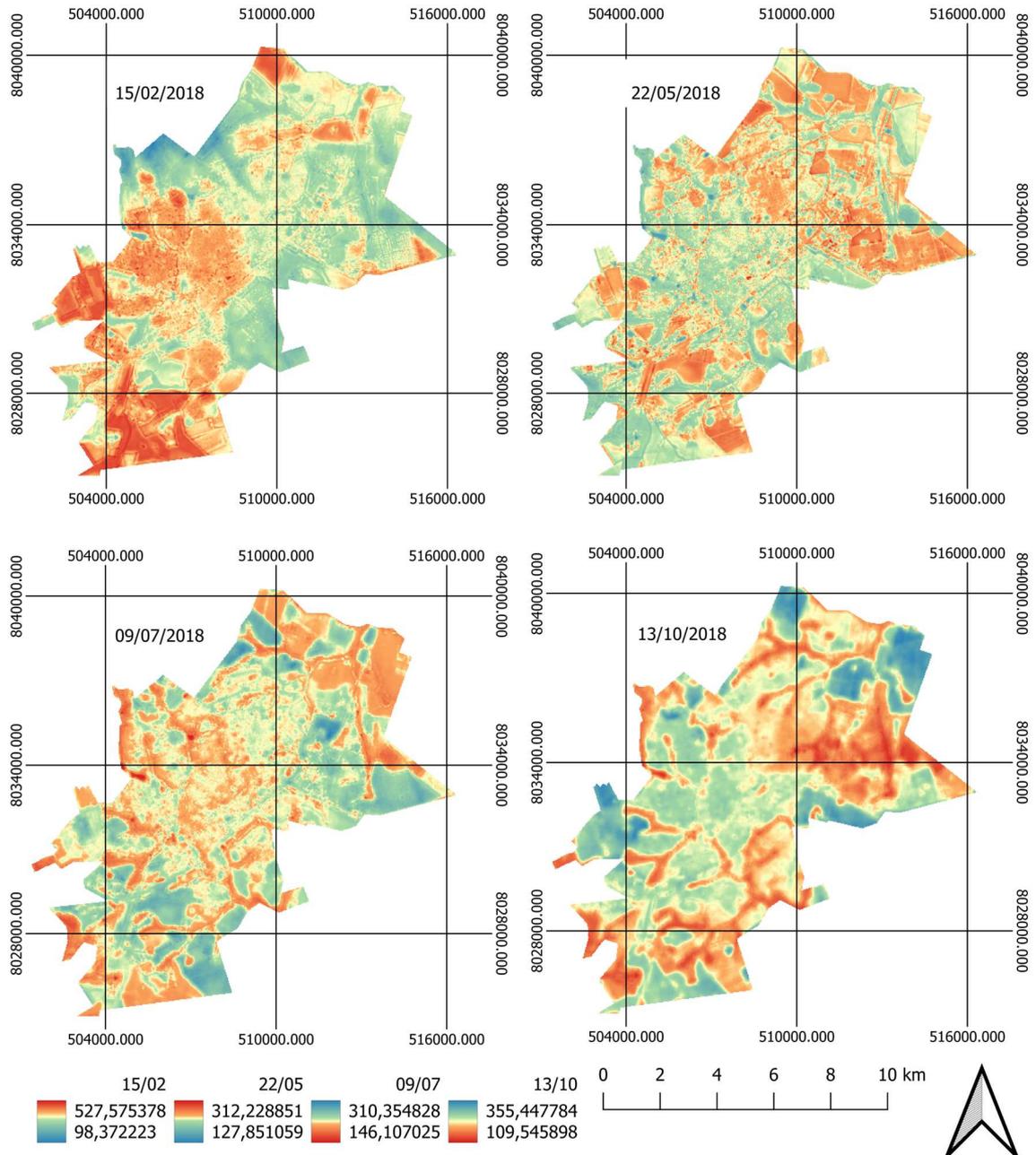
**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 6.6:** Mapa do Fluxo de calor no solo (G) do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



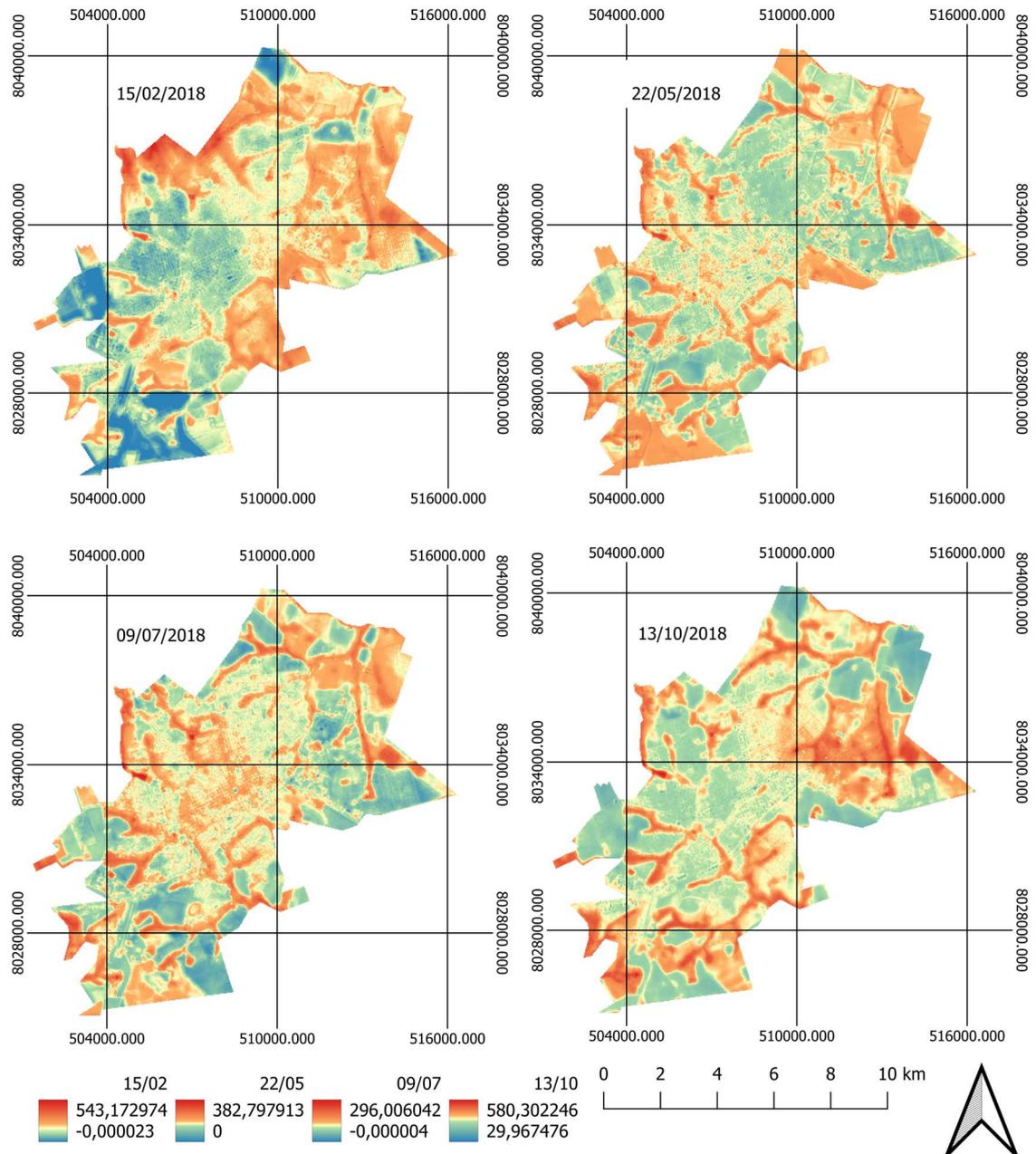
**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 6.7:** Mapa do Fluxo de calor sensível (H) do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



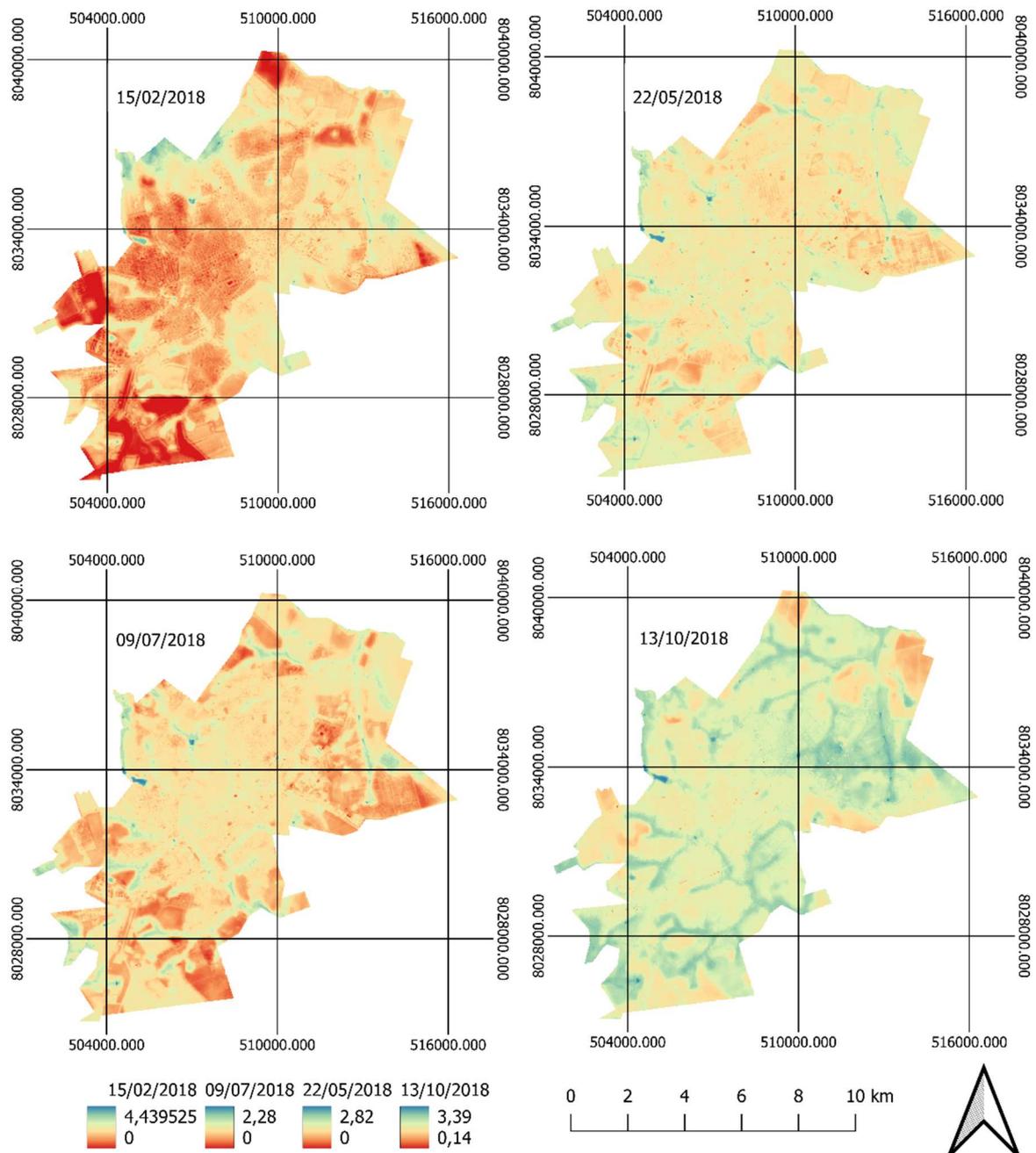
**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 6.8:** Mapa do Fluxo de calor latente (LE) do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



**Fonte:** Autor (2022).

**Figura 09:** Mapa da evapotranspiração estimada pelo Método Sebal (ET<sub>r</sub> -SEBAL) do Perímetro Urbano de Rio Verde – GO, nas datas de passagem do Landsat 8 nos meses de fevereiro (mês chuvoso), maio (fim do período chuvoso), julho (mês seco) e outubro (início do período chuvoso) do ano de 2018.



**Fonte:** Autor (2022).