

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA  
GOIANO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA  
APLICADA E SUSTENTABILIDADE – CAMPUS RIO VERDE

AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA TRANSFORMAÇÃO  
DO USO DO SOLO E SEUS IMPACTOS NA TEMPERATURA  
DA SUPERFÍCIE POR SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO  
VERDE-GO

Autora: Luciane de Souza Pereira  
Orientador: Prof. Dr. Lucas Peres Angelini

RIO VERDE-GO  
Agosto - 2019

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA  
GOIANO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA  
APLICADA E SUSTENTABILIDADE – CAMPUS RIO VERDE

AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA TRANSFORMAÇÃO  
DO USO DO SOLO E SEUS IMPACTOS NA TEMPERATURA  
DA SUPERFÍCIE POR SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO  
VERDE-GO

Autora: Luciane de Souza Pereira

Orientador: Prof. Dr. Lucas Peres Angelini

Dissertação apresentada, como parte das exigências para obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA APLICADA E SUSTENTABILIDADE, no Programa de Pós-graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano - Campus Rio Verde - Área de concentração

RIO VERDE-GO

Agosto – 2019

## FICHA CATALOGRÁFICA

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

Pa           Pereira, Luciane  
              AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA TRANSFORMAÇÃO DE USO  
              DO SOLO E SEUS IMPACTOS NA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE  
              POR SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO VRDE-GO / Luciane  
              Pereira; orientador Lucas Angelini; co-orientador  
              Leonardo Santos. -- Rio Verde, 2019.  
              59 p.

              Dissertação ( em MESTRADO EM ENGENHARIA APLICADA E  
              SUSTENTABILIDADE) -- Instituto Federal Goiano,  
              Campus Rio Verde, 2019.

              1. Algoritmo de classificação. 2. Resposta  
              espectral. 3. Imagens orbitais. 4. Temperatura da  
              superfície. I. Angelini, Lucas, orient. II. Santos,  
              Leonardo, co-orient. III. Título.


INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA  
GOIANO – CAMPUS RIO VERDE  
DIRETORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO, PESQUISA E INOVAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA APLICADA E  
SUSTENTABILIDADE

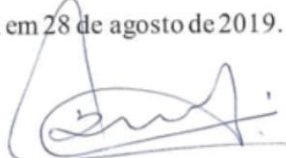
**AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA  
TRANSFORMAÇÃO DO USO DO SOLO E SEUS  
IMPACTOS NA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE POR  
SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO VERDE-GO**

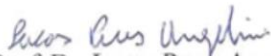
Autora: Luciane de Souza Pereira  
Orientador: Lucas Peres Angelini

*TITULAÇÃO:* Mestre em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade – Área  
de concentração Engenharia Aplicada e Sustentabilidade.

APROVADA em 28 de agosto de 2019.

  
Prof.ª Dr.ª Juliane Kayse  
Albuquerque da Silva Querino  
*Avaliadora externa*  
UFAM

  
Prof. Dr. Wellington Donizete  
Guimarães  
*Avaliador externo*  
IF Goiano / Rio Verde

  
Prof. Dr. Lucas Peres Angelini  
*Presidente da Banca*  
IF Goiano / Rio Verde

“A menos que modifiquemos a nossa maneira de pensar, não seremos capazes de resolver os problemas causados, pela forma como nos acostumamos a ver o mundo” (Albert Einstein).

“Você não sabe o quanto eu caminhei pra chegar até aqui, percorri milhas e milhas antes de dormir, Eu não cochilei. Os mais belos montes escalei. Nas noites escuras de frio chorei (...)” (letra da música “A Estrada” – Cidade Negra).

“A maior liberdade que ganhei, é não me preocupar com que vai acontecer amanhã, pois estou contente com que fiz hoje.” Edward Snowden

“Há mulheres que lutam um dia e são boas, há outras que lutam um ano e são melhores, há as que lutam muitos anos e são muito boas. Mas há as que lutam toda a vida e estas são imprescindíveis” Licença poética em exaltação à mulheres que historicamente precisam de mais reconhecimento, da frase de Bertold Brech.

A Adriano, Iuri, Thereza, Maria Luiza, João, Pedro e  
Sofia (que o mundo de vocês seja melhor que o meu).  
DEDICO.

Ao meu orientador Prof. Dr. Lucas Peres Angelini, pelo  
respeito, educação, dedicação, sensatez e sabedoria  
inestimáveis.  
OFEREÇO.

## AGRADECIMENTOS

Gratidão a Deus, meu amigo, pai e confidente. Muito obrigada por minha família, professores e amigas. A quem recorri nos momentos de dificuldade e que me deu ânimo, coragem e resiliência para continuar, mesmo quando cansaço teimava em se fazer presente.

Agradeço prioritariamente aos queridos, Professor Dr. Lucas Angelini, (orientador no atual/coorientador no primeiro ano) e Professor Dr. Leonardo Nazário (atual coorientador/orientador no primeiro ano) vocês são exemplos de respeito, honradez, educação e profissionalismo. Muito obrigada, por toda contribuição e dedicação na realização deste trabalho.

Especialmente a você Professor Lucas, novamente, minha mais profunda e sincera gratidão, sem você, com certeza, esta pesquisa seria somente um projeto e não passaria disso.

À minha família: principalmente mãe e irmãs, sou extremamente grata e honrada por fazer parte de uma família composta basicamente por mulheres fortes, destemidas e inteligentes, vocês são fantásticas! Obrigada por ajudar a formar esse ser humano que me tornei, especialmente gratidão, à você mãe, meu esteio.

Aos meus maravilhosos sobrinhos, obrigada! Aqui, especialmente Pedro e Sofia, pelos abraços diários e consoladores nos momentos de desespero e lágrimas. Sofia, a pequena que nos abrilhanta com tanta sabedoria aos sete anos de idade, minha gratidão a vocês.

As minhas queridas e maravilhosas amigas, Aliny e Silaine, as melhores amigas que uma pessoa poderia ter. Obrigada pelas palavras de carinho, pelo apoio infundável, pelo ombro e ouvidos disponíveis e generosos, muito obrigada.

Aos meus queridos evangelizando, ao pessoal da Casa da Sopa, especialmente: Cecília, Leila e Neide, pelas orações e incentivo. Obrigada pela compreensão, pois deixei de cumprir minha missão/obrigação, para me dedicar ao mestrado.

Aos meus colegas de mestrado, muito obrigada pelo companheirismo, especialmente, Camila, Pedro, Kenedy, Karynna; a você, Franciane, minha amiga, uma gratidão extra por ser a inspiração, quando a paciência se fazia ausente.

Aos incríveis Maria Antônia, Lucas, Luanna e Bruna pelo apoio. Palavras de incentivo, mudam o mundo, e vocês são o incentivo e generosidade em forma de pessoas, obrigada.

Minha gratidão a Wellmo Santos Alves, pelo apoio, por ceder tão generosamente o espaço para instalar os computadores para a pesquisa, obrigada por segurar minha mão, para que eu não perdesse a consciência em um momento de dificuldade.

Obrigada aos Professores João Areis e Rogério Favaretto, pela paciência e palavras de incentivo quando o desespero e descrença se fizeram presente.

Aos Professores Wellington D. Guimarães e Adriana Antunes Lopes, pela motivação e palavras sábias, vocês têm parte atuante na minha vontade de continuar a vida acadêmica após a graduação, muito obrigada!

Muito obrigada a Lorena Rosa dos Santos, pelo apoio e carinho em muitos momentos difíceis.

Ainda agradeço ao Laboratório de Geotecnologias Aplicada e seu coordenador Professor Dr. Lucas Peres Angelini, do Instituto Federal Goiano e a todas as pessoas que indiretamente contribuíram de alguma forma para o meu bem estar, nesse sentido, quero agradecer ao funcionários do IFGoiano: Pessoal da limpeza (que apressava seu trabalho pra que eu fizesse o meu), bibliotecários, pessoal da informática, enfim, todos que sempre me trataram com respeito incomum, obrigada!!



## BIOGRAFIA DA AUTORA

Luciane de Souza Pereira, filha de Verlurdes Maria de Souza. A autora nasceu em Rio Verde, aos 14 anos ingressou no curso de magistério do Colégio Estadual Martins Borges. Assumiu sua primeira sala de aula aos 15 anos de idade, concluiu o curso de magistério aos 17 anos. Prioritariamente e por motivos alheios a sua vontade dedicou-se exclusivamente a sua carreira profissional.

Durante 10 anos trabalhou como professora e em concomitância a isto, ainda atuava em cargos administrativos na cidade de Goiânia - GO. Assim, também tornou-se coordenadora de merchadising de uma empresa nacional de cosméticos, atuando em dois estados e no Distrito Federal.

Retornou a Rio Verde no ano de 2012. Em fevereiro de 2013, ingressou no curso de Tecnologia em Saneamento Ambiental. Novamente, por motivos profissionais, em agosto de 2014, trancou o curso de Tecnologia em Saneamento Ambiental. Por meio de seus conhecimentos legais adquiridos profissionalmente, tornou escrevente autorizada, administrando o Serviço Notarial e Registro de Imóveis na cidade de Porangatu- GO.

Retornou a Rio Verde em junho de 2015 e concluiu o curso de Tecnologia em Saneamento Ambiental em dezembro de 2016. Graduou-se em abril de 2017. Em junho de 2017, ingressou no mestrado do Programa de Pós-Graduação de Engenharia Aplicada e Sustentabilidade e fez a defesa de sua pesquisa em 28/08/2019.

## ÍNDICE GERAL

|  | <b>Página</b> |
|--|---------------|
| ÍNDICE GERAL.....  | IX            |
| ÍNDICE DE TABELAS.....   | X             |
| ÍNDICE DE FIGURAS .....  | XI            |
| LISTA DE ABREVIATURAS .....  | XII           |
| 1       INTRODUÇÃO GERAL.....  | 15            |
| 2       OBJETIVOS .....  | 19            |
| 3       CAPÍTULO I - AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA<br>TRANSFORMAÇÃO DO USO E COBERTURA DO SOLO POR<br>SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO VERDE – GO.....                 | 20            |
| 3.1. INTRODUÇÃO.....   | 21            |
| 3.2. MATERIAIS E MÉTODOS .....   | 23            |
| 3.2.1. Área de Estudo.....   | 23            |
| 3.2.2. Aquisição de dados orbitais .....   | 25            |
| 3.2.3. Processamento .....   | 25            |
| 3.2.4. Cálculo dos índices .....   | 26            |
| 3.2.4. Classificação do uso do solo – Árvore de decisão hierárquica.....   | 27            |
| 3.2.5 Validação .....  | 29            |
| 3.3. RESULTADOS E DISCUSSÕES .....   | 30            |
| 3.3.1. Avaliação da Acurácia do Modelo.....  | 33            |
| 3.4. CONCLUSÕES .....  | 35            |
| 3.5. REFERÊNCIAS.....  | 36            |
| 4       CAPITULO II - EFEITOS DA TRANSFORMAÇÃO DO USO DO SOLO<br>E SEUS IMPACTOS NA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE POR<br>SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO VERDE – GO..... | 39            |
| RESUMO.....  | 39            |
| 4.1. INTRODUÇÃO .....  | 40            |
| 4.2. MATERIAIS E MÉTODOS .....   | 41            |
| 4.2.1. Área de Estudo.....   | 41            |
| 4.2.2 Coleta dos dados .....   | 43            |
| 4.2.3 Estimativa do NDVI .....   | 44            |
| 4.2.4. Classificação do uso do solo.....   | 44            |
| 4.2.5. Métodos estatístico para cálculo de temperatura .....   | 45            |
| 4.3. RESULTADOS E DISCUSSÕES .....   | 46            |
| 4.3.1. Estimativa da temperatura da superfície.....  | 46            |
| 4.3.2. Comparação das amplitudes térmicas de temperatura (TS) com a classificação do<br>uso do solo .....  | 49            |
| 4.4. CONCLUSÕES .....  | 52            |
| 4.5. REFERÊNCIAS.....  | 52            |
| 5       CONCLUSÃO GERAL.....   | 55            |

## ÍNDICE DE TABELAS

|   |    |
|---|----|
| <b>Tabela 1-</b> Estimativas preliminares para os anos intercensitários dos totais populacionais,   | 21 |
| <b>Tabela 2-</b> Características relacionadas aos produtos orbitais utilizados para a pesquisa, com informações sobre as datas de cada cena satélite, bandas utilizadas para cálculo de cada índice e resoluções de cada sensor                                       | 22 |
| <b>Tabela 3 -</b> Valores limiares, superiores e inferiores para cada padrão de uso do solo   | 25 |
| <b>Quadro 1:</b> Classes definidas, mediante observação dos padrões espectrais, cálculo dos índices contidos nas imagens orbitais, respeitando a composição de cada superfície da área de estudo.   | 25 |
| <b>Tabela 4:</b> Condição estabelecida para cada classe, formulada através dos padrões espectrais do uso e ocupação do solo, configurada em algoritmo composto pelos valores limiares, superiores e inferiores dos índices extraídos das imagens orbitais.            | 26 |
| <b>Tabela 5:</b> Matriz de confusão   | 26 |
| <b>Tabela 6:</b> Estimativas de acurácia para avaliação da classificação do uso e cobertura do solo efetivada a partir da matriz de confusão.   | 27 |
| <b>Tabela 7:</b> Estimativa de validação de erros e acertos.  | 27 |
| <b>Tabela 8:</b> Quantificação em hectares da distribuição espacial do uso e ocupação do solo do perímetro do município de Rio Verde. Resultado da classificação por árvore de decisão hierárquica, com classes identificadas pelos valores espectrais de cada pixel. | 28 |
| <b>Tabela 9:</b> Estimativa resultante do processamento da acurácia (exatidão) das classes  | 31 |
| <b>Tabela 1:</b> Características das imagens orbitais obtidas para a extração dos índices espectrais. Data de cada cena, resolução temporal, espectral e espacial e satélites.  | 41 |
| <b>Quadro 1:</b> Classes definidas, mediante observação dos padrões espectrais, cálculo dos índices contidos nas imagens orbitais, respeitando a composição de cada superfície da área de estudo.   | 43 |
| <b>Tabela 2:</b> Médias de temperatura para os anos de estudo e seus respectivos intervalos de confiança.   | 45 |

## ÍNDICE DE FIGURAS

|  |    |
|--|----|
| <b>Figura 1:</b> Mapa de localização da área de estudo: Rio Verde, Goiás, Brasil.  | 20 |
| <b>Figura 2:</b> Percentual resultante do cálculo das classes* de uso do solo do perímetro urbano do município de Rio Verde, através da condição proposta por meio do algoritmo de decisão hierárquico, do ano de 1985 a 2018.               | 28 |
| <b>Figura 3:</b> Evolução espaço-temporal e distribuição das classes de uso do solo do perímetro urbano do município de Rio Verde através da classificação por árvore de decisão hierárquica, do ano de 1985 a 2019.                         | 29 |
| <b>Figura 1:</b> Mapa de localização da área de estudo: Rio Verde, Goiás, Brasil.  | 40 |
| <b>Figura 2:</b> Fluxograma com índices espectrais previamente processados   | 43 |
| <b>Figura 3:</b> Gráfico com a estimativa das temperaturas dos anos de estudo para áreas muito antropizadas: AMA de 1985 a2019.  | 46 |
| <b>Figura 4:</b> Comparação da classificação do uso do solo, a distribuição espacial de cada classes discriminada, com as médias das temperaturas da superfície para os anos de 1985 e 1995. Distribuição das classes e suas características | 47 |
| <b>Figura 5:</b> Comparação da classificação do uso do solo, a distribuição espacial de cada classes discriminada, com as médias das temperaturas da superfície para os anos de 2004 e 2014. Distribuição das classes e suas características | 48 |
| <b>Figura 6:</b> Comparação da classificação do uso do solo, a distribuição espacial de cada classes discriminada, com as médias das temperaturas da superfície para o anos de 2019. Distribuição das classes e suas características         | 49 |

## LISTA DE ABREVIATURAS

| SIGLAS        | SIGNIFICADO                                       |
|---------------|---|
| AMA           | Áreas muito antropizadas                          |
| AVRS          | Áreas de vegetação rasteira e solo exposto        |
| AVMGP         | Áreas de vegetação de médio e grande porte        |
| B2            | Refletância banda 2                               |
| B3            | Refletância banda 3                               |
| B4            | Refletância banda 4                               |
| B5            | Refletância banda 5                               |
| B6            | Refletância banda 6                               |
| B10           | Refletância banda 10                              |
| C°            | Escala Graus Celcius - escala termométrica        |
| ESPA          | <i>Center Science Processing Architecture</i>     |
| ES            | Especificidade                                    |
| ha            | hectares  |
| IBGE          | Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística   |
| INMET         | Instituto Nacional de Meteorologia                |
| ICU           | Ilhas de calor urbano                             |
| Landsat       | Série de satélites de monitoramento da Terra      |
|               | Índice adicional de água de diferença normalizada |
| MNDWI         | modificada  |
| NDBaI         | Índice de aridez por diferença normalizada        |
| NDBI          | Índice Construído Diferenciado Normalizado        |
| NDVI          | Índice de Vegetação de Diferença Normalizado      |
| NDWI          | Índice de Água de Diferença Normalizado           |
| SIEG          | Serviço de Geoinformação do Estado de Goiás       |
| SEN           | Sensibilidade                                     |
| TCC           | Taxa de classificação correta                     |
| TS            | Temperatura da superfície                         |
| TIRS          | Sensor termal                                     |
| UTM           | Universal Transversa de Mercator                  |
| WGS           | Sistema Geodésico Mundial                         |
| $\lambda$     | comprimento de onda efetivo na banda              |
| $\mu\text{m}$ | micrometro  |
| w             | Conteúdo de vapor d'água da superfície            |

## RESUMO

PEREIRA, LUCIANE DE SOUZA. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano - Campus Rio Verde, agosto de 2018. **Avaliação espaço-temporal da transformação do uso do solo e seus impactos na temperatura da superfície por sensoriamento remoto em Rio Verde-GO.** Orientador: Dr. Lucas Peres Angelini. Coorientador: Dr. Leonardo Nazário dos Santos

Motivada pelo propósito de atingir o sucesso econômico, a humanidade passa por inúmeras transições em seus espaços geográficos, principalmente nas cidades, confirmando com isso, que as relações do homem com o meio ambiente, são prioritariamente marcadas pela extração de recursos naturais. Neste sentido, observa-se que a remoção de cobertura vegetal e movimentação do solo, são ferramentas utilizadas constantemente para dar viabilidade aos projetos da sociedade de aprimorar a ampliação de suas cidades. Acontece que ações antropogênicas, como o desmatamento para abertura de espaços, podem afetar negativamente os parâmetros microclimáticos. Assim, o município de Rio Verde – GO, pode ser considerado a personificação de um processo de urbanização acentuado, tornou-se objeto de estudo desta pesquisa. Objetivou-se com este estudo, desenvolver condição pautada em um algoritmo com a função de classificar a distribuição espacial do uso do solo do perímetro urbano do município de Rio Verde. E com isto, comparar os dados da expansão urbana com a variação da temperatura da superfície (TS) da área de estudo. Para isso utilizou-se os dados extraídos de imagens orbitais coletadas pelo sensores de satélites Landsat-5/TM5 e Landsat-8/OLI no período de 1985 a 2018 e fornecidas pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS – “*United States Geological Survey*”), através da plataforma ESPA (EROS - “*Science Processing Architecture*”). Através do estudo, os resultados apresentaram condição pautada em um algoritmo de decisão hierárquica para classificação do uso do solo, possibilitando quantificar as áreas antropizadas e com cobertura verde. Em uma segunda etapa, os resultados também apresentaram as variabilidades térmicas ocorridas em Rio Verde durante o período de estudo.

**PALAVRAS-CHAVE:** Urbanização. Desmatamento. Algoritmo de decisão hierárquica.

## ABSTRACT

PEREIRA, LUCIANE DE SOUZA. Federal Institute of Education, Science and Technology Goiano - Rio Verde Campus, august, 2019. **Spatio-temporal evaluation of land use transformation and its impacts on surface temperature by remote sensing in Rio Verde-GO.** Advisor: Dr. Lucas Peres Angelini. Co-advisor: Dr. Leonardo Nazário dos Santos.

Motivated by the purpose of achieving economic success, humanity goes through numerous transitions in its geographical spaces, especially in cities, confirming that human relations with the environment are primarily marked by the of natural resources.extractions . In this sense, it is observed that the removal of vegetation cover and soil movement are tools used constantly to make viable the projects of society to improve the expansion of its cities. It turns out that anthropogenic actions, such as deforestation to open spaces, can negatively affect microclimatic parameters. Thus, the municipality of Rio Verde - GO, can be considered the embodiment of accentuated urbanization process, has become the object of study of this research. The objective of this study was to develop a condition based on an algorithm with the function of classifying the spatial distribution of land use in the urban perimeter of the Rio Verde municipality. And with this, we compare the urban sprawl data with the surface temperature variation (TS) of the study area. For this we used data extracted from orbital images collected by Landsat-5 / TM5 and Landsat-8 / OLI satellite sensors from 1985 to 2018 and provided by the United States Geological Survey (USGS). ), through the ESPA (EROS - Science Processing Architecture) platform. Through the study, the results presented one condition based on a hierarchical decision algorithm for land use classification, allowing to quantify the anthropized and green covered areas. In a second stage, the results also presented the thermal variability that occurred in Rio Verde during the study period.

**KEYWORDS:** Urbanization. Deforestation. Hierarchical decision algorithm.

## 1 INTRODUÇÃO GERAL

Motivada pelo propósito de atingir o sucesso financeiro a humanidade atravessou inúmeras transições e uma das principais vertentes da busca pelo desenvolvimento econômico foi a mudança comportamental de comunidades nômades para uma sociedade sedentária caracterizada pela necessidade de estabelecer residências fixas.

Assim, para adaptar territórios a demanda de uma estrutura física residencial, a construção ou ampliação de novas cidades utilizou-se da extração de recursos naturais, e ainda da remoção de cobertura vegetal, acometendo e convertendo o meio ambiente natural em complexas redes urbanas, fenômeno este intitulado urbanização (SILVA et al., 2003).

O processo de transformação do meio ambiente natural em meio urbano foi constantemente marcado pelo desmatamento de fragmentos de vegetação nativa, resultando também em consequências negativas. Ressaltando que a conversão de áreas com cobertura vegetal densa em solos expostos ou altamente impermeabilizados, ocasionam variabilidade nas amplitudes térmicas, dinamizando fenômenos climáticos, como as ilhas de calor urbanas (HUIA et al.; ABOELNOUR et al., 2018).

Cabe ressaltar que as ações antropogênicas com propósito de desenvolvimento são constantes e tem avançado drasticamente no decorrer dos séculos, dentre os impactos recorrentes da urbanização, o que causa maior preocupação mundialmente, ainda são os impactos relacionados a fatores climáticos, e no Brasil essas questões não são menores, pois houve, grandes mudanças históricas no território brasileiro à medida que o número populacional aumentava ao longo dos séculos (GOMES, 2013).

### 1.1 Crescimento Urbano – Histórico



No Brasil, a evolução da urbanização ocorreu mais lentamente. No século XVI, o país foi povoado pelos portugueses prioritariamente nas regiões litorâneas, devido ao difícil acesso a áreas de matas nativas do interior do território recém descoberto.

Com as expedições dos bandeirantes para a região central do país, iniciou-se uma nova etapa ocupacional, marcada pelas instalações de grandes propriedades rurais, com criação bovina, iniciando neste período ainda a propagação das primeiras lavouras de café. Já no século XIX, a migração de produtores agropecuários de outros estados, marcou posteriormente o desbravamento da região Centro-oeste do país e a instalação da nova capital do País, Brasília, estimulou um novo movimento migratório, desta vez oriundo do Nordeste, da década de 1950 (BORGES, 2017).

Para Goiás, primeiro marco do desenvolvimento urbano e crescimento populacional deve-se a fundação de Goiânia, construída com o propósito de desempenhar a função de centro administrativo do estado. Entretanto, o verdadeiro propulsor para o desenvolvimento de Goiás está relacionado a necessidade da ampliação de áreas agricultáveis, ou seja, a abertura do Cerrado goiano, o fomento governamental para o agronegócio (MENDES, 2008).

Acompanhando esta linha temporal, o município de Rio Verde, torna-se um exemplo de mudança estrutural em seu território natural para áreas urbanizadas.

## **1.2.Desenvolvimento de Rio Verde, estado de Goiás**

Até a década de 1970 o município de Rio Verde, era um local pouco desenvolvido, com grandes propriedades ocupadas por campos de cerrados, com PIB (produto interno bruto) embasado principalmente por propriedades de agricultura familiar, fato que começou a mudar através de um plano governamental intitulado “Abertura do Cerrado”, a estrutura territorial de Rio Verde, recebeu o movimento migratório de produtores de outros estados (CARNEIRO, 2011).

Outro fator que contribuiu com o crescimento populacional no município, foi a instalação da colônia Americana, colônia dos Russos e Holandeses no município na década de 1980, migrantes que introduziram o plantio da cultura da soja, contribuindo para o crescimento horizontal da cidade (SILVA et al., 2003, p.7).

Assim o processo de urbanização de Rio Verde, foi estimulado por duas vertentes distintas de expansão, a etapa inicial até a década de 1980, foi ocasionada com a abertura da fronteira agrícola, a ampliação do agronegócio, a criação da Cooperativa

de Produtores Rurais e a implantação de outras indústrias como Cargill e Brasilatas (RIBEIRO, 2016).

E a segunda etapa, à partir da década de 1990, marcada pela instalação do Complexo Agroindustrial da Perdigão, que atualmente atende pelo nome de BRF Produtos Alimentícios – Brasil *Foods*. Esta indústria alimentou o setor econômico do município, incentivando o crescimento do mercado de trabalho e a demanda de mão-de-obra, resultando na segunda característica da urbanização, número expressivo de pessoas vindas da região Nordeste do país em busca de emprego de 1992 a 2008 (IBGE, 2016).

O crescimento populacional de Rio Verde está diretamente ligado ao seu desenvolvimento financeiro, destacando que em 2016, Rio Verde, alcançou o posto de 4º lugar em maior economia do estado, com participação relativa de 4,8% no PIB – Produto Interno Bruto, estadual com destaque para o setor de serviços com participação de 53% no ranking municipal, no qual o principal motivador deve-se a agroindustrialização e sua influência na expansão das atividades relacionadas ao comércio, alojamento, alimentação, dentre outros (IMB – Instituto Mauro Borges, 2016, p.2).

É evidente que a ampliação horizontal do município de Rio Verde, ocasionou uma variabilidade de impactos positivos para a região, entretanto, a expansão agrícola, a industrialização e a falta de um planejamento territorial adequados, resultaram em possíveis impactos negativos para o município, principalmente em sua zona urbana, tornando-se necessário a investigação de quais impactos negativos estão implícitos no desenvolvimento urbano.

### **1.3.O sensoriamento remoto aplicado a estudo da urbanização**

Após as cidades tornaram-se destino principal das pessoas, depois do êxodo rural, e houve consequências provenientes da necessidade de adequação do espaço urbano. Sendo assim, espacializar as transformações ocasionadas por processos de urbanização, traz a possibilidade de quantificar o nível de danos resultantes das intervenções humanas no uso e ocupação de solo. Pela detecção de impactos ambientais, é possível associar o aumento de temperatura com a retirada de vegetação em cidades que sofreram uma rápida expansão (ABOELNOUR et al., 2018).

Verifica-se que ao realizar o tratamento de imagens de sensores remotos, obtêm-se possibilidades diversas, dentre elas, a distinção dos percentuais de cobertura

vegetal da superfície terrestre que norteiam a relação entre o desmatamento e o comportamento do microclima urbano, permitindo ainda identificar fenômenos climáticos como as ilhas de calor urbano (ICU) ( KUMMAR et al., 2015).

Evidencia-se que a utilização dos instrumentos do SIG oferecem uma fonte segura para visualizar uma linha temporal das alterações em um ambiente urbanizado, como também otimizam a criação de produtos espectrais que podem fornecer dados sobre os elementos climáticos afetados, sendo um sistema útil para e ainda serem utilizadas para zoneamento ambiental (MELO, 2016).

Observa-se ainda, que a utilização de produtos espectrais disponibiliza vantagens, como instrumentos concisos e ágeis em identificar parâmetros ambientais, modificações espaços antropizados e seus impactos com eficácia em grandes áreas, acenando para o com baixo custo deste tipo de pesquisa (HUIA et al., 2018; ANGELINI, 2017)

Avaliar as alterações resultantes do processo de urbanização, é importante para pautar a gestão de recursos naturais e mitigar os impactos aos ecossistemas do planeta, ressaltando que estes impactos são mensuráveis através dos Índice de Vegetação de Diferença Normalizado (NDVI), o Índice de Água de Diferença Normalizado (NDWI), Índice Construído Diferenciado Normalizado (NDBI), Índice de Uniformidade Diferenças Normalizado (NDBaI) e Índice adicional de água de diferença normalizada modificada (MNDWI) (XIAOMA et al., 2017; BARBOSA, 2017; GAUTAM et al., 2015; MOREIRA et al., 2011; GAO, 1996)

Pesquisas que considerem espaço-tempo favorecem a compreensão da variação da temperatura da superfície (TS) nas cidades, contribuindo para descobrir até que nível de as amplitudes térmicas são afetadas pela estrutura física das cidades, destacando que pesquisas com imagens multiespectrais, são essenciais para a compreensão do ciclo hidrológico, o monitoramento dos recursos naturais, a previsão e o alerta precoce de eventos extremos e ainda para a prevenção de riscos ambientais (TAGESSON et al., 2018; TAYYEBI et al., 2018).

E quanto maior o nível de conhecimento sobre impactos causados por ocupações desordenadas, maiores serão a demanda por ferramentas disponíveis para a sociedade planejar e prever a possibilidade de um futuro zoneamento ambiental (PALHARES, 2017).

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo Geral

Avaliar espaço-temporalmente a transformação do uso do solo e seus impactos na temperatura da superfície por sensoriamento remoto em Rio Verde - GO.

### 2.2. Objetivos Específicos

- a) Estimar os índices espectrais: NDVI - Índice de Vegetação de Diferença Normalizado, NDWI - Índice de Água de Diferença Normalizado, NDBI - Índice Construído Diferenciado Normalizado, NDBAI - Índice de Uniformidade de Diferença Normalizado e MNDWI - Índice adicional de água de diferença normalizada modificada, para os anos de 1985, 1995, 2004, 2014 e 2018;
- b) Classificar o uso do solo a partir de um algoritmo de decisão hierárquico para os anos de 1985, 1995, 2004, 2014 e 2018;
- c) Validar as classificações do uso do solo a partir de técnicas de conferência manual;
- d) Estimar a temperatura da superfície para os anos de 1985, 1995, 2004, 2014, 2014 e 2018 para a área urbana de Rio Verde – GO;
- e) Relacionar as transformações do uso do solo com a temperatura da superfície para os anos de 1985, 1995, 2004, 2014 e 2018.

### **3      CAPÍTULO I - AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA TRANSFORMAÇÃO DO USO E COBERTURA DO SOLO POR SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO VERDE – GO**

(Em formato de manuscrito para submissão a revista Remote Sensing)

#### **RESUMO**

A composição da superfície terrestre passa por inúmeras transições em seus espaços geográficos, principalmente nas cidades. Cabe ressaltar que a ampliação de um perímetro urbano, tem como alicerce principal a remoção de matas nativas e impermeabilização do solo. Entretanto, em decorrência destas transformações, a distribuição espacial do uso do solo pode se desenvolver de forma desorganizada causando desequilíbrio ambiental. O objetivo desse estudo foi avaliar espaço-temporalmente as transformações do uso e cobertura do solo a partir de sensoriamento remoto da área urbana de Rio Verde – GO. Os dados foram coletados a partir de imagens orbitais oriundas do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS – “United States Geological Survey”), através da plataforma ESPA (EROS Science Processing Architecture). Para obtenção de respostas espectrais sobre a transição de áreas de floresta para área urbana, desenvolveu-se um algoritmo de decisão hierárquico para classificação do uso do solo, embasado nos Índice de Vegetação de Diferença Normalizado (NDVI), o Índice de Água de Diferença Normalizado (NDWI), Índice Construído Diferenciado Normalizado (NDBI), Índice de Uniformidade Diferenciado Normalizado (NDBaI) e Índice adicional de água de diferença normalizada modificada (MNDWI). Com o estudo foram geradas, imagens de classificação da superfície do perímetro urbano do município de Rio Verde e sua distribuição espacial do uso do solo de cada ano do estudo. Ao realizar a classificação com a condição proposta, discriminou-se o uso do solo com êxito e, obteve-se cinco categorias de classes distintas. Em relação aos dados de validação, demonstraram pesos entre 0,8 e 1. Verificou-se que houve em Rio Verde um decréscimo acentuado das áreas com cobertura vegetal.

**PALAVRAS-CHAVE:** Algoritmo de classificação. Respostas espectrais. Imagens orbitais.

#### **ABSTRACT**

The composition of the earth's surface goes through numerous transitions in its geographical spaces, especially in cities. It is noteworthy that the expansion of an urban perimeter has as its main foundation the removal of native forests and soil sealing. However, as a result of these transformations, the spatial distribution of land use may develop in an unorganized manner causing environmental imbalance. The objective of this study was to evaluate spatially and temporally the transformations of land use and land cover from remote sensing of the urban area of Rio Verde - GO. Data were collected from orbital images from the United States Geological Survey (USGS) through the ESPA (EROS Science Processing Architecture) platform. To obtain spectral responses about the transition from forest to urban areas, a hierarchical decision algorithm for land use classification based on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the Normalized Difference Water Index. (NDWI), Normalized Differential Constructed Index (NDBI), Normalized Differential Bareness Index (NDBaI) and Additional Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI). With the study were generated surface classification images of the Rio Verde urban perimeter of the municipality and its spatial distribution of land use of each evaluated year. By classifying with the proposed condition, successful land use was discriminated and five distinct class categories were obtained. Regarding the validation data, they showed weights between 0.8 and 1. It was found that there was a sharp decrease in areas with vegetation cover in Rio Verde.

**KEYWORDS:** Classification algorithm. Spectral responses. Orbital images.

### 3.1. INTRODUÇÃO

A ocorrência de intensas transformações de fragmentos de florestas em tecidos urbanos e a composição da superfície terrestre tem sido alvo de preocupações mundiais durante as últimas décadas.

Tais preocupações devem-se ao fato de que a diversidade e quantidade de cobertura vegetal na superfície funcionam como sistema de controle de trocas de fluxos de energias, ressaltando ainda, que diferentes categorias de solo, têm potenciais distintos de absorção e refletância de radiação solar (XIAO et al., 2017).

Com isso os fluxos de energias que circundam a atmosfera têm sido constantemente afetados, pela interação antrópica no meio ambiente, inclusive

perturbando, extinguindo ou acentuando os níveis absorção de radiação com a elevada extração de cobertura verde (CHEN et al., 2015).

Dentre as interações antrópicas que utilizam de supressão de vegetação, a de maior destaque é urbanização, conceituada, como a modificação estrutural no ambiente físico-ambiental para adaptação das prioridades humanas, revertendo a situação original do solo e modificando seus os elementos naturais (LOEW et al., 2013; FERREIRA, 2011; OKE, 1980).

Percebe-se que a expansão dos tecidos urbanos tem interferência direta na fragmentação de cobertura verde e isto interfere de forma negativa nos ciclos naturais, causando desequilíbrio no meio ambiente. Neste sentido, faz-se necessário o constante monitoramento das consequências relacionadas as mudanças no uso e ocupação do solo (ZHOU et al., 2018).

Pesquisas anteriores, demonstraram que investigar o caráter espectral da superfície, possibilita quantificar percentual de desmatamento espaço-temporalmente em áreas urbanizadas, favorece o monitoramento e mitigação de impactos ambientais (LI, et al., 2018; KUMAR, 2015).

Diversos estudos relatam êxito, em monitorar dentre outros fenômenos, a redução de fragmentos de florestas em detrimentos a evolução temporal da urbanização através de dados coletados com o imageamento da superfície terrestre, através da resposta espectral do uso do solo (TAGESSON et al., 2018; ANGELINI et al., 2017; ANDRADE et al., 2013).

Imagens orbitais comumente são utilizadas para expressar as reações físico-químicas do solo, discriminando inclusive o período de maior transição na composição de sua estrutura, quantificando o percentual de extração de cobertura verde e o nível de expansão e a infraestrutura adotada pelas cidades (ZHOU et al.; 2018; CAPOANE et al, 2017; MELO et al., 2016; GAUTAM et al., 2015).

Pesquisas recentes ainda adotaram índices matemáticos para quantificar o nível de redução ou aumento da cobertura vegetal, dentre os índices utilizados, o mais usual e conhecido trata-se do Índice de Vegetação de Diferença Normalizado (NDVI), que funciona como condicional na detecção de mudanças estruturais do solo no que tange a cobertura vegetal (ZHENG et al., 2017; XIAO et al., 2017; BARBOSA, 2017).

Entretanto, para mapear o usos do solo com enfoque nas áreas construídas, são necessários outros índices, citando aqui os Índice de Água de Diferença Normalizado (NDWI), Índice Construído Diferenciado Normalizado (NDBI) e Índice de

Uniformidade Diferenciado Normalizado (NDBaI) e ainda para detectar a distribuição de água o Índice adicional de água de diferença normalizada modificada (MNDWI) (ZHOU et al., 2018; LI et al., 2018; LIU et al., 2017; GOUNARIDIS et al., 2016; GAUTAM et al., 2015; SHARMA et al., 2013).

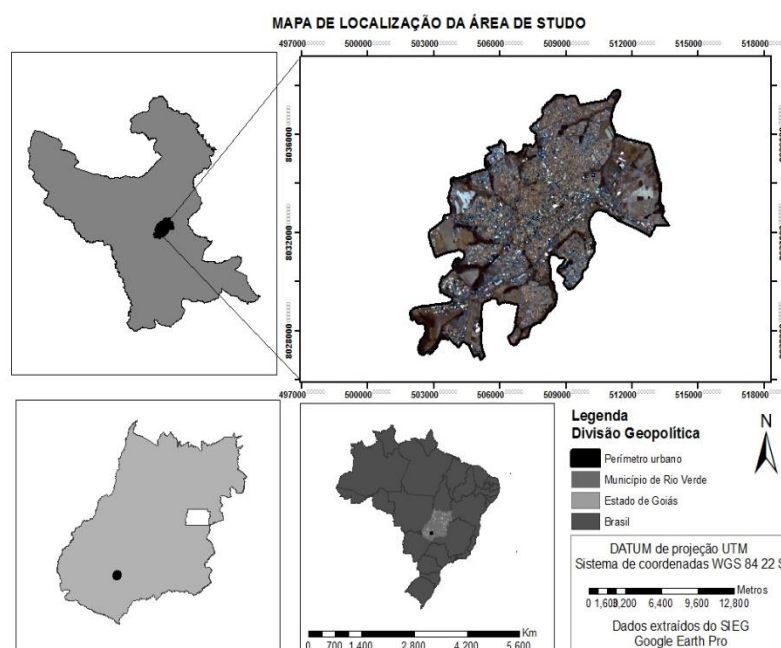
Neste estudo observou-se a transição de fragmentos de floresta nativa de Cerrado no município de Rio Verde, estado de Goiás, com enfoque no perímetro urbano, que sofreu intenso período de expansão de 1985 a 2018 com o aumento populacional. Para isto, foram utilizadas imagens dos sensores de satélite da série Landsat-5, e OLI-Landsat-8.

Desenvolveu-se ainda um algoritmo de decisão hierárquica, que permitiu a precisão da classificação de áreas através da resposta espectral da distribuição do uso e ocupação do solo.

## 3.2. MATERIAIS E MÉTODOS

### 3.2.1. Área de Estudo

A área selecionada para o estudo, compreende de o total de 6.151,50 hectares, exclusivamente dentro do perímetro urbano de Rio Verde, estado de Goiás, que está posicionado na região centro-oeste do Brasil (Figura 1).



**Figura 1:** Mapa de localização da área de estudo: Rio Verde, Goiás, Brasil.



O município encontra-se localizado nas coordenadas geográficas 17° 47' 53" S e 50° 55' 41" W, situado a aproximadamente 230 km de Goiânia (capital do estado). As principais rodovias que dão acesso ao município são: Rodovia Federal - BR 060, BR-452 e rodovia estadual GO 174 (IBGE, 2010; 2014; 2016).

A escolha desta área de estudo, deve-se ao fato que o município está inserido dentro do Bioma Cerrado, domínio morfoclimático com grande importância pela sua diversidade endêmica, com vegetação caracterizada por fragmentos de Cerrado denso, Campo úmido, Mata seca, Cerradão, com percentuais significativamente reduzidos, pelo número elevado de pastagens e plantio de soja, centro da economia local (CARNEIRO, 2011).

Outro fator de escolha da área de estudo deve-se a intensa expansão urbana ocasionada pelo crescimento populacional das últimas três décadas, que ocasionou a transformação estrutural da cidade (tabela 1).

**Tabela 1-** Estimativas preliminares para os anos intercensitários dos totais populacionais, dos anos 1981-1990, 1992-1999, 2001-2006 e 2019. 2000 e 2010: Censos Demográficos.

|                       | Anos   |        |         |         |         |         |         |
|-----------------------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|
|                       | 1985   | 1991   | 1998    | 2000    | 2004    | 2010    | 2019    |
| Habitantes residentes | 81,896 | 96,309 | 105,481 | 116,552 | 127,347 | 176,424 | 235,647 |

**Fonte:** DATASUS - Tecnologia da Informação a Serviço do SUS. IBGE (2019)

Rio Verde possui o clima característico da região, é tropical úmido ou subúmido, de acordo com a classificação de Köppen e Geiger (1928) como tipo Aw, com duas estações distintas e com temperatura média de 23.3 °C, alcançando 1663 mm de pluviosidade média anual (INMET,2012).

O município registra altitude de 748 m do nível do mar, com topografia plana e percentuais de declividade de até 3%, inserido na bacia hidrográfica do Rio Paranaíba. A sub-bacia que abastece a população é do rio São-Tomaz, onde 86 cursos hídricos fazem parte desta sub-bacia (SANTOS, 2018).

O solo de Rio Verde é o mesmo predominante na microrregião do sudoeste goiano, composto de Latossolo Vermelho Eutrófico típico e Latossolos Vermelho-amarelo, marcado com textura argilosa e formado basicamente por rochas basálticas (PRADO e EMBRAPA, 2009).

### 3. 2.2. Aquisição de dados orbitais

Os dados foram coletados de cenas dos sensores instalados nos satélites da série Landsat-5 e Landsat-8. Os produtos espectrais foram obtidos do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS – “*United States Geological Survey*”), através da plataforma ESPA (EROS - “*Science Processing Architecture*”), que as fornece em formato Geotiff e sistema de projeção UTM WGS1984 (zona 22S).

Foram adquiridas cenas relacionadas a órbita/ponto de 223/72 referente a área de estudo. A quantidade de cenas e a escolha dos anos obedeceu ao padrão pré-definido que considerou a evolução da intensificação da urbanização de Rio Verde, entre os anos de 1985 a 2018 (Tabela 1).

**Tabela 2-** Características relacionadas aos produtos orbitais utilizados para a pesquisa, com informações sobre as datas de cada cena satélite, bandas utilizadas para cálculo de cada índice e resoluções de cada sensor.

| Características das Imagens                    |        |            |  |                          |                              |
|--|--------|------------|--|--------------------------|------------------------------|
| Satélite                                       | bandas | datas      | Intervalo<br>espectral ( $\mu\text{m}$ ) | resolução<br>espacial(m) | resolução<br>temporal (dias) |
| Landsat 5 - <i>Thematic<br/>Mapper</i>         | 2      |            | 0,52 - 0,60                              | 30 m                     | 16                           |
|  | 3      | 15/08/1985 | 0,63 - 0,69                              |                          |                              |
|  | 4      | 11/08/1995 | 0,76 - 0,90                              |                          |                              |
|  | 5      | 19/08/2004 | 1,55 - 1,75                              |                          |                              |
|  | 6      |            | 10,4 - 12,5                              |                          |                              |
| Landsat 8 - <i>Operational<br/>Land Imager</i> | 2      |            | 0,45 – 0,51                              | 30 m                     | 16                           |
|  | 3      | 11/08/2014 | 0,53 – 0,59                              |                          |                              |
|  | 4      | 18/08/2018 | 0,64 – 0,67                              |                          |                              |
|  | 5      |            | 0,85 – 0,88                              |                          |                              |
|  | 10     |            | 10,60 – 11,19                            |                          |                              |

**Fonte:** EMBRAPA (2018) adaptado por PEREIRA (2019)

As cenas orbitais foram obtidas no mês de agosto de cada ano do estudo, para evitar meses com chuvas intensas e nuvens carregadas para evitar interferência no processamento.

### 3.2.3. Processamento

Para quantificar a distribuição espacial do uso e ocupação do solo de Rio Verde, com destaque na supressão da cobertura verde, extraiu-se os valores dos índices espectrais contidos nas imagens orbitais, contando com algumas etapas:

Tratamento das imagens – Empilhamento de bandas, sintetizando em uma nova imagem, que possibilitou o cálculo dos índices.

Recorte – Um *shapefile* (arquivo extensão shp) foi elaborado embasado em dados vetoriais extraídos do SIEG – Serviço de Geoinformação do Estado de Goiás (2015) do perímetro urbano de Rio Verde, que foi posteriormente reformulado e adaptado ao período atual do estudo, ano de 2018, com base em imagens do Google Earth Pro que demonstravam o desenvolvimento real da cidade até este ano.

#### 3.2.4. Cálculo dos índices

Todos os cálculos dos índices foram propostos por pesquisas anteriores, que utilizaram de equações matemáticas para extrair as informações de interesse nesta pesquisa:

- NDVI (Índice de Vegetação de Diferença Normalizado) – Trata-se do índice mais difundido entre as pesquisas com dados espectrais e primordial para monitoramento de alterações biofísicas do solo, relacionadas a cobertura vegetal (ZHOU, 2018; LIU, 2017). O cálculo deste índice é realizado pela razão entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo (JENSEN, 2009) que pode ser expresso pela equação 1:

$$\text{Equação (1)} \quad \text{NDVI} = \frac{\text{B5} - \text{B4}}{\text{B5} + \text{B4}}$$

Em que:

B5= Refletância da banda do Infravermelho médio;

B4= Refletância da banda do Infravermelho próximo;

- NDWI (Índice de Água de Diferença Normalizado) – Com este índice é possível quantificar percentuais de água que fica retida no solo, relacionada com áreas de cobertura verde, destacando que valores mais altos de NDWI indicam disponibilidade hídrica e valores baixos e/ou negativos configuram estresse hídrico. (GAUTAM, 2015; GAO, 1996). Obtidos através da equação 2:

$$\text{Equação (2)} \quad \text{NDWI} = \frac{\text{B2} - \text{B4}}{\text{B2} + \text{B4}}$$

Em que:

B2= Refletância da banda do Verde;

B4=Refletância da banda do Infravermelho próximo;

- NDBI (Índice Construído Diferenciado Normalizado) - índice formulado com a finalidade de indicar o percentual de área construída e solos impermeabilizados, com a função de identificar a proporção da interferência antrópica em determinado local, e é obtido pela razão da refletância no infravermelho próximo e a refletância no infravermelho médio (SHARMA, 2013), aqui expressos pela equação 3:

$$\text{Equação (3)} \quad \text{NDBI} = \frac{B6 - B7}{B6 + B7}$$

Em que:

B6 Refletância da banda do Infravermelho termal;

B7 Refletância da banda do Infravermelho distante;

- NDBaI (Índice de Uniformidade de Diferença Normalizado) – Trata-se do índice que permite quantificar áreas compostas de solo exposto. Para este cálculo utilizou-se dos números digitais captados pelas bandas 5 e 6, extraído através da equação 4:

$$\text{Equação (4)} \quad \text{NDBaI} = \frac{B5 - B6}{B5 + B6}$$

Em que:

B5 Refletância da banda do Infravermelho médio;

B6 Refletância da banda do Infravermelho termal;

- MNDWI - Índice adicional de água de diferença normalizada modificada, trata-se do índice que permite para discriminação corpos hídricos em áreas urbanas, com a principal função de eliminar interferências de áreas antropizadas (GAUTAM, 2015; XU, 2006), obtido através equação 5:

$$\text{Equação (5)} \quad \text{MNDWI} = \frac{B3 - B6}{B3 + B6}$$

Em que:

B3 - Refletância da banda do Vermelho;

B6 - Refletância da banda do Infravermelho termal;

Nos cálculos dos índices das imagens obtidas pelo satélite Landsat-8, a banda 6 é substituída pela banda 10.

#### 3.2.4. Classificação do uso do solo – Árvore de decisão hierárquica

Para identificar a transição de padrões urbanos que são compostos por superfícies complexas e de feições difíceis de caracterização espaço-temporal do uso do

solo é necessário aplicação de condições específicas para cada tipo de solo (ZHANG et al., 2018).

Neste sentido aplicou-se da condição proposta para discriminar a variabilidade espectral dos solos, considerando que cada superfície que possui uma resposta espectral distinta, evidenciando que áreas cobertas expressivamente com vegetação absorvem um percentual de energia superior a áreas com solo exposto ou impermeabilizadas (ZHOU et al., 2018; LOEW et al., 2013).

Assim, após ao cálculo dos índices, foram extraídos seus valores limiares, superiores e inferiores para cada padrão de uso do solo. Obteve-se com isso, 6 padrões para definir categorias de interesse por meio de um fluxo de criação de amostras. Utilizou-se os valores estimados dos índices previamente processados (NDVI, NDWI, NDBI, NDBaI e MNDWI) (Tabela 3).

**Tabela 3** - Valores limiares, superiores e inferiores para cada padrão de uso do solo.

| Categorias | Valores dos índices     |
|------------|-------------------------|
| NDVI       | 0,90 >= ndvi >= 0,12    |
| NDWI       | -0,02 >= ndwi >= -0,35  |
| NDBI       | 0,18 >= ndbi >= 0,08    |
| NDBaI      | -0,31 >= ndbai >= -0,52 |
| MNDWI      | -0,45 >= mndwi >= -0,75 |

**Fonte:** PEREIRA (2019).

Posteriormente estabeleceu-se três classes distintas, considerando os padrões do uso do solo previamente discriminados (tabela 4).

**Quadro 1:** Classes definidas, mediante observação dos padrões espectrais, cálculo dos índices contidos nas imagens orbitais, respeitando a composição de cada superfície da área de estudo.

|        |  |  |
|--------|--|--|
| *AMA   | Áreas muito antropizadas                   | Compreende áreas com resposta espectral inerentes a telhados, solos impermeabilizados com concreto ou manta asfáltica.                   |
| *AVRS  | Áreas de vegetação rasteira e solo exposto | Corresponde a áreas com gramíneas, vegetação rasteira e solo exposto, sem nenhuma cobertura verde ou com resposta espectral semelhantes. |
| *AVMGP | Áreas de vegetação de médio e grande porte | Compreende áreas com vegetação mais densa, árvores de médio e grande porte, ou com resposta espectral semelhantes.                       |

\*AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte. **Fonte:** PEREIRA (2019).

**Tabela 4:** Condição estabelecida para cada classe, formulada através dos padrões espectrais do uso e ocupação do solo, configurada em algoritmo composto pelos valores limiares, superiores e inferiores dos índices extraídos das imagens orbitais.

| Classes | Condição/algoritmo  |
|---------|---|
| *AMA    | $(0.21 \geq \text{ndvi} \geq 0.18 \ \&\& \ -0.04 \geq \text{ndwi} \geq -0.04 \ \&\& \ -0.28 \geq \text{ndbi} \geq -0.29 \ \&\& \ 0.3 \geq \text{ndvi} \geq 0.20 \ \&\& \ -0.2 \geq \text{ndbi} \geq -0.02 \ \&\& \ -0.21 \geq \text{ndbai}_{2004} \geq -0.455 \ \&\& \ 0.22 \geq \text{ndwi} \geq -0.04)$ |
| *AVRS   | $(0.5 \geq \text{ndvi} \geq 0.3 \ \&\& \ -0.16 \geq \text{mndwi} \geq -0.566 \ \&\& \ -0.2 \geq \text{ndbai}_{2004} \geq 0.018 \ \&\& \ -0.58 \geq \text{ndbi} \geq -0.1)$  |
| *AVMGP  | $(0.58 \geq \text{ndvi} \geq 0.50 \ \&\& \ -0.71 \geq \text{mndwi} \geq -0.75 \ \&\& \ -0.06 \geq \text{ndbi} \geq -0.10) \ \&\& \ (0.78 \geq \text{ndvi} \geq 0.59 \ \&\& \ 0.36 \geq \text{ndwi} \geq 0.32 \ \&\& \ -0.24 \geq \text{ndbi} \geq -0.31 \ \&\& \ -0.59 \geq \text{mndwi} \geq -0.68)$     |

\*AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte. **Fonte:** PEREIRA (2019).

### 3.2.5 Validação

Para validação as classes obtidas foram subdivididas em dois grupos, pontuando valores de falsos e verdadeiros, que representavam respectivamente 0 e 1, enquadrados em grupos de erros e acertos, a partir da conferência dos pontos, foi construída uma matriz de confusão (Tabela 5), com a função de efetuar número de erros e acertos.

**Tabela 5:** Matriz de confusão.

| Matriz de confusão |           |   |
|--------------------|-----------|---|
| Estimado           | Peso real |   |
| 1                  | A         | B |
| 0                  | C         | D |

**Fonte:** PEREIRA(2019).

Realizou-se a validação por meio de amostragem estratificada selecionando os pixels, através de pontos aleatórios, no qual pixels que creditavam veracidade nos atributos da feição proposta recebiam peso 1, que correspondem aos valores verdadeiros positivos representados pela letra A, os pixels caracterizados com a letra B, também possuem peso 1, mas receberam a atribuição de falsos positivos.

Os pixels com atributos duvidosos, imprecisos ou incorretos receberam valor de 0, que foram conceituados como falso negativos foram representados pela letra C e por fim, os valores com peso 0, que receberam a atribuição de negativos verdadeiros foram representados pela letra D.

Posteriormente, gerou-se 40 pontos de cada subgrupo, totalizando 80 pontos para cada classe. Os pontos possuíam equidistâncias de mínima de 120 metros, devidamente localizados através de suas coordenadas e importados para o software

Google Earth Pro, para estabelecer a conferência visual, através das imagens históricas das cenas dos anos escolhidos para o estudo, contidas em seus arquivos.

Assim, foram estabelecidas estimativas de Taxa de classificação correta (TCC), Sensibilidade (SEN), Especificidade (ESP) e o coeficiente de Kappa, com a função de atestar a acurácia nos resultados de pesquisas (tabela 6).

**Tabela 6:** Estimativas de acurácia para avaliação da classificação do uso e cobertura do solo efetivada a partir da matriz de confusão.

| <b>Estimativas</b>                  | <b>Cálculo</b>   |
|-------------------------------------|--|
| Taxa de classificação correta (TCC) | $(a + d)/N$  |
| Sensibilidade (SEN)                 | $a/(a + c)$  |
| Especificidade (ESP)                | $d/(b+d)$  |
| Kappa                               | $[(a+d)-((a+c)(a+b)+(b+d)(c+d))/N]/((N-((a+c)(a+b)+(b+d)(c+d))/N))]$ |

**Fonte:** PEREIRA (2019).

Este método também pontua os resultados através de um padrão de pesos, um padrão de erros e acertos, sendo estes qualificados através de valores entre 0 e 1 nos quais valores menores tem peso péssimo e valores acima de 0.9 são considerados pesos excelentes (tabela 7) (SILVA, 2016).

**Tabela 7:** Estimativa de validação de erros e acertos.

| <b>Estimativa</b>           | <b>Desempenho</b> |
|-----------------------------|-------------------|
| <0                          | Péssimo           |
| $0,0 < Estimativa \leq 0,2$ | Ruim              |
| $0,2 < Estimativa \leq 0,4$ | Razoável          |
| $0,4 < Estimativa \leq 0,6$ | Bom               |
| $0,6 < Estimativa \leq 0,8$ | Muito Bom         |
| $0,8 < Estimativa \leq 1,0$ | Excelente         |

**Fonte:** CONGALTON E GREEN (1978).

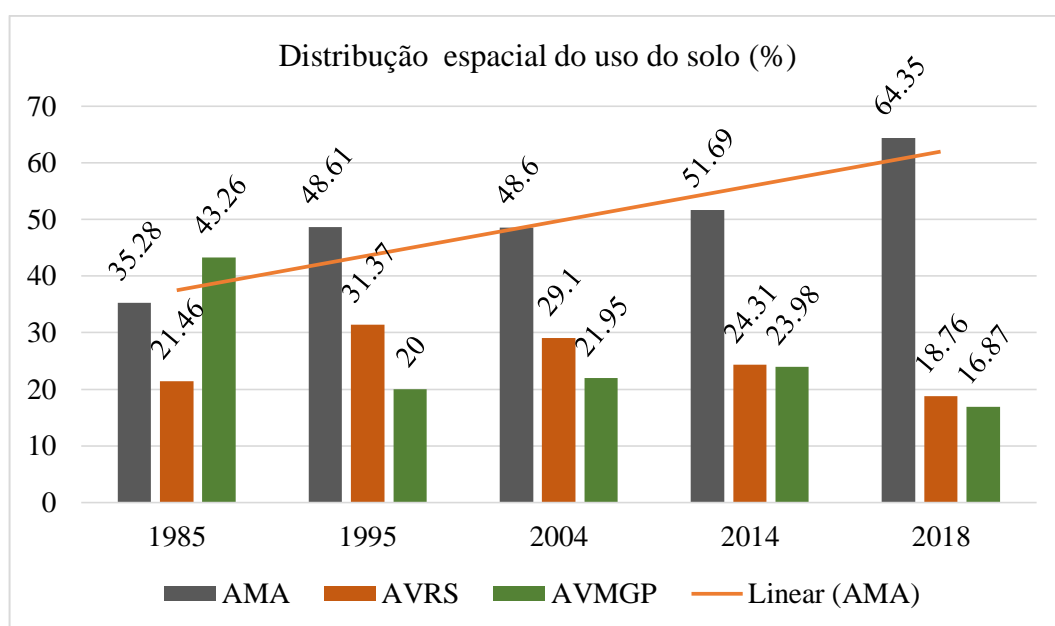
### 3.3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

As Tabela 7 E Figura 2, mostram a distribuição dos usos do solo do perímetro urbano. Notou-se com a avaliação destas, que houve alterações significativas durante o período de estudo, ocasionando aumento expressivo da área urbana.

**Tabela 8:** Quantificação em hectares da distribuição espacial do uso e ocupação do solo do perímetro do município de Rio Verde. Resultado da classificação por árvore de decisão hierárquica, com classes identificadas pelos valores espectrais de cada pixel.

| Classes    | Anos       |          |          |          |          |
|------------|------------|----------|----------|----------|----------|
|            | 1985       | 1995     | 2004     | 2014     | 2019     |
|            | Áreas (ha) |          |          |          |          |
| AMA        | 2.169,01   | 2.988,75 | 2.987,36 | 3.179,58 | 3.957,65 |
| AVRS       | 1.319,21   | 1.928,88 | 1.789,06 | 1.495,56 | 1.154,21 |
| AVMGP      | 2.659,28   | 1.229,98 | 1.349,71 | 1.475,17 | 1.037,70 |
| Área total | 6.147,00   | 6.147,63 | 6.146,71 | 6.150,32 | 6.149,58 |

\* AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte. **Fonte:** PEREIRA (2019)



**Figura 2:** Percentual resultante do cálculo das classes\* de uso do solo do perímetro urbano do município de Rio Verde, através da condição proposta por meio do algoritmo de decisão hierárquico, do ano de 1985 a 2018. **Fonte:** PEREIRA(2019).

\*AMA:Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte.

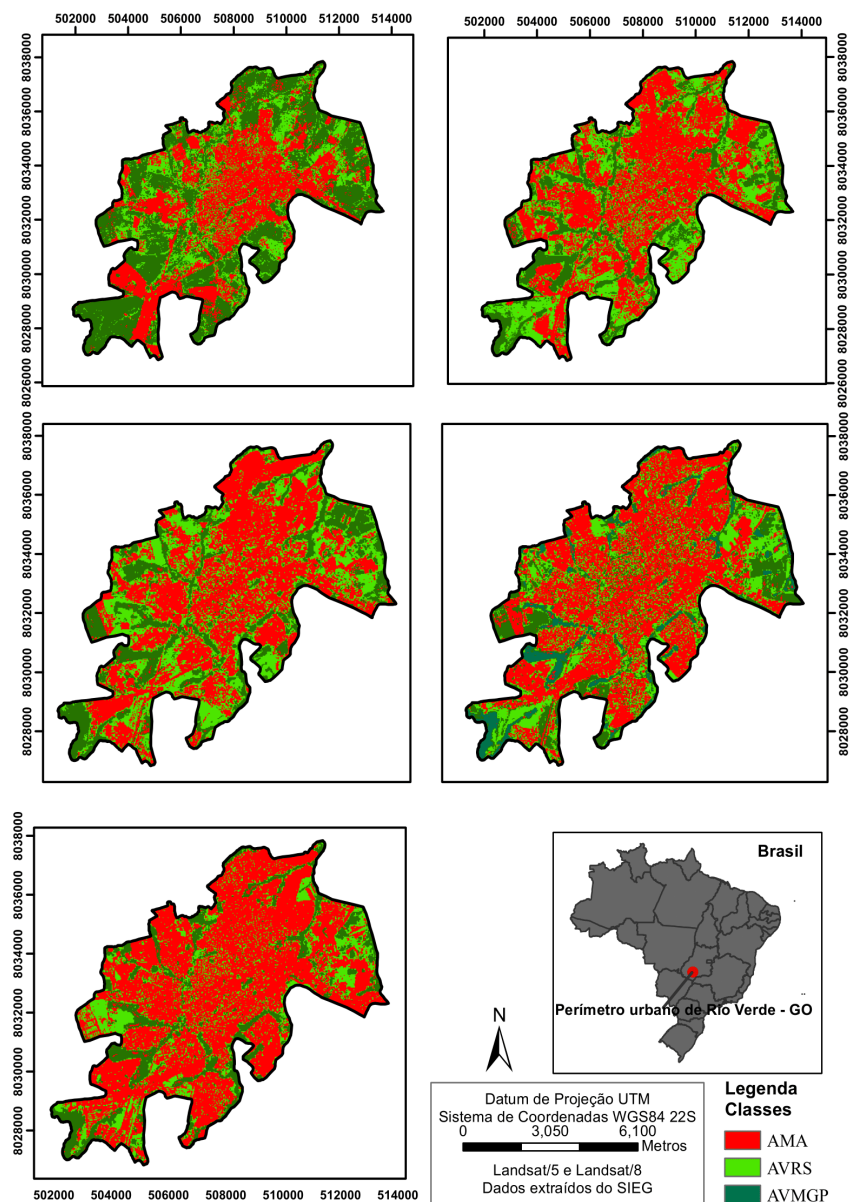
Com a classificação das imagens, verificou-se que as áreas com solos impermeabilizados (classe AMA – áreas muito antropizadas), expandiram expressivamente, em detrimento às áreas de cobertura verde. Apresentando 82,46% de crescimento da mancha urbana nos últimos 34 anos (1985 a 2018), período em que o índice populacional de Rio Verde duplicou seus valores (IBGE, 2010; 2016; 2019).

Avaliando a cena de 15/08/1985 (Figura 2) notou-se a existência de um percentual superior de áreas com cobertura verde mais densa denominadas por áreas de vegetação de médio e grande porte – AVMGP, em relação aos demais anos (Figura 2).



Percebeu-se que já no ano de 1995, a AVMGP sofreu decréscimo de 53,74% de área ocupada em Rio Verde, confirmando pesquisa realizada anteriormente que relaciona a perda de fragmentos de floresta com a expansão urbana (ZHOU, 2017).

As áreas que representam espaços de transição (AVRS – áreas de vegetação rasteira e solo exposto) entre áreas construídas e áreas com cobertura verde, sofreram inexpressiva alteração, com aproximadamente 9% de acréscimo entre os anos de 1985 e 1995.



**Figura 3:** Evolução espaço-temporal e distribuição das classes de uso do solo do perímetro urbano do município de Rio Verde através da classificação por árvore de decisão hierárquica, do ano de 1985 a 2019.

Na tabela 3, no ano de 2004, verificou-se que as áreas com cobertura verde mais densa (áreas de vegetação de médio e grande porte – AVMGP) apresentaram percentual de 21,95% da área total, confirmando estudos recentes que comprovam que as modificações no meio ambiente natural devem-se principalmente ao crescimento urbano (LI e ABOELNOUR, 2018).

Verificou-se ainda que o percentual de crescimento urbano foi muito expressivo, entretanto as áreas de cobertura verde sofreram grandes perdas, do ano de 1985 a 2018, as áreas com resposta espectral de vegetação densa (AVMG), apresentaram decréscimo de 60,97%.

Através do processamento das imagens e cálculo dos valores da distribuição espacial, constatou-se que o crescimento do perímetro urbano de Rio Verde foi muito superior ao percentual de áreas com cobertura verde. Houve expressiva perda de fragmentos de floresta remanescentes na cidade. Estudos anteriores, têm relatado que a expansão urbana ainda é um dos principais impulsionadores da perda de florestas nativas e que o crescimento populacional interfere diretamente nesta premissa (CHEN, 2019; ABOELNOUR, 2018).

Estes resultados concordam com estudos na China, que comprovaram que à medida que as áreas construídas são ampliadas, o meio ambiente natural é substituído, modificando a infraestrutura das cidades e maior instrumento para otimizar a transição de áreas vegetadas para áreas impermeabilizadas ainda é o desmatamento (ZHANG, 2018; XIAO, 2017).

### 3.3.1. Avaliação da Acurácia do Modelo

Como resultado do processamento das imagens, obteve-se classes distintas, e em relação a validação dos dados pertinentes no que tange a exatidão (acurácia), sensibilidade (acertos positivos) especificidade (acertos negativos), avaliou-se o peso através do padrão estabelecido por CONGALTON & GREEN, 1999 (Tabela 7).

Foram obtidos valores de peso muito bom a excelente de acordo com os estes autores (Peso de referência < 0: péssimo;  $0,6 < \text{Estimativa} \leq 0,8$  e  $0,8 < 1$ : Excelente).

**Tabela 9:** Estimativa resultante do processamento da acurácia (exatidão) das classes.

| CLASSES      | ANOS |      |      |       |      |      |      |       |      |      |      |       |      |      |      |       |      |      |      |       |
|--------------|------|------|------|-------|------|------|------|-------|------|------|------|-------|------|------|------|-------|------|------|------|-------|
|              | 1985 |      |      |       | 1995 |      |      |       | 2004 |      |      |       | 2014 |      |      |       | 2019 |      |      |       |
|              | TCC  | SEM  | ESP  | kappa | TCC  | SEM  | ESP  | kappa | TCC  | SEM  | ESP  | kappa | TCC  | SEM  | ESP  | kappa | TCC  | SEM  | ESP  | kappa |
| <b>AMA</b>   | 0.90 | 0.90 | 0.89 | 0.79  | 0.85 | 0.84 | 0.86 | 0.70  | 0.90 | 0.90 | 0.89 | 0.79  | 0.90 | 0.89 | 0.90 | 0.79  | 0.87 | 0.85 | 0.90 | 0.74  |
| <b>AVRG</b>  | 0.88 | 0.87 | 0.90 | 0.77  | 0.88 | 0.88 | 0.88 | 0.77  | 0.86 | 0.88 | 0.84 | 0.72  | 0.88 | 0.90 | 0.87 | 0.77  | 0.87 | 0.88 | 0.83 | 0.73  |
| <b>AVMGP</b> | 0.87 | 0.89 | 0.95 | 0.84  | 0.87 | 0.93 | 0.93 | 0.86  | 0.87 | 0.93 | 0.91 | 0.84  | 0.87 | 0.93 | 0.93 | 0.86  | 0.87 | 0.91 | 0.95 | 0.95  |

**Fonte:** PEREIRA (2019).

Percebeu-se que a taxa de classificação correta (TCC) em geral para todos os anos do estudo demonstrou concordância e muito semelhantes, ressaltando que classificações configuraram peso excelente (Tabela 9).

As estimativas de sensibilidade no que se refere ao peso de acertos, o ano de 1985 apresentou valores iguais para as classes de áreas construídas e solos impermeabilizados (AMA), com pesos oscilando entre 0.7 e 0.9. Valores comparados a Sharma em estudos realizados dos anos de 1990 e 2009, com valores de  $TCC < 0,86$ ;  $Kappa < 0,76$ .

Para o ano de 1985, as estimativas de sensibilidade (SEN) apresentaram valores oscilando ente 0,8 e 0,9, nas áreas muito antropizadas (AMA) (Tabela 9). Demonstrando para esta classe peso excelente (Tabela 8).

A classe com cobertura vegetal de médio e grande porte (AVMGP), apresentou estimativas muito próximas de sensibilidade (SEN), para anos de 1995, 2004, 2014 e 2018, representando peso excelente para todas as classes segundo CONGALTON & GREEN (1999) (Tabela 9).

Todas as estimativas de especificidade (acertos negativos) em todos os anos avaliados foram muito semelhantes, apresentando peso excelente, alta concordância nos resultados obtidos para as áreas classificada (AMA, AVRS e AVMGP) (Tabela 8).

O coeficiente Kappa que está relacionado a exatidão (acurácia), validando com segurança resultados estatísticos da pesquisa executada apresentou alta concordância em todas as classes do ano de 2018 (Tabela 8).

Os demais anos demonstraram valores muito próximos, alcançando peso muito bom (Tabela 8) em termos de acurácia. Os resultados muito semelhantes confirmam os estudos já realizados com algoritmos que trataram imagens de satélite para mensurar tecidos urbanos, para discriminação de uso e ocupação do solo (SILVA, 2016; SHARMA, 2013).

### **3.4. CONCLUSÕES**

i. A condição embasada em um algoritmo desenvolvido neste estudo para identificar os padrões de distribuição de uso do solo, mostrou-se um método eficaz para identificar as respostas espectrais através dos valores de pixel da distribuição espacial da superfície;

ii. A validação do coeficiente Kappa e a taxa de classificação correta (TCC), demonstrou que os resultados obtidos se apresentaram satisfatórios em relação ao modelo proposto.

iii. O mapeamento do uso do solo, demonstrou que a cidade de Rio Verde, possui uma estrutura física territorial muito compacta, com tipos de fitofisionomias de vegetação bem fragmentadas em seu percentual urbano, dominadas por poucas comunidades de plantas de médio e alto porte.

iv. Existem áreas de gramíneas típicas do cerrado, mas em alguns locais há junção entre esta categoria e de solos isentos de vegetação. E que apesar da existência de áreas compostas de cobertura verde, em sua maioria, o solo é altamente impermeabilizado, com inúmeras construções de concreto.

### 3.5. REFERÊNCIAS

ANDRADE, A. M. D.; MOURA, M. A. L.; SANTOS, M. A. L.; SANTOS, A. B.; CARNEIRO, R. G.; JUNIOR, R. S.; Radiação Fotossinteticamente Ativa incidente e refletida acima e abaixo do dossel de floresta de mata atlântica em Coruripe, Alagoas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.29, n.1, 68 - 79, 2014.

ANGELINI, L.P. et al. Balanço de Energia nas Condições de Mudanças de Uso do Solo na Região Sul do Estado de Mato Grosso. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 3, 353-363, 2017. Disponível em <http://www.scielo.br/pdf/rbmet/v32n3/0102-7786-rbmet-32-03-0353.pdf>

BARBOSA, A. H. S.; CARVALHO, G. R.; CAMACHO, R.G.V. Aplicação do NDVI para a Análise da Distribuição Espacial da Cobertura Vegetal na Região Serrana de Martins e Portalegre –Estado do Rio Grande do Norte. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 33, p.128-143. 2017.

CAPOANE, V.; TIECHER, T.; SCHAEFER, G. L.; CIOTTI, L. H.; SANTOS, D. R. Transferência de nitrogênio e fósforo para águas superficiais em uma bacia hidrográfica com agricultura e produção pecuária intensiva no Sul do Brasil. **Ciência Rural**, v. 45, n. 4, p. 647-650, 2015.

CARNEIRO, G. T., et al Cobertura Florestal do Município de Rio verde, go: Estrutura e Composição da Paisagem Entre 2005 e 2008 – **Ateliê Geográfico**, v. 36, n. 2, p. 335-357, mai./ago. 2011. Rio Claro, 2011.

CONGALTON, R.G., K. GREEN. Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices, Lewis Publishers, Boca Raton, Florida, 137 p., 1999.

CORRÊA, R.S.; SILVA, R.V. B. OCUPAÇÃO URBANA E DEGRADAÇÃO AMBIENTAL: ocupação, simbolismo e cidadania ambiental no bairro do Paraíso, Mosqueiro – PA. **Revista Perspectivas do Desenvolvimento: um enfoque multidimensional**. V. 03, Número 04, 2015.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. EMBRAPA Territorial. 2017. **Site**. Disponível em <[www.cnpq.embrapa.br](http://www.cnpq.embrapa.br)>.

CHEN, M; WILLGOOSE, G. R.; SACO, P. M.; Investigating the impact of leaf area index temporal variability on soil moisture predictions using remote sensing vegetation data. **Journal of Hydrology**, v. 522, p.274–284, 2015.

GAO, B. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*. V. 58, p. 257-266, 1996.

GAUTAM, V. K; GAURAVA, P. V; MURUGANA, P.; ANNADURAIA, M. Assessment of Surface Water Dynamics in Bangalore using WRI, NDWI, MNDWI, Supervised Classification and K-T Transformation, **Aquatic Procedia** V. 4, p. 739 – 746, 2015.

GOUNARIDIS, D.; KOUKOULAS, S. Urban land cover thematic disaggregation, employing datasets from multiple sources and Random Forests modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v.51, p.1–10, 2016.

INMET- Instituto Nacional de Meteorologia. Agrometeorologia - Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Site, 2012.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE – Cidades: Rio Verde – Goiás. 2010. 2011.2012. 2014 e 2016. Disponível em:[https://ww2.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2014/estimativa\\_dou.shtm](https://ww2.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2014/estimativa_dou.shtm)

KUMAR, D. Remote Sensing based Vegetation Indices Analysis to Improve Water Resources Management in Urban Environment. International Conference on Water Resources, Coastal and Ocean Engineering (ICWRCOE 2015). **Aquatic Procedia**, v. 4 p. 1374 – 1380, 2015.

LI, X.; ZHOU, Y.; GHASSEN, R. A.; ZHU, Z. Developing a 1 km resolution daily air temperature dataset for urban and surrounding areas in the conterminous United States. *Remote Sensing of Environment* v.215, p. 74–84, 2018.

LIU, S.; ZHANG, Y. O.; CHENG, F.; ZHAO, X. H. S. Resposta da Degradação das Pastagens à Seca em Diferentes Escalas de Tempo na Província de Qinghai: Características Espaciais-Temporais, Correlação e Implicações. **Remote Sensing**, v.9, p.1329, 2017.

LOEW, A.; STACKEL, T.; DORIGO, W.; JEU, R; HAGEMANN, S. Potential and limitations of multidecadal satellite soil moisture observations for selected climate model evaluation studies. **Hydrology Earth System Science**. v.17, p.3523– 3542, 2013.

OKE, T. R.; Climatic Impacts of Urbanization. **Interaction of Energy and Climate**. D. Reidel Publishing Company. Dordrecht: Holland, Boston: U.S.A., p.339-357, 1980.

PRADO, R. B.; FERREIRA, C. E.G.; BENITES, V. M. et al., Mapeamento e Descrição do uso e cobertura da terra em municípios do sudoeste goiano à partir de imagens orbitais TM/Landsat -5. EMBRAPA SOLO. **Boletim de pesquisa 2009**. Site. Disponível em <https://www.embrapa.br>

SANTOS, G. O.; SILVA, A. A.; BRAZ, A. R. C.; et al., Caracterização Morfométrica das Bacias Hidrográficas Inseridas no Município de Rio Verde, Goiás, como Ferramenta ao Planejamento Urbano e Agrícola. *Geografia, Ensino & Pesquisa*, vol. 22, p. 01-13, 2018.

SHARMA, R.; GHOSH, A.; JOSHI, P.K. Analysing spatio-temporal footprints of urbanization on environment of Surat city using satellite-derived bio-physical parameters, **Geocarto International**, v. 28:5, p. 420-438, 2013.

SILVA, P. B. S., Identificação de anomalias térmicas por sensoriamento remoto em Cuiabá/MT /. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2016.

TAGESSON, T. B.; HORIONA, S.; NIETOC, H.; ZALDO FORNIESA, V.; MENDIGUREN, et al., Desagregação da humidade do solo em SMOS na África Ocidental usando o Índice de Secura de Temperatura e Vegetação com base nos parâmetros da superfície terrestre do SEVIRI. **Remote Sensing of Environment**, p.424-4441, 2018.

WHENG, Q.; FIROZJAEI, M. K.; KIAVARZ, M.; ALAVIPANAH, S. K.; HAMZEH, S. Normalizing land surface temperature for environmental parameters in mountainous and urban areas of a cold semi-arid climate. *Science of the Total Environment*, v. 650, p. 515–529, 2019.

XU, H. Modified Normalized Difference Water Index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v.27, p. 3025-303, 2006.

ZHENG, Z.; ZHOU, W.; WANG, J.; HU, X.; QIANG, Y. Sixty-Year Changes in Residential Landscapes in Beijing: A Perspective from Both the Horizontal (2D) and Vertical (3D) Dimensions. **Remote Sensing**, v. 9, p. 2-14, 2017.

ZHOU, Q.; LUO, Y. ; ZHOU, X.; CAI, M. C. ; ZHAO, C. Response of vegetation to water balance conditions at different time scales across the karst area of southwestern China—A remote sensing approach. **Science of the Total Environment**, v. 645, p. 460–470, 2018.

## **4 CAPÍTULO II - EFEITOS DA TRANSFORMAÇÃO DO USO DO SOLO E SEUS IMPACTOS NA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE POR SENSORIAMENTO REMOTO EM RIO VERDE – GO**

(Em formato de manuscrito para submissão a revista Remote Sensing)

### **RESUMO**

Os mecanismos que impactam as variáveis do microclima gerados pela urbanização, são complexos e de difícil detecção, nesse sentido para mensurar as consequências que relacionam o aumento da temperatura com arquitetura baseada na extração de cobertura vegetal nas grandes cidades, faz-se necessário adotar modelos de resolução espacial e temporal. Assim, objetivou-se com este estudo, verificar os efeitos no microclima, relacionados ao processo intenso de urbanização no município de Rio Verde, estado de Goiás e comparar com dados obtidos sobre a temperatura da superfície (TS), no período de 1985 a 2018. Utilizou-se de produtos espectrais captados dos satélites Landsat-5/TM e Landsat-8/TIRS, arquivadas Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS – “*United States Geological Survey*”). O processamento foi realizado com base no modelo de recuperação atmosférica proposto por Jimenez-Munoz e Sobrino (2003/2014), com método de canal único, a banda termal. Utilizou-se ainda, o método estatístico “*bootstrap*” para realizar a avaliação e cálculo das médias de temperatura. Os resultados demonstraram variabilidades térmicas significativas entre as áreas com cobertura verde e as áreas com solos impermeabilizados, apresentando amplitudes térmicas expressivas que causaram ilhas de calor urbano (ICU) no perímetro urbano de Rio Verde.

**PALAVRAS-CHAVE:** Cobertura vegetal. Desmatamento. Imagens orbitais.

### **ABSTRACT**

The mechanisms that impact the microclimate variables generated by urbanization are complex and difficult to detect, in this sense to measure the consequences that relate the temperature increase with architecture based on the vegetation extraction in large cities, it is necessary to adopt models of spatial and temporal resolution. Thus, the objective of this study was to verify the effects on microclimate related to the intense process of urbanization in the city of Rio Verde, Goiás state and compare with data obtained on surface temperature (TS), from 1985 to 2018. We used spectral products from the Landsat-5 / TM and Landsat-8 / TIRS satellites, archived by the United States Geological Survey (USGS). The processing was performed based on the atmospheric recovery model proposed by Jimenez-Munoz and Sobrino (2003/2014), with single



channel method, the thermal band. The statistical method “bootstrap” was also used to evaluate and calculate of temperature averages. The results showed significant thermal variability between the green areas and the areas with waterproofed soils, presenting expressive thermal amplitudes that caused urban heat islands (ICU) in the Rio Verde urban perimeter.

**KEYWORDS:** Vegetation cover. Deforestation. Orbital images.

## 4.1. INTRODUÇÃO

As alterações, variações climáticas e amplitudes térmicas têm causado intensa preocupação mundial. Diversos estudos responsabilizam a demasiada extração de cobertura verde ao constante aumento da temperatura da superfície terrestre, principalmente após ampliação dos centros urbanos. (IMAM, 2016).

A urbanização trata-se do processo de transformação do meio ambiente natural em uma infraestrutura que atenda às necessidades humanas, e esta transição é embasada na extração de recursos naturais desorganizadamente, e o desmatamento pontua como principal vetor de abertura de espaços para ocupação de cidades (FEITOSA, 2011).

Cabe ressaltar que as cidades possuem superfícies altamente impermeabilizadas que inferem nos parâmetros climáticos, ressaltando que áreas vegetadas, interferem na variabilidade de energia que circula na atmosfera e nos ciclos hidrológicos do planeta (CHAKRABORTY, 2019; HUIA, 2018; MIAO, 2016).

Pesquisas recentes demonstram que quantidade de vegetação existente em grandes áreas pode proporcionar redução nos fluxos de energia que aquecem a superfície, ocasionando menor temperatura em solos com cobertura vegetal abundante e de maior temperatura em solos expostos e/ou espaços urbanizados (ABOELNOUR et al., 2018; XIAOMING et al., 2017).

Percebe-se que a isenção de cobertura verde e a conversão de fragmentos de floresta em solos impermeabilizados, funciona como parâmetro determinante para impactar a condição hídrica terrestre e colabora com o controle da distribuição da energia no fluxo de calor sensível, contribuindo com a formação de ilhas de calor urbanos (ICU) (LOEW et al., e GOMES, 2013).

Estudos recentes têm utilizado imagens multiespectrais, para identificar a transição de áreas de florestas em solos impermeabilizados, correlacionando as mudanças espaço-temporais da distribuição do solo com as amplitudes térmicas

(WENG, 2019; CHATTERJE, 2017; MILES, 2017; SHARMA, 2013; PRADO, 2009; XU, 2006).

Através de produtos espectrais é possível mensurar os percentuais de radiação eletromagnética e identificar a assinatura espectral de cada alvo terrestre, considerando que a redução/aumento de percentuais de vegetação, solo exposto, ou ainda áreas de terras construídas em diferentes superfícies interferem nestas interações (ABOELNOUR et al., 2018; ANGELLINI et al., 2017; SILVA, 2016; GAO, 1996).

Pesquisas têm utilizado de índices embasados em equações matemáticas formulados a partir de produtos orbitais, para identificar em cada tipo de solo e alterações na distribuição espacial e o índice mais importante para detectar o nível de cobertura vegetal é o NDVI (Índice de Vegetação de Diferença Normalizado) que trabalha como ferramenta para monitoramento de alterações biofísicas do solo (ZHOU, 2018; LIU, 2017).

Neste sentido, esta pesquisa trata-se do estudo do processo de urbanização do município de Rio Verde que sofreu com intensa transição de áreas de cobertura verde em solos altamente impermeabilizados, com enfoque nas consequências que este processo pode ter causado e com objetivo de estimar as possíveis alterações no microclima urbano de Rio Verde comparando a variabilidade térmica de áreas com cobertura verde e áreas de solos impermeabilizados de 1985 a 2018.

Os resultados demonstraram que a interferência antrópica na transformação do meio ambiente natural em solos impermeabilizados ocasionou expressiva mudança na variabilidade térmica, contribuindo com o surgimento de ilhas de calor urbano.

## **4.2. MATERIAIS E MÉTODOS**

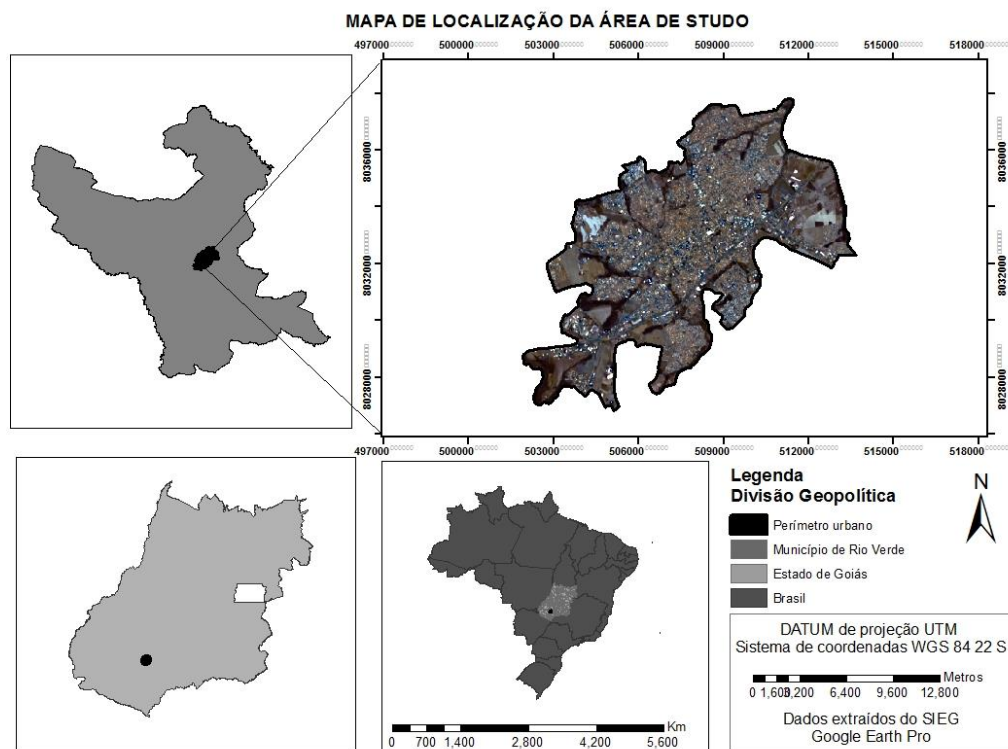
### **4.2.1. Área de Estudo**

A área selecionada para o estudo, compreende o total de 6.151,50 hectares, exclusivamente dentro do perímetro urbano de Rio Verde, estado de Goiás, que está posicionado na região centro-oeste do Brasil (Figura 1).

O município encontra-se localizado nas coordenadas geográficas 17° 47' 53" S e 50° 55' 41" W, situado a aproximadamente 230 km de Goiânia (capital do estado).

As principais rodovias que dão acesso ao município são: Rodovia Federal - BR 060, BR-452 e rodovia estadual GO 174 (IBGE, 2010; 2014; 2016).

O município possui uma extensão territorial de 8.379,66 km<sup>2</sup> e tem como limites geopolíticos, os municípios de Castelândia, Jataí, Montividiu, Paraúna, Quirinópolis, Santa Helena de Goiás (IBGE, 2016).



**Figura 1:** Mapa de localização da área de estudo: Rio Verde, Goiás, Brasil. **Fonte:** PEREIRA (2019)

O clima é tropical (megatérmico), classificado como Aw, definido por duas estações bem distintas: inverno, a estação seca e verão chuvoso, com as temperaturas do mês mais frio variando entre 18°C e 22°C e no mês mais quente variando entre 30°C a 32°C, a umidade relativa (KÖPPEN e GEIGER, 1928).

O município registra altitude de 748 m do nível do mar, com topografia plana e percentuais de declividade de até 3%, inserido na bacia hidrográfica do Rio Paranaíba. A sub-bacia que abastece a população é do rio São-Tomaz, onde 86 cursos hídricos fazem parte desta sub-bacia (SANTOS, 2018).

O solo de Rio Verde é o mesmo predominante na microrregião do sudoeste goiano, composto de Latossolo Vermelho Eutrófico típico e Latossolos Vermelho-amarelo, marcado com textura argilosa e formado basicamente por rochas basálticas (PRADO e EMBRAPA, 2009).

#### 4.2.2 Coleta dos dados

Os dados climáticos (temperatura e umidade relativa do ar) que serviram para equacionar índices de correção de temperatura da superfície (TS) foram coletados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), com a estação localizada no município de Rio Verde.

A data e hora para seleção das informações, coincidiram com a o horário de imageamento dos sensores de satélite, às 9 h, do mês de agosto de cada ano de estudo. Os dados de temperatura foram obtidos através de imagens multiespectrais, por meio das bandas 6 e 10. Os produtos espectrais foram obtidos do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS – “*United States Geological Survey*”), através da plataforma ESPA (EROS - “*Science Processing Architecture*”), que as fornece em formato Geotiff e sistema de projeção UTM WGS1984 (zona 22S).

Foram adquiridas cenas relacionadas a órbita/ponto de 223/72 referente a área de estudo. A quantidade de cenas e a escolha dos anos obedeceu o padrão pré-definido que considerou a evolução da intensificação da urbanização de Rio Verde, entre os anos de 1985 a 2018 (Tabela 1).

**Tabela 1:** Características das imagens orbitais obtidas para a extração dos índices espectrais. Data de cada cena, resolução temporal, espectral e espacial e satélites.

| Características das Imagens                |        |            |                                       |                       |                           |
|--|--------|------------|---------------------------------------|-----------------------|---------------------------|
| Satélite                                   | bandas | datas      | Intervalo espectral ( $\mu\text{m}$ ) | resolução espacial(m) | resolução temporal (dias) |
| Landsat 5 - <i>Thematic Mapper</i>         | 2      |            | 0,52 - 0,60                           | 30 m                  | 16                        |
|  | 3      | 15/08/1985 | 0,63 - 0,69                           |                       |                           |
|  | 4      | 11/08/1995 | 0,76 - 0,90                           |                       |                           |
|  | 5      | 19/08/2004 | 1,55 - 1,75                           |                       |                           |
|  | 6      |            | 10,4 - 12,5                           |                       |                           |
| Landsat 8 - <i>Operational Land Imager</i> | 2      |            | 0,45 – 0,51                           | 30 m                  | 16                        |
|  | 3      | 11/08/2014 | 0,53 – 0,59                           |                       |                           |
|  | 4      | 13/08/2019 | 0,64 – 0,67                           |                       |                           |
|  | 5      |            | 0,85 – 0,88                           |                       |                           |
|  | 10     |            | 10,60 – 11,19                         |                       |                           |

**Fonte:** EMBRAPA (2018) adaptado por PEREIRA (2019)

##### 1.1.1

#### 4.2.2. Estimativa da temperatura da superfície

Para extrair valores de temperatura da superfície foi empregada a metodologia de correção da temperatura através de modelos matemáticos, com banda de canal único, metodologia desenvolvida e aplicada por Jimenez-Munoz e Sobrino (2004/2014),

utilizou-se ainda das bandas termais, bandas 6 e 10 dos sensores Landsat/TM-5, e Landsat/TIRS-8, respectivamente, valores expressados através da equação 1: (Jimenez-Muñoz e Sobrino, 2004).

$$\text{Equação (1)} \quad T_s = Y [\varepsilon^{-1} (\psi_1 L_{\text{sensor}} + \psi_2 \psi_3)] + \delta$$

Em que:

$$\text{Equação (2)} \quad \{C_2 L_{\text{sensor}} / T_{\text{sensor}} [\lambda_4 C_1 / L_{\text{sensor}} + \lambda]\}^{-1}$$

Em que:

$$\text{Equação (3)} \quad \delta = -Y_{\text{sensor}} + T_{\text{sensor}}$$

$$\psi_1 = (0.14714 (w^2)) - (0.15583w) + (1.1234)$$

$$\psi_2 = (-1.1836(w^2)) - (0.37607w) - (0.5289)$$

$$\psi_3 = (-0.04552(w^2)) + (1.8719w) - (0.39071)$$

$$\text{Equação (4)} \quad w = 0.0981x\{10x 0,6108 x \exp [17.27x(to-273.1/273+(to-273.15)].$$

Em que: em que  $t_o$  é a temperatura do ar próxima a superfície (K),  $UR$  é a umidade relativa (%) (ANGELINI, 2017).

#### 4.2.3 Estimativa do NDVI

O NDVI (Índice de Vegetação de Diferença Normalizado) atua como importante índice para monitoramento de alterações biofísicas do solo, relacionadas a cobertura vegetal (ZHOU, 2018; LIU, 2017). O cálculo deste índice é realizado pela razão entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo (JENSEN, 2009) expressados pela equação 5:

$$\text{Equação (5)} \quad \text{NDVI} = \frac{B_5 - B_4}{B_5 + B_4}$$

#### 4.2.4. Classificação do uso do solo

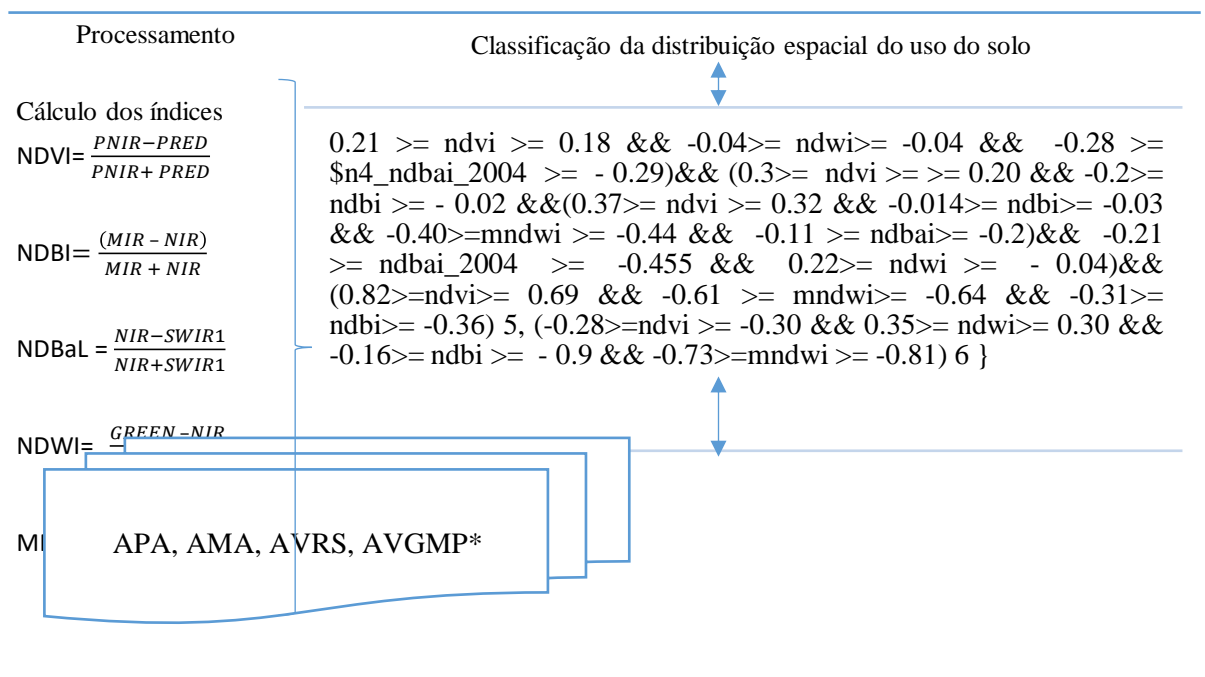
Para mapeamento do uso e ocupação do solo, utilizou-se de índices espectrais: Índice de Vegetação de Diferença Normalizado (NDVI), Índice de Água de Diferença Normalizado (NDWI), Índice Construído Diferenciado Normalizado (NDBI) e Índice de Uniformidade Diferenciado Normalizado (NDBaI) e Índice adicional de água de diferença normalizada modificada (MNDWI) processados previamente.

Aplicou-se como metodologia a classificação de através de algoritmo hierárquico (Figura 2) e (Tabela 2).

**Quadro 1:** Classes definidas, mediante observação dos padrões espectrais, cálculo dos índices contidos nas imagens orbitais, respeitando a composição de cada superfície da área de estudo.

|       |  |  |
|-------|--|--|
| AMA   | Áreas muito antropizadas                   | Compreende áreas com resposta espectral inerentes a telhados, solos impermeabilizados com concreto ou manta asfáltica.                   |
| AVRS  | Áreas de vegetação rasteira e solo exposto | Corresponde a áreas com gramíneas, vegetação rasteira e solo exposto, sem nenhuma cobertura verde ou com resposta espectral semelhantes. |
| AVMGP | Áreas de vegetação de médio e grande porte | Compreende áreas com vegetação mais densa, árvores de médio e grande porte, ou com resposta espectral semelhantes.                       |

Posteriormente utilizou uma condição baseada em algoritmo de árvore de decisão hierárquica com a função de discriminar a variabilidade espectral dos solos, a resposta espectral para cada tipo de solo. Essa metodologia utiliza-se dos valores estimados dos índices espectrais previamente processados:



#### 4.2.5. Métodos estatístico para cálculo de temperatura

Para a análise da variação das alterações de temperatura foi aplicado o método estatístico “*bootstrapping*” (“*bootstrap*”), proposto por Efron (1979), que consiste na reamostragem dos dados coletados, em que as variáveis são recalculadas 1000 vezes aleatoriamente, para construir intervalos de confiáveis das amostras.

O intervalo de confiança de 95% gera uma estimativa de maior credibilidade para os resultados calculados (COLLISCHONN, 2016; EFRON, 1979). Neste estudo, os cálculos estatísticos, foram estimados através do programa R, através de seu pacote boot.

### 4.3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

#### 4.3.1. Estimativa da temperatura da superfície

A tabela 2 apresenta os resultados estatísticos das médias das temperaturas na superfície em Rio Verde entre os anos de 1985 a 2019. Com os cálculos notou-se com a que houver alterações e aumento expressivo nas amplitudes térmicas ao longo dos anos de estudo.

Em todos os resultados as maiores médias de temperaturas (TS) foram encontradas nas áreas com solos altamente impermeabilizados, aqui caracterizados como em áreas muito antropizadas - AMA (Tabela 2).

Verificou-se que a menor média de temperatura (TS) para o ano de 1985, foi observado nas áreas de solo coberto de fragmentos de floresta urbana, caracterizados neste estudo como Áreas de vegetação de médio e grande porte - AVMGP (Tabela 2), neste mesmo ano, percebeu-se ainda nestes locais, uma diferença de TS inferior de 5,27°C das áreas de cobertura verde para áreas com solos impermeabilizados (AMA) (Tabela 2).

Os resultados referentes ao ano de 1995, também demonstraram, que as áreas de solos impermeabilizados (AMA), obtiveram valores superiores de TS aos das áreas com cobertura verde. Observou-se ainda, que os menores valores de TS, foram das áreas caracterizadas por cobertura de médio e grande porte (AVMGP) (Tabela 2).

Entretanto de um ano para outro, houve acréscimo de TS em todas as classes avaliadas, resultando em: 0,81°C- AMA (1995) > AMA (1985); 0,06°C – AVRS (1995) > AVRS (1985); 0,5°C – AVMGP (1995) > AVMGP (1985).

Em estudos anteriores com amplitudes térmicas, observou-se este mesmo comportamento, atestando aqui que as áreas com solos isentos de cobertura verde ou com cobertura impermeabilizada, tem maior potencial de absorção dos fluxos de calor e que a dinâmica de transição de espaços com cobertura verde para áreas construídas favorece o aumento da variabilidade térmica (MIAO, 2016).

Houve significativo aumento de temperatura do ano de 1995 para o ano de 2004, ressaltando que os resultados deste ano apresentaram os maiores valores de temperatura de todos os anos do período avaliado, inclusive apresentando a maior amplitude térmica entre as classes AMA e AVMGP.

A TS da área de vegetação rasteira e solo exposto (AVRS) do ano de 1995 foi significativamente menor que a TS da AVRS do ano de 2004, apresentando diferença de 9,07% do ano 1995 para o ano de 2004. (Tabela 2)

As áreas de vegetação de grande e médio porte (AVMGP) apresentaram TS 14,66% inferior às áreas muito antropizadas AMA para o ano de 2004.

**Tabela 2:** Médias de temperatura para os anos de estudo e seus respectivos intervalos de confiança

| <b>Anos</b> | <b>1985</b>      | <b>1995</b>      | <b>2004</b>      | <b>2014</b>      | <b>2019</b>      |
|-------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
|             | <b>T/IC (C°)</b> | <b>T/IC (C°)</b> | <b>T/IC (C°)</b> | <b>T/IC (C°)</b> | <b>T/IC (C°)</b> |
| AMA         | 36,05±0,045      | 36,86±0,03       | 38,78±0,03       | 35,5 ±0,02       | 36,92±0,04       |
| AVRS        | 35,27±0,02       | 35,33±0,02       | 38,40±0,02       | 35,09±0,02       | 36,86±0,05       |
| AVMGP       | 30,78±0,06       | 31,28±0,045      | 33,82±0,05       | 31,89±0,05       | 36,86±0,02       |

**.Fonte:** PEREIRA (2019)

<sup>1</sup> Valor médio de temperatura. <sup>2</sup>Intervalo de confiança. AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de na médio e grande porte.

A TS em todas as classes do ano de 2004 em relação aos anos seguintes: 2014 e 2019 respectivamente, pois nestes anos houve decréscimo atípico na temperatura média do ar. Entretanto, os valores das TS destes anos, apresentaram –se superiores aos demais anos do estudo (1985 e 1995), principalmente nas áreas muito antropizadas (AMA) (Tabela 2).

Para o ano de 2014, a TS das áreas de vegetação de médio e grande porte (AVMGP) apresentaram o menor valor das classes avaliadas. Com percentual de 11,32% inferior às áreas muito antropizadas (AMA).

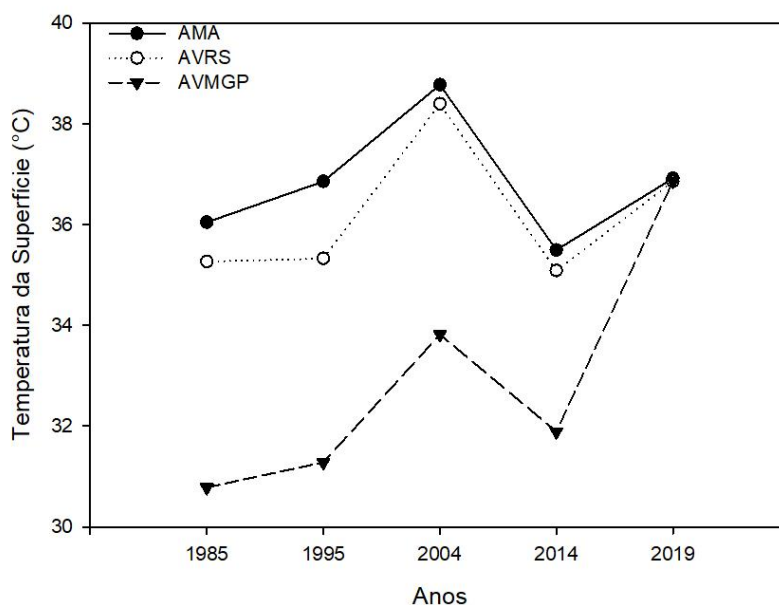


Houve diferença inexpressiva nas médias de temperatura (TS) das áreas de vegetação rasteira e solo exposto (AVRS) para as áreas muito antropizadas (AMA), de somente 1,16 %.

Para o ano de 2019 as médias de TS, foram muito semelhantes em todas as classes avaliadas. Entretanto, quando as médias são comparadas ao ano inicial do estudo, observou-se acréscimo de 19,75% na TS do ano de 2019 para o ano de 1985 nas áreas de vegetação de médio e grande porte (AVMGP) (Tabela 2).

A comparação das médias de nas áreas classificadas (Figura 3), percebeu-se que houve aumento progressivo das médias de temperatura, evidenciando que áreas com solos isentos de vegetação ou com arquitetura extremante urbanizados, possuem tendência ao aquecimento da temperatura da superfície e ao aparecimento de anomalias térmicas como as ilhas de calor urbano (ICU) (WENG, 2019).

Notou-se ainda (Figura 3) que nas áreas muito antropizadas (AMA), que a medida que ocorria a expansão do perímetro urbano e o solo era impermeabilizados, as médias de temperatura foram aumentando progressivamente, os menores valores de temperatura foram encontrados no ano de 1985 e 2014, observou-se ainda que os maiores valores de temperatura foram para o no de 2004.

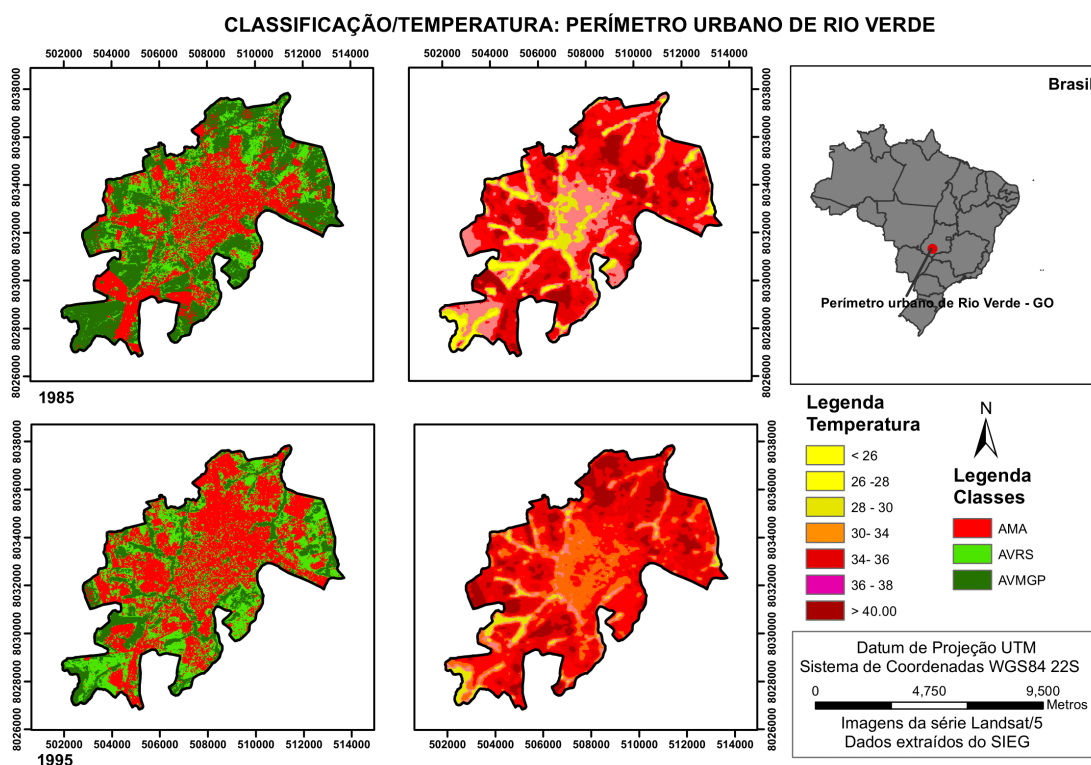


**Figura 3:** Gráfico com a evolução das médias de temperatura no período de estudo de 1985 a 2019.

#### 4.3.2. Comparação das amplitudes térmicas de temperatura (TS) com a classificação do uso do solo

As figuras 4,5 e 6, apresentaram, a comparação entre o nível de desmatamento em Rio Verde com as resultantes do modelo de correção de temperatura aplicado a este estudo e suas respectivas amplitudes térmicas entre os anos de 1985 e 2019.

Percebeu-se que nas áreas com maiores índices de mancha urbana foram obtidos os maiores valores de temperatura, ressaltando que os maiores valores de amplitudes térmicas foram encontrados nos anos de 2004 e 2019



**Figura 4:** Comparação da classificação do uso do solo, a distribuição espacial de cada classes discriminada, com as médias de temperatura da superfície para os anos de 1985 e 1995. Distribuição das classes e suas características - AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte.

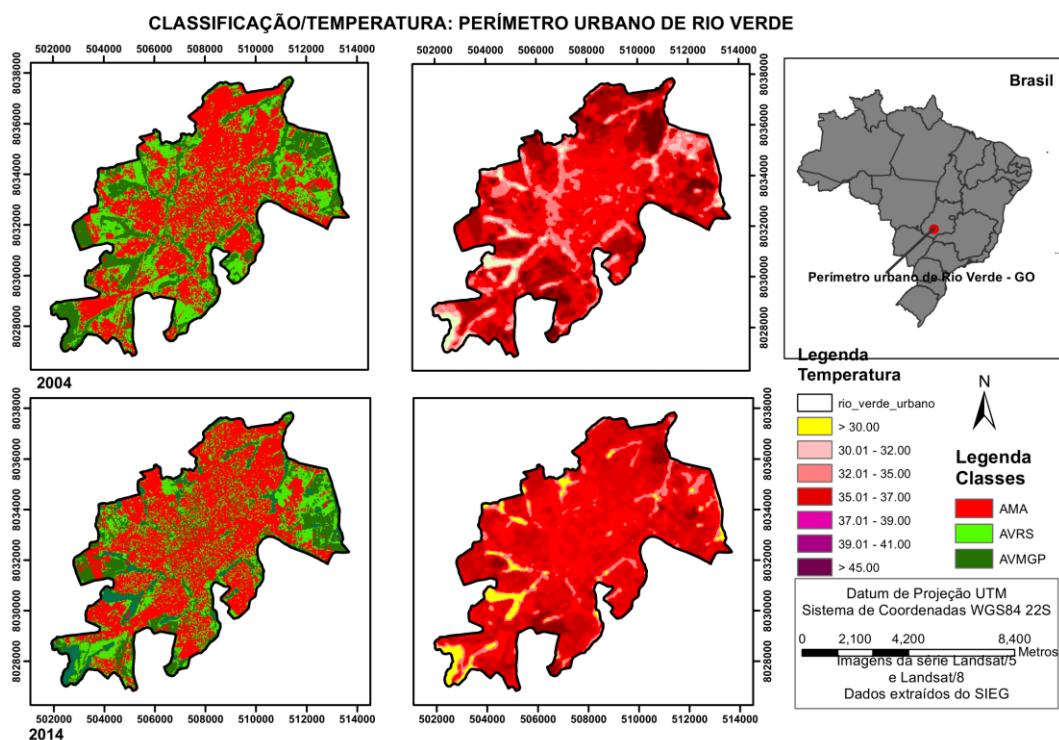
Notou-se que as amplitudes de temperatura (TS), das cenas do ano de 1985, apresentaram médias mais elevadas de temperatura nas de solos impermeabilizados (áreas muito antropizadas - AMA) (Figura 4), com diferença de média de TS 34,48% (AMA) > (AVRS e AVMGP). Com a classificação/comparação as classes do ano de 1985 para o ano de 1995, verificou-se que a amplitude térmica para estes anos foi superior nas classes referentes ao ano de 1995.

Assim, os valores de TS dos anos de 1985, alcançou valores até  $> 38^{\circ}\text{C}$ , enquanto para o ano de 1995 (Figura 4), os resultados apresentaram amplitudes térmicas oscilando entre  $>28^{\circ}\text{C}$  nas classes com cobertura verde, neste estudo caracterizadas como AVMGP e  $< 40^{\circ}$  nas áreas muito antropizadas (AMA).

Os resultados do ano de 1995, ainda demonstraram que houve um acréscimo de aproximadamente de 12% nas amplitudes térmicas do ano de 1985 para o ano de 1995, confirmando que vegetação absorve energia de calor sensível, amenizando a temperatura da superfície (SHARMA, 2013).

Na figura 5 percebeu-se que os maiores valores de temperatura, ocorridos no intervalo entre  $39^{\circ}$  e  $45^{\circ}\text{C}$  estão nas áreas intensamente urbanizadas do ano de 2004. Confirmando que a redução de paisagens naturais contribui para o aquecimento da superfície, e que áreas com cobertura verde têm menor índice de temperatura (WHENG et al., 2019; ABOELNOUR et al., 2018; SILVA, 2016).

De acordo com o mapa de uso do solo e de temperatura da superfície (TS), houve uma diferença expressiva das amplitudes da TS entre as áreas antropizadas (AMA e APA) em relação às áreas com cobertura verde. As áreas com solos impermeabilizados (APA e AMA) apresentaram uma TS 43.7% maior que as áreas com cobertura verde (AVRS e AVMGP) para o ano de 2004 (Figura 5).



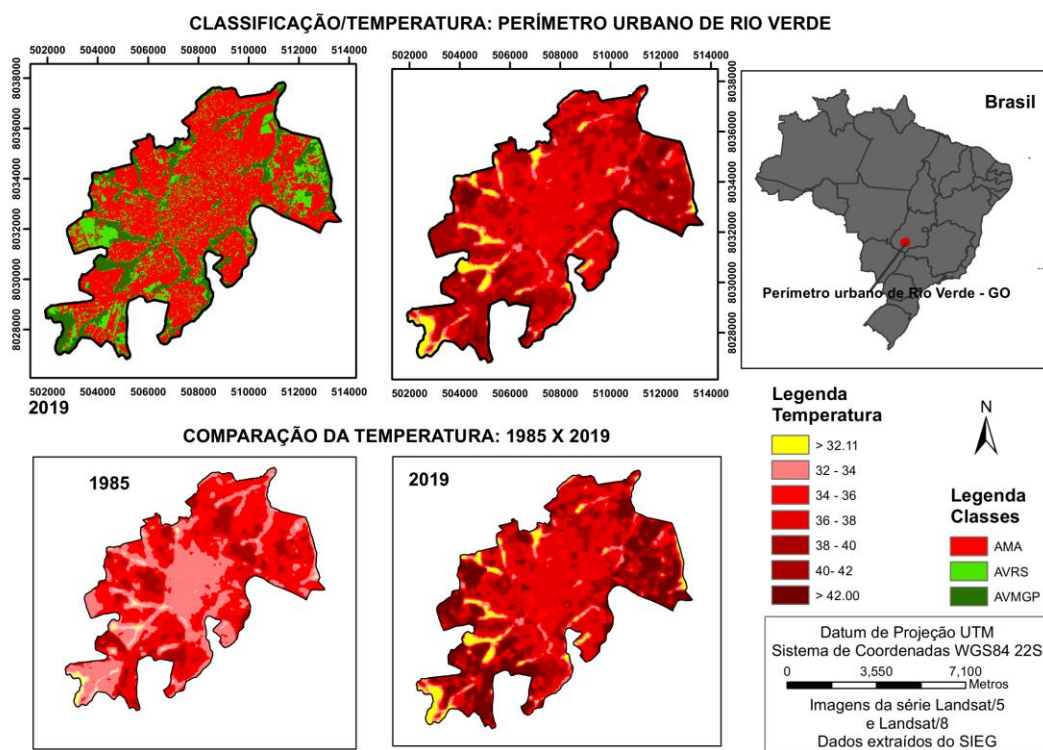
**Figura 5:** Comparação da classificação do uso do solo, a distribuição espacial de cada classe discriminada, com as médias de temperatura da superfície para os anos de 2004

e 2014. Distribuição das classes e suas características - AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte.

Para o ano de 2014 (Figura 6) a TS das áreas construídas ou solos impermeabilizados (AMA) foi 36.86% maior que das áreas com cobertura verde. O mapeamento de usos do solo do ano de 2014 (Figura 6).

Percebeu-se para o ano de 2019, as maiores discrepâncias nas amplitudes térmicas, pois os valores de áreas antropizadas (AMA), foram muito semelhantes as áreas de vegetação de médio e grande porte (AVMGP) e mesmo áreas com resquícios de cobertura verde, houve aumento nas amplitudes térmicas.

Resultados que corroboram com estudos sobre com índices espectrais e elementos climáticos já existentes e que sugerem áreas com cobertura verde contribuem para amenizar as amplitudes térmicas urbanas (ZHOU, 2017; MIAO, 2016; XIAO, 2010).



**Figura 6:** Comparação da classificação do uso do solo, a distribuição espacial de cada classes discriminada, com as médias de temperatura da superfície para o ano de 2019. E ainda comparação das amplitudes do ano de 1985 e ano de 2019. Distribuição das classes e suas características - AMA: Áreas muito antropizadas; AVRS: Áreas de vegetação rasteira e solo exposto; AVMGP: Áreas de vegetação de médio e grande porte.

Comparando as áreas classificadas com as amplitudes térmicas para o ano de 2019, verificou-se que as áreas de solos impermeabilizados, aqui caracterizadas como AMA, as amplitudes térmicas foram de 31,2% superior às áreas com cobertura verde.

E ainda em comparação ao ano inicial do estudo, verificou-se acréscimo de 16% das TS máxima do ano de 1985 para o ano de 2019. Em relação as TS mínimas, o ano de 2019 apresentou uma TS-mínima de 23,07% superior em relação a TS –mínima do ano de 1985 (Figura 4 e Figura 6).

Em comparação ao ano anterior, 2014, a TS –máxima foi 10,25% inferior em relação ao ano de 2019 nas áreas caracterizadas como áreas muito antropizadas (AMA) e a TS-mínima do ano de 2019 foi 6,67% superior a TS-mínima do ano de 2014 (Figuras 5 e 6).

Percebe-se pelo mapeamento do uso do solo, que as áreas com cobertura verde, em geral apresentaram menores valores de temperatura em comparação as áreas com intensa urbanização (Figura 4, Figura 5, Figura 6), corroborando com pesquisas que buscaram identificar os efeitos físicos e ambientais resultantes da urbanização, e que concordam que as médias de temperatura mais elevadas, são recorrentes em áreas com altos percentuais de solos impermeabilizados (WHENG et al., 2019; ABOELNOUR et al., 2018; MILES, 2015)

#### **4.4. CONCLUSÕES**

i.As estimativas realizadas neste estudo demonstraram que a extração de cobertura vegetal nas últimas três décadas na cidade de Rio Verde, interferiu nas médias temperatura das áreas compostas de solos impermeabilizados;

ii. Constatou-se um número superior de camadas de superfície termicamente ativas e que áreas caracterizadas com cobertura verde apresentaram menores valores de temperatura em comparação as áreas caracterizadas com solos impermeabilizados.

#### **4.5. REFERÊNCIAS**

ANGELINI, L.P. et al. Balanço de Energia nas Condições de Mudanças de Uso do Solo na Região Sul do Estado de Mato Grosso. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 32, n. 3, p. 353-363, 2017.

CHAKRBORTY, T; LEE, S. A simplified urban-extent algorithm to characterize surface urban heat islands on a global scale and examine vegetation control on their spatiotemporal variability. **Int J Appl Earth Obs Geoinformation**, v.174, p. 269-280, 2019.

CHATTERJEE, R.S.; SINGH, N.; THAPPA, S. et al., Retrieval of land surface temperature (LST) from landsat TM6 and TIRS data by single channel radiative transfer algorithm using satellite and ground-based inputs. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 58, p. 264–277, 2017.

COLLISCHONN, B.; CLARKE, R. T., Estimativa e incerteza de curvas cota-volume por meio de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, on line, p.1-9.

EFRON, B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. *Ann. The Analysis of Statistics* (1979), v.7. n°1, pp1-26.

GAO, B. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*. v. 58, p. 257-266, 1996.

HUIA, Y., ZHANG, A. Q., XUA, C., et al Vegetation's role in controlling long-term response of near ground air temperature to precipitation change in a semi-arid region. **Journal of Arid Environments Available**. 2018.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE – Cidades: Rio Verde - Goiás. 2010. Disponível em <<https://cidades.ibge.gov.br>>

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE – Cidades: Rio Verde - Goiás. Disponível em: 2014. <[https://ww2.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2014/estimativa\\_dou.shtm](https://ww2.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2014/estimativa_dou.shtm)>

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Sistema IBGE de Recuperação Automática – SIDRA. Site. 2016. <<https://sidra.ibge.gov.br/home/ipca15/brasil>>

IMAM, A.; BANERJEE. Urbanização e Ecologização das Cidades Indianas: Problemas, Práticas e Políticas. *Ambio*, Reino Unido, 2016.

JIMENEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J.A. PAOLINI, L. **Remote Sensing of Environment**, v.90, p. 434–440, 2004.

JIMENEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J.A.; SKOKOVIC, D. et al., **Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 11, n° 10, 2014.

LI, X.; LI, W.; Middel, A., et al., Remote sensing of the surface urban heat island and land architecture in Phoenix, Arizona: Combined effects of land composition and configuration and cadastral–demographic–economic factors. *Remote Sensing of Environment*, v. 174, p. 233-243

LOEW, A.; STACKEL, T.; DORIGO, W.; JEU, R.; HAGEMANN, S. Potential and limitations of multidecadal satellite soil moisture observations for selected climate

model evaluation studies. **Hydrology Earth System Science**. v.17, p.3523– 3542, 2013.

MIAO, C.; KONG, D.; WU, J. et al., Functional degradation of the water–sediment regulation scheme in the lower Yellow River: Spatial and temporal analyses. **Science of the Total Environment**, v. 551–552 p.16–22, 2016.

MILES, V.; ESAU, I., Seasonal and Spatial Characteristics of Urban Heat Islands (UHIs) in Northern West Siberian Cities, *Remote Sensing*, v. 9, p. 988-100, 2017.

OKE, T. R.; Climatic Impacts of Urbanization. **Interaction of Energy and Climate**. D. Reidel Publishing Company. Dordrecht: Holland, Boston: U.S.A., p.339-357, 1980.

PRADO, R. B.; FERREIRA, C. E.G.; BENITES, V. M. et al., Mapeamento e Descrição do uso e cobertura da terra em municípios do sudoeste goiano à partir de imagens orbitais TM/Landsat -5. EMBRAPA SOLO. Boletim de pesquisa 2009. Disponível em <https://www.embrapa.br>

SHARMA, R.; GHOSH, A.; JOSHI, P.K. Analysing spatio-temporal footprints of urbanization on environment of Surat city using satellite-derived bio-physical parameters, *Geocarto International*, v. 28:5, p. 420-438, 2013.

Comparison of land surface temperature (LST) modeled with a spatially distributed solar radiation model (SRAD) and remote sensing data. *Environmental Modelling & Software* v. 24, p. 436–443, 2009.

SILVA, P. B. S., Identificação de anomalias térmicas por sensoriamento remoto em Cuiabá/MT /. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2016.

SILVA, J. M. O. Uso do sensoriamento remoto para a estimativa da temperatura de superfície na microbacia do rio granjeiro/crato – CEARÁ. **Geosaberes**, Fortaleza, v. 6, p. 130 – 144, 2015.

WENG, Q.; Firozjahi, M. K.; KIAVARZ, M. et al., Normalizing land surface temperature for environmental parameters in mountainous and urban areas of a cold semi-arid climate. **Science of the Total Environment**, v. 650, p.515–529, 2019.

XIAO, Q.; TAO, J.; XIAO, Y, ET AL., Monitoring vegetation cover in Chongqing between 2001 and 2010 using remote sensing data. Research Center for Eco-Environmental Sciences, 2017. DOI 10.1007/s10661-017-6210-1

XIAOMA, L.; YUYU Z.\*; ASRARB, G. R. ZHENGYUAN Z. Developing a 1 km resolution daily air temperature dataset for urban and surrounding areas in the conterminous United States. **Remote Sensing of Environment**, v.215, p. 74-84, 2018.

XU, H. Modified Normalized Difference Water Index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v.27, p. 3025-303, 2006.

## 5 CONCLUSÃO GERAL

A distribuição do uso do solo, o processo de urbanização, a extração de cobertura verde, e a identificação destas interações através de algoritmos foi pontuada neste estudo. Com isso em geral foram constatados os seguintes pontos:

i. O processamento de imagens multiespectrais apresentou-se como uma alternativa eficaz para estimar os índices espectrais: NDVI NDWI - Índice de Água de Diferença Normalizado, NDBI, NDBAI e MNDWI ;

ii. O desenvolvimento de algoritmo de decisão hierárquico demonstrou ser um método eficaz para classificar o uso do solo e discriminar diferentes categorias de cobertura da superfície.

iii. As alterações na estrutura do uso e ocupação do solo e na cobertura vegetal são variáveis que interferem indiretamente nas amplitudes térmicas, ocasionando eventualmente ilhas de calor urbano.