

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

**AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS FOCOS DE CALOR E  
ANÁLISE DO RISCO DE INCÊNDIOS NO MUNICÍPIO DE RIO VERDE  
– GO**

**Orientador: Lucas Peres Angelini**

**Discente: Lucas Soares da Silva Aires**

**RIO VERDE - GO  
MAIO - 2022**

**LUCAS SOARES DA SILVA AIRES**

**AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS FOCOS DE CALOR E  
ANÁLISE DO RISCO DE INCÊNDIOS NO MUNICÍPIO DE RIO VERDE  
– GO**

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

Orientador: Prof.Dr. Lucas Peres Angelini

**RIO VERDE - GO  
MAIO - 2022**

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

AAI298      Aires, Lucas Soares da Silva  
a      Avaliação espaço-temporal dos focos de calor e  
análise do risco de incêndios no município de Rio  
Verde - GO / Lucas Soares da Silva Aires; orientador  
Dr. Lucas Peres Angelini. -- Rio Verde, 2022.  
81 p.

Dissertação (Mestrado em Mestrado em Programa de  
Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e  
Sustentabilidade) -- Instituto Federal Goiano,  
Campus Rio Verde, 2022.

1. Sensoriamento remoto. 2. AQUA. 3. Análise  
espacial. 4. TERRA. 5. BD Queimadas. I. Angelini,  
Dr. Lucas Peres, orient. II. Título.

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

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610, de 19 de fevereiro de 1998, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano a disponibilizar gratuitamente o documento em formato digital no Repositório Institucional do IF Goiano (RIIF Goiano), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IF Goiano.

## IDENTIFICAÇÃO DA PRODUÇÃO TÉCNICO-CIENTÍFICA

- |   |   |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> Tese (doutorado)                   | <input type="checkbox"/> <b>Artigo científico</b>       |
| <input checked="" type="checkbox"/> Dissertação (mestrado)  | <input type="checkbox"/> Capítulo de livro              |
| <input type="checkbox"/> <b>Monografia (especialização)</b> | <input type="checkbox"/> Livro                          |
| <input type="checkbox"/> TCC (graduação)                    | <input type="checkbox"/> Trabalho apresentado em evento |

Produto técnico e educacional - Tipo:

Nome completo do autor:

LUCAS SOARES DA SILVA AIRES

Matrícula:

2020102331440110

Título do trabalho:

AVALIAÇÃO ESPAÇO - TEMPORAL DOS FOCOS DE CALOR E ANÁLISE DO RISCO DE INCÊNDIOS NO MUNICÍPIO DE RIO VERDE – GO

## RESTRIÇÕES DE ACESSO AO DOCUMENTO

**Documento confidencial:**  Não  Sim, justifique:

Informe a data que poderá ser disponibilizado no RIIF Goiano:  /  /

O documento está sujeito a registro de patente?  Sim  Não

documento pode vir a ser publicado como livro?  Sim  Não

## DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

O(a) referido(a) autor(a) declara:

Que o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;

• Que obteve autorização de quaisquer materiais incluídos no documento do qual não detém os direitos de autoria, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;

• Que cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano.

CAMPOS BELOS – GO

Local

/  /

Data

*Lucas Soares da Silva Aires*

Assinatura do autor e/ou detentor dos direitos autorais

*Lucas Aires Angellini*

Assinatura do(a) orientador(a)



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

Ata nº 35/2022 - NREPG-RV/CPG-RV/DPGPI-RV/CMPRV/IFGOIANO

**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E INOVAÇÃO**  
**ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO**

Unidade do IF Goiano:	Campus Rio Verde	
Programa de Pós-Graduação:	Engenharia Aplicada e Sustentabilidade	
Defesa de:	Dissertação	Defesa de número: 46
Data: 19/05/2022	Hora de início: 14:00h	Hora de encerramento: 17:00h
Matrícula do discente:	2020102331440110	
Nome da discente:	Lucas Soares da Silva Aires	
Título do trabalho:	Avaliação Espaço-temporal dos Focos de Calor e Análise do Risco de Incêndios no Município de Rio Verde - GO	
Orientador:	Lucas Peres Angelini	
Área de concentração:	Engenharia Aplicada e Sustentabilidade	
Linha de Pesquisa:	Eficiência Energética e Sustentabilidade	
Projeto de pesquisa de vinculação	Mapeamento de Risco de Incêndios Florestais e Correlação com Focos de Calor no Município de Rio Verde - GO	
Titulação:	Mestre em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade	

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

### Decisão da banca: Aprovada

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

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

Documento assinado eletronicamente por:

- Edio Damasio da Silva Junior, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/05/2022 16:41:00.
- Wellington Donizete Guimaraes, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/05/2022 16:39:56.
- Lucas Peres Angelini, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/05/2022 16:37:40.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 10/05/2022. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 387276  
Código de Autenticação: 74a237c253





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

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

**Avaliação Espaço-temporal dos Focos de Calor e Análise do  
Risco de Incêndios no Município de Rio Verde - GO**

Autor: Lucas Soares da Silva Aires  
Orientadora: Lucas Peres Angelini

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

APROVADO em 19 de maio de 2022.

Dr. Édio Damásio da Silva Júnior  
Avaliador interno  
IF Goiano/RV

Dr Wellington Donizete Guimarães  
Avaliador externo  
IF Goiano/RV

Dr. Lucas Peres Angelini  
Presidente da Banca  
IF Goiano/RV

Documento assinado eletronicamente por:

- **Wellington Donizete Guimaraes**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 21/05/2022 12:23:00.
- **Edio Damasio da Silva Junior**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/05/2022 16:40:42.
- **Lucas Peres Angelini**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/05/2022 16:38:51.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 10/05/2022. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 387277

Código de Autenticação: a26e85ae15



INSTITUTO FEDERAL GOIANO

Campus Rio Verde

Rodovia Sul Goiana, Km 01, Zona Rural, None, None, RIO VERDE / GO, CEP 75901-970

(64) 3620-5600



Dedico este trabalho a Deus e a todos aqueles que estiveram ao meu lado dando apoio, carinho, amizade e amor.

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, pelas bênçãos concedidas, pelas oportunidades, pela saúde e carinho durante toda a minha jornada. Ao meu orientador Prof. Dr. Lucas Peres Angelini pela paciência, orientação, compreensão, dedicação e incentivo no desenvolvimento do trabalho.

Agradeço aos meus avós Eni Soares da Silva e José Soares da Silva, por todo apoio, incentivo, amor e carinho. Também agradeço aos meus pais Suely Soares da Silva e Genilson Aires de Oliveira, pela paciência, cuidado, preocupação e amor. Aos amigos e colegas que sempre estiveram ao meu lado durante o mestrado, Jean Gonçalves, Eduardo Ferreira, Diego Dorneles, Igor Bressiani, Eduardo Matheus, Alex Pilatti, Gláucia Giovanna, José Wilson, Larissa Saeki e Mateus Costa.

Agradeço a cada um deles, por todos os momentos desfrutados e por contribuírem para meu crescimento tanto na vida acadêmica, quanto na vida social. Também agradeço as integrantes do Laboratório de Águas e efluentes por toda bagagem de aprendizados e experiências extremamente importantes para a minha formação acadêmica, nos anos de 2014 a 2017 e posteriormente de 2020 a 2022.

Agradeço também a todos os professores ao mestrado profissional de Engenharia Aplicada e Sustentabilidade que me inspiraram e me incentivaram com suas aulas e ensinamentos, obrigado. Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano, pelo apoio e fornecimento de aparato técnico e teórico oferecido pelas suas instalações e docentes.

“Fortaleza, Sabedoria, Ciência, Conselho,  
Entendimento, Piedade e Temor de Deus.”

## RESUMO

Os problemas relacionados às destruições oriundas dos incêndios causam grandes prejuízos econômicos e ambientais todos os anos. O entendimento da incidência dos focos de calor relacionados a incêndios e queimadas que se distribuem no espaço, auxilia no entendimento da dinâmica destes eventos em um território. As variáveis relacionadas a sua ocorrência e propagação são fundamentais no mapeamento do risco relacionados a incêndios. O estudo foi dividido em dois capítulos: o primeiro realizou-se um levantamento espaço – temporal dos focos de calor detectados pelos satélites AQUA e TERRA no município de Rio Verde – GO. Para o primeiro estudo os dados utilizados foram fornecidos pela plataforma BD Queimadas do INPE. Posteriormente foi realizado a correlação entre os dados colhidos na plataforma com o uso e ocupação do solo caracterizados para o município. Observou-se dentro do município quatro usos e ocupações do solo, que foram: área agricultável em preparação (AEP), área de agricultura (AAG), área de vegetação (AVE) e área próxima de corpos de água (APA). O período considerado para a validação foi de janeiro de 2005 até dezembro de 2020 (período de 16 anos) com avaliação entre período seco e chuvoso. Através da verificação temporal global dos focos de calor foi observado crescente do número de incêndios com o período seco, compondo ao menos 75% do total de casos de focos, para cada ano. Quanto as classes de uso e ocupação do solo, as que apresentaram os maiores números de focos de calor foram a AEP e AAG, respectivamente. Em relação ao segundo capítulo foi efetuado a validação através de índice de risco de incêndio para o município. A construção do índice baseou-se em variáveis físicas (orientação do relevo e declividade), socioeconômicas (proximidade a residências e rede de estradas e densidade populacional) e fatores biológicos (uso e ocupação da terra). Os pesos apropriados das variáveis foram designados usando o método de Processo Analítico Hierárquico (PAH). O índice foi dividido em quatro classes: água, baixo, moderado, alto e muito alto. As regiões que apresentaram grau risco considerado baixo (classe 2) apresentaram a porcentagem de 16,36% do total de focos de calor, a terceira classe (grau de risco moderado) apresentou o equivalente a 36,29% do total de focos de calor e a classe 4 (alto risco) apresentou o equivalente a 46,72% do total de focos de calor. Logo, a aplicação de um índice de risco de incêndio para o município se mostrou eficiente e adequado para a avaliação espacial da distribuição dos eventos de incêndios ou queimadas em Rio Verde – GO.

**Palavras-chave:** Sensoriamento remoto, AQUA, Análise espacial, TERRA, BD Queimadas.

## ABSTRACT

Problems related to destruction from fires cause great economic and environmental damage every year. Understanding the incidence of heat sources related to fires and burnings that are distributed in space, helps in understanding the dynamics of these events in a territory. The variables related to its occurrence and propagation are fundamental in mapping the risk related to fires. The study was divided into two chapters: the first one carried out a space-temporal survey of the hotspots detected by the AQUA and TERRA satellites in the municipality of Rio Verde - GO. For the first study, the data used were provided by INPE's BD Queimadas platform. Subsequently, the correlation between the data collected on the platform with the land use and occupation characterized for the municipality was carried out. Four land uses and occupations were observed within the municipality, which were: arable area in preparation (AEP), agricultural area (AAG), vegetation area (AVE) and area close to water bodies (APA). The period considered for validation was from January 2005 to December 2020 (period of 16 years) with evaluation between dry and rainy seasons. Through the global temporal verification of the hotspots, an increase in the number of fires was observed in the dry season, making up at least 75% of the total cases of outbreaks, for each year. As for the classes of land use and occupation, those with the highest number of hotspots were AEP and AAG, respectively. In relation to the second chapter, the validation was carried out through the fire risk index for the municipality. The construction of the index was based on physical variables (relief orientation and slope), socioeconomic variables (proximity to residences and road network and population density) and biological factors (land use and occupation). The appropriate weights of variables were assigned using the Analytical Process Hierarchy (PAH) method. The index was divided into four classes: water, low, moderate, high and very high. The regions that presented the level of risk considered low (class 2) presented a percentage of 16.36% of the total hotspots, the third class (moderate risk degree) presented the equivalent of 36.29% of the total hotspots and class 4 (high risk) presented the equivalent of 46.72% of the total number of hotspots. Therefore, the application of a fire risk index for the municipality proved to be efficient and adequate for the spatial assessment of the distribution of fire events in Rio Verde - GO.

**Keywords:** Remote sensing, AQUA, Spatial analysis, TERRA, BD Queimadas.

**SUMÁRIO**

Resumo .....	v
Abstract.....	vi
Índice de tabelas.....	viii
Índice de figuras.....	ix
1. Introdução.....	1
2. Referencial teórico.....	3
5. Objetivos.....	11
6. Referências bibliográficas .....	12
Capítulo I – Artigo 1 .....	20
Capítulo II – Artigo 2.....	52

## ÍNDICE DE TABELAS

		Página
Tabela 1.1	Descrição das bandas espectrais dos sensores acoplados ao satélite Landsat 8.	06
Tabela 1.2	Informações satélite AQUA.	08
Tabela 1.3	Informações satélite TERRA sensor MODIS.	08
Tabela 1.4	Especificações técnicas do satélite TERRA/MODIS	09
Tabela 4.1	Regras para a classificação de cobertura de solo para Rio Verde – GO para os anos de 2005, 2010, 2015 e 2020.	28
Tabela 4.2	Esquema geral da matriz de confusão.	30
Tabela 4.3	Os valores de precisão na classificação de cobertura e uso do solo com origem na matriz de confusão para o município de Rio Verde – GO.	31
Tabela 4.4	Padrão de precisão e acurácia da classificação a partir da estimativa Kappa.	32
Tabela 4.5	Estimativas de precisão da classificação da cobertura do solo para Rio Verde – GO em 2005, 2010, 2015 e 2020.	34
Tabela 4.6	Área ocupada em hectares para cada classificação da cobertura do uso e ocupação do solo para Rio Verde – GO em 2005, 2010, 2015 e 2020.	36
Tabela 4.7	Números de focos de calor entre 2005 e 2020 relacionados a classificação da cobertura do solo, com margem máxima de 3 anos entre as estações climáticas para o município de Rio Verde – GO.	38
Tabela 4.8	Números de focos de calor entre 2005 e 2020 relacionados a classificação da cobertura do solo, com margem máxima de 3 anos entre ambas e as estações climáticas para o município de Rio Verde – GO.	40
Tabela 4.9	Números de focos de calor entre 2005 e 2020 relacionados a classificação da cobertura do solo, com margem máxima	41

de 3 anos entre as estações climáticas para o município de Rio Verde – GO.

Tabela 5.1	Classes, níveis e coeficientes.	67
Tabela 5.2	Valores de IR para matrizes quadradas de ordem n, segundo o Laboratório Nacional Oak Ridge, EUA, adaptados pelo autor.	70
Tabela 5.3	Tabela com especificações das classes consideradas e suas respectivas siglas.	71
Tabela 5.4	Matriz de comparação pareada e respectivos pesos dos fatores de influência ao risco de incêndio florestal na área de estudo.	71
Tabela 5.5	Definição de classes de risco de incêndio conforme índice proposto, determinação das áreas ocupadas e o grau de risco envolvido.	74
Tabela 5.6	Definição do número de focos de calor por classes de risco de incêndio, conforme índice proposto e identificação da proporção de focos de calor por classe de risco envolvido.	74



**ÍNDICE DE FIGURAS**

		Página
Figura 4.1	Localização das áreas de estudos no município de Rio Verde, Goiás, Brasil.	25
Figura 4.2	Mapeamento para o uso e ocupação do solo para o município de Rio Verde de 2005 a 2020 com intervalo de 5 anos para o período.	35
Figura 4.3	Mapa de densidade de focos de calor em Rio Verde – GO.	36
Figura 4.4	Número de focos de incêndio para o município de Rio Verde, para os períodos seco e chuvoso.	38
Figura 5.1	Localização das áreas de estudos no município de Rio Verde, Goiás, Brasil.	57
Figura 5.2	Mapeamento do uso e ocupação do solo para o ano de 2020 e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.	60
Figura 5.3	Mapeamento da orientação do relevo e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.	61
Figura 5.4	Mapeamento da declividade e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.	62
Figura 5.5	Mapeamento da densidade populacional e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.	63
Figura 5.6	Mapeamento das residências e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.	64
Figura 5.7	Mapeamento das estradas e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.	66
Figura 5.8	Mapa de zona de risco de incêndio na área de estudo.	72

## 1. INTRODUÇÃO

### 1.1 Justificativa

As regiões com fitofisionomia de savanas pelo mundo são as mais pirofíticas (ambientes de queimadas sazonais) entre os biomas (BACHELET et al., 2017). Os ambientes com essa tipicidade são responsáveis por cerca de 86% dos incêndios em ambientes naturais em todo o planeta (RESENDE et al., 2017). No Brasil o Cerrado é o bioma que possui estas características sendo o segundo maior em extensão com cerca de 2.036.448 km<sup>2</sup> (PEREIRA et al., 2016 (a)). Em 2019 foram registrados cerca de 63.874 focos de calor no Cerrado que lhe credenciou como o segundo maior bioma brasileiro em número de focos de calor registrado, somente atrás da Amazônia (INPE, 2021).

A maioria destes incêndios está relacionado, principalmente a atividades antrópicas e de áreas limítrofes (PEREIRA et al., 2016 (b); OLIVEIRA et al., 2020 (b)). Diversos são os impactos observados em decorrência destes ocorridos, entre eles: depleção da qualidade da água e do solo, comprometimento dos ciclos hidrológicos, perda da biodiversidade, alterações bruscas nos ecossistemas, redução das fontes energéticas para a biota, saúde pública, entre outros (WHITE et al., 2017).

Em relação a saúde pública vários são os estudos que relacionam o aumento de internações em decorrências de doenças respiratórias dos grupos sensíveis, principalmente idosos, em períodos de alta no número de eventos de incêndios ou queimadas (CAUMO et a., 2022). Durante o processo de combustão é liberado componentes como fuligem o dióxido de carbono, monóxido de carbono, ozônio, dióxido de enxofre, hidrocarbonetos (FERNANDES et al., 2022; SCHROEDER et al., 2020). Todas essas partículas são consideradas ultrafinas com capacidade de causar processos inflamatórios nas vias pulmonares (UDA et a., 2019).

Outra área que sofre severas consequências é o agronegócio como exemplo há o aumento dos investimentos em insumos para manutenção da produtividade do solo (SILVA et al., 2018). No final do período de estiagem, os danos são ainda mais severos com a umidade relativa do ar mais baixa as chamas podem atingir grandes áreas com riscos de danos a redes de energia elétrica, maquinários, cercas, etc. (SILVA et al., 2020 (b)). Em virtude do conhecimento sobre esses malefícios dos incêndios gerou-se a necessidade de monitorar esses eventos (PEREIRA et al., 2012). Então, em 1998

mediante apoio o PROARCO foi criado um acervo de monitoramento de incêndios ou queimadas com recursos do MMA (RUDORFF, 2007). Este acervo foi organizado em plataforma aberta pelo INPE em que os dados são disponibilizados a cerca de três horas após sua geração (INPE, 2021).

São vários os produtos gerados e distribuídos: coordenadas geográficas dos focos, risco meteorológico de fogo, mapeamento de áreas queimadas, entre outros. (PEREIRA et al., 2012). Todas essas informações são reunidas na plataforma conhecida como BD Queimadas disponível gratuitamente para estudos relacionados a estes fenômenos (RODRIGUES et al., 2020). A partir deste monitoramento foi possível montar modelos e estudar estatisticamente os locais com maior incidência de incêndios (SALESI et al., 2019).

O entendimento do comportamento dos eventos de incêndio dentro de um território se tornou fundamental e parte da política de planejamento de uma federação (OLIVEIRA et al., 2017). Dentro deste contexto que surgiu o mapeamento dos riscos de incêndios dentro de uma área (EUGENIO et al., 2016). São vários os fatores que são levados em conta no levantamento, desde variáveis meteorológicas (temperatura média anual, precipitação média anual, deficiência hídrica anual), características físicas (altitude, declividade, relevo do terreno), até condições socioambientais (localização de estradas, perímetro urbano, uso do solo), (WHITE et al., 2016; CHUVIECO & CONGALTON, 1989). Informações disponíveis em diversas plataformas das organizações que estudam e monitoram a superfície do planeta.

Outro mecanismo importante para o planejamento de ações preventivas ao combate dos incêndios são modelos de validação de focos de calor e suas estatísticas (OLIVEIRA et al., 2019; JUVANHOL et al., 2015). Através dos estudos são verificados os locais dentro do território que historicamente apresentam maior incidência de incêndios e a partir disso, avaliam os fatores que interferem nesta realidade (VIJAYAKUMAR et al., 2015). E por fim, relacionar com mapeamento do risco de incêndios florestais para verificar a aproximação com a realidade histórica (SURYABHAGAVAN et al., 2016; AJIN et al., 2016).

Entretanto, estudos relacionados a incêndios possuem alguns fatores limitantes como dados e metodologias complexas que tornam inviável pecuniariamente (SILVA et al., 2020 (b)). Neste contexto, que as ferramentas de sensoriamento remoto surgem como alternativa menos complexa, economicamente viável e com bons resultados (OLIVEIRA et al., 2020 (a); SOUZA et al., 2016). É possível através desses instrumentos a cobertura

de grandes áreas com a possibilidade de avaliações com mais diversos produtos (JUVANHOL et al., 2015).

Entre os vários satélites de geração de imagens da superfície da terra sensoriamento remoto destacam-se o AQUA e o TERRA que fornecem diversas informações sobre a superfície da terra (PEREIRA et al., 2016 (b)). Entre estes dados disponibilizados estão a umidade e a temperatura da atmosfera, nuvens, precipitação, temperatura na superfície, evaporação, umidade do solo, água em estados sólidos, entre outros (MATAVELI et al., 2017).

Esses estudos são extremamente importantes em uma cidade como Rio Verde – GO, uma das mais importantes localizadas no coração do Cerrado brasileiro (SILVA et al., 2020 (a)), conhecida como a capital do agronegócio do estado de Goiás. No ano de 2020, foi detectado para todo o território do município o total de 201 focos de calor que lhe credenciou como o terceiro maior número de incêndios no estado (INPE, 2021; EMBRAPA, 2021).

Entre os fatores que podem estar relacionados ao início de um incêndio a ação humana ainda é a que mais se destaca como o mais preponderante neste processo (GÜNGÖROĞLU, 2017). Dentro deste contexto, a proximidade dos locais de ignição das vias de acesso tende a apresentar um comportamento diretamente proporcional com o aparecimento de focos de incêndio (HOKI et al., 2019).

E, finalmente, a partir do levantamento de todos estes dados associados ao conhecimento dos fatores envolvidos em um incêndio é possível determinar as medidas a serem utilizadas em prevenção e controle (PARKS et al., 2018). Essas informações são fundamentais para o planejamento de um território com a possibilidade de distribuição de equipamentos de controle de incêndios em pontos estratégicos (MILANOVIĆ et al., 2020).

Além disso, poderão ser instalados alarmes nas zonas de maior risco para alertas em períodos críticos quanto a eventos desta natureza. Essas informações poderão ser utilizadas por entidades públicas como a equipe do corpo de bombeiros, governo municipal, gestores de empreendimento voltados ao agronegócio, entre outros (TWIGG et al., 2017).

## **1.2 Revisão de literatura**

### ***1.2.1 Relação entre incêndios, rodovias e perímetro urbano***

Os fatores humanos são os principais responsáveis pela ignição dos incêndios florestais. Apesar do número alto de incêndios oriundos de negligência e imperícia a grande maioria é ocasionado por incendiários intencionais. Como consequência a proximidade de um local com os centros urbanos tem relação diretamente proporcional com probabilidade de ocorrência de incêndio (GÜNGÖROĞLU, 2017). Em estudos recentes foi demonstrado que regiões circunvizinhas a núcleos populacionais apresentam taxas de incêndio até 26% maiores que outras regiões (CHOU et al., 1990).

Outro fator extremamente relevante nos mapeamentos de risco de incêndio é a distribuição das estradas e vias de acesso dentro da localidade de estudo (POURGHASEMI et al., 2020). Alguns efeitos são observados quando esses obstáculos estão presentes dentro da área mapeada (HOKI et al., 2019). Em algumas situações, as estradas servirão de anteparo para o fogo e isso auxiliará em seu controle. Entretanto, na maioria dos casos será considerado como fator de ignição de incêndios (YOU et al., 2017).

Em um estudo realizado nos Estados Unidos concluiu-se que somente o número de ignição por bituca de cigarro próximo as vias de acesso chegavam a 15% do total. (BROWN & DAVIS, 1973). Estes incêndios podem atingir grandes proporções quando o ambiente alvo possui uso e ocupação do solo que fornece matéria com baixo conteúdo de água para a sua perpetuação (SANNIGRAHI et al., 2020).

### ***1.2.2 Influência do uso do solo e vegetação***

Em relação aos fatores que influenciam no risco de incêndio a vegetação e uso do solo são os principais fatores (TORRES et al., 2017). Por causa do fornecimento de biomassa para disseminação e propagação do incêndio dentro da localidade (POURGHASEMI et al., 2020). As propriedades combustíveis mudam de acordo com o tipo de uso do solo da região estudada (KANGA et al., 2017). Os locais que, por exemplo, possuem uso do solo caracterizado por uma floresta densa, possuem microclima mais brando e maior umidade relativa, conseqüentemente nesses locais as chamas se espalham mais vagorosamente (ONIGEMO, 2006).

Ao contrário de uma região com floresta rala ou aberta, em que a radiação solar possui maior influência com menor umidade relativa do ar e a propagação acontece de forma mais desordenada (BERNIER et al., 2016). O fato de as regiões de floresta aberta

sofrerem mais com a disseminação do fogo, deve-se ao material combustível estar mais seco pela ação do vento circulante que remove umidade da vegetação (AKAY et al., 2017).

Por outro lado, regiões de vegetação mais fechada o ar não circula livremente por causa da barreira física das estruturas florestais e interceptação da radiação solar que causa a diminuição da evapotranspiração e aumento umidade relativa do ar (ONIGEMO, 2006). Nessa perspectiva regiões que possuem o uso do solo voltado ao agronegócio sofrerão mais com eventos de incêndios, visto a fácil ignição e posteriormente a propagação desordenada (SILVA et al., 2018). Esta disseminação acontecerá de forma muito mais rápida quando fatores relacionados aos deslocamentos de massas de ar e incidência de radiação decorrentes da topografia local estão presentes (VALLEJO-VILLALTA et al., 2019; SANTOS et al., 2015).

### ***1.2.3 Modelo digital de Elevação***

As informações altimétricas de um território são fundamentais para o conhecimento da dinâmica de incêndios ou queimadas (PARKS et al., 2018). Entretanto, realizar esse levantamento por métodos diretos de levantamento topográfico é oneroso e muito trabalhoso para médias ou grandes áreas. Dentro deste contexto que as ferramentas de sensoriamento remoto se mostram eficientes para o levantamento destas informações, tanto pela sua facilidade operacional como pela sua acessibilidade financeira (FERNANDES et al., 2019; NEUMAN et al., 2018).

O modelo digital de elevação é uma imagem matricial de representação da superfície do terreno pelo grande número de pontos com coordenadas geométricas e um valor referente a intensidade do pixel que é a elevação (Z) (QUEVEDO et al., 2020). As principais metodologias de geração MDE para grandes áreas são caracterizadas pela utilização de três tipos de dados distintos. São estes: dados de elevação de sensoriamento remoto orbital, através de imageamento aéreo ou aparelhos de laser scanner (FRANÇA et al., 2017).

As aplicações do sensoriamento remoto por uso de imagens de satélite não se restringem aos aspectos altimétricos. Além das informações topográficas de uma área as imagens de satélite possuem diversas outras aplicações com a possibilidade de geração de outras informações sobre a superfície da terra (ASOKAN et al., 2020). Os satélites como os da série LandsAT, AQUA e TERRA desde o início de suas atividades fornecem

dados para abastecimento diversas plataformas que estudam variáveis planetárias (TAN et al., 2021; PHIRI et al., 2017).

#### 1.2.4 LandSAT 8

O satélite Landsat 8 foi lançado na atmosfera terrestres no dia 23 de maio de 2013 e representava o oitavo satélite da série Landsat (KARANG et al., 2019). O objetivo principal era coletar, arquivar, processar e distribuir os dados científicos de forma mais completa do que os outros satélites da série Landsat (CHAVES et al., 2020). Entre as suas características principais estão a aquisição de novos sensores, uniformidade das larguras das bandas espectrais, os comprimentos de ondas centrais, a relação do sinal-ruído, a distância da amostra do solo e reposta da borda (USGS, 2019).

O Landsat 8 é relacionado como padrão para o sistema WR-2, com operação à distância de 705 km do geoide terrestre (GERACE et al., 2017). O satélite apresenta resolução radiométrica de 16 bits e resolução temporal de 16 dias, com 185 km de faixa imageada e dois instrumentos imageadores, um óptico, o *Operational Land Imager* (OLI), e outro termal Thermal Infrared Sensor (TIRS) (YEPEZ et al., 2018).

As imagens do Landsat 8 estão disponíveis para download no Brasil pelo site do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) e no Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS) (RIBEIRO et al., 2018). O OLI apresentou duas novas bandas espectrais, a banda 1 do costal/aerossol e a banda 9 dos cirros (USGS, 2019). Em relação aos sensores termais (TIRS), acrescentou-se mais uma banda referente ao infravermelho térmico e a resolução espacial que era de 60 metros foi reduzido para 30 metros (LIU et al., 2017 (b)). A Tabela 1.1 traz as informações complementares referente as bandas, com os seus respectivos comprimentos de onda resoluções espaciais e as constantes de calibração:

**Tabela 1.1 – Descrição das bandas espectrais dos sensores acoplados ao satélite Landsat 8.**

Bandas	Comprimento de Onda ( $\mu\text{m}$ )	Coeficientes de Calibração ( $\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$ )		Resolução Espacial (m)
		a	b	
1 OLI	0,43-0,45	-62,49131	756,73364	30
2 OLI	0,45-0,51	-63,72469	771,66919	30
3 OLI	0,53-0,59	-58,35032	706,58862	30
4 OLI	0,64-0,67	-49,41915	598,43732	30
5 OLI	0,85-0,88	-29,98809	363,13843	30

6 OLI	1,57-1,65	-7,55550	91,49276	30
7 OLI	2,11-2,29	-2,45779	29,76242	30
8 OLI	0,50-0,68	-55,66755	674,10181	15
9 OLI	1,36-1,38	-12,32335	149,22865	30
10 TIRS	10,60-11,19	0,10033	22,00180	100
11 TIRS	11,50-12,51	0,10033	22,00180	100

Fonte: USGS (2013) - adaptado pelo autor.

### 1.2.5 Satélite AQUA

O AQUA é um satélite de origem americana e foi desenvolvido em parceria com o Brasil e o Japão. Ele foi projetado com o objetivo de verificação de fenômenos físicos relacionados a circulação de energia e da água na Terra (LIU et al., 2017 (a); GIGLIO et al., 2016). Vários são os dados disponibilizados por este satélite relacionados as interações entre a atmosfera e a superfície da terra (TREPTE et al., 2019). Entre estes dados disponibilizados estão a umidade e a temperatura da atmosfera, nuvens, precipitação, temperatura na superfície, evaporação, umidade do solo, água em estados sólidos, entre outros (MATAVELI et al., 2017).

O satélite AQUA faz parte de um programa americano inaugurado pela NASA conhecido como Earth Observation System (EOS) (HALDEMANN et al., 2020). Foi o primeiro satélite lançado em abril de 2002 de um grupo de satélites denominados A-Train que cuidou da operação dos seguintes satélites: Aura e o Parasol (lançados em 2004), o CloudSat e o CALIPSO (lançados em 2006), o GCOM – W1 (lançado em 2012), OCO – 2 em 2014 (NASA, 2021). Posteriormente, o programa realizou algumas modificações e passou a operar através de dois grupos o A – Train (OCO – 2, GCOM – W1, Aqua e Aura) e C – Train (CALIPSO e CloudSat).

A AQUA em sua configuração de hardware leva a bordo seis instrumentos de sensores. São eles: *Atmospheric Infrared Sounder (AIRS)*, *Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU-A)*, *Humidity Sounder for Brazil (HSB)*, *Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E)*, *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)* e *Clouds and the Earth's Radiant Energy System (CERES)* (NASA, 2021). As informações referentes ao satélite são exibidas na Tabela 1.2.

**Tabela 1.2 – Informações satélite AQUA**



<b>Instituição Responsável</b>	Nasa
<b>País/Região</b>	Estados Unidos, Japão e Brasil
<b>Satélite</b>	AQUA - EOS PM-1
<b>Lançamento</b>	04/05/2002
<b>Veículo Lançador</b>	Delta II
<b>Órbita</b>	Polar, Circular, Heliossíncrona
<b>Local de Lançamento</b>	Vandenberg Firing Range
<b>Altitude</b>	705 km
<b>Tempo de Duração da Órbita</b>	99 minutos
<b>Horário de Passagem</b>	1:30 P.M.
<b>Resolução Temporal</b>	1 a 2 dias
<b>Instrumentos e Sensores</b>	AMSR – E, MODIS, AMSU-A, AIRS, HSB e CERES

Fonte: NASA (2013) adaptado pelo autor.

Entre os sensores do satélite AQUA o *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) é um dos mais utilizados por causa da base sistemática de dados para a elaboração de produtos das interações entre terra, oceano e atmosfera (RUNNING et al., 2017). É frequentemente utilizado para valoração de propriedade como o fluxo de energia radiante, propriedades dos aerossóis, mudanças no uso e cobertura do solo, queimadas, erupções vulcânicas, entre outras funcionalidades (INPE, 2021). As informações referentes ao sensor MODIS são exibidas na Tabela 1.3.

**Tabela 1.3 – Informações satélite TERRA sensor MODIS.**

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral ( $\mu\text{m}$ )	Resolução Espacial (m)	Resolução Temporal (d)	Resolução Radiométrica (bits)
<b>MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)</b>	1	620 - 670	250	1 a 2	12
	2	841 - 876			
	3	459 - 479	500	1 a 2	12
	4	545 - 565			
	5	1230 - 1250			
	6	1628 - 1652			
	7	2105 - 2155			
	8	405 - 420	1000	1 a 2	12
	9	438 - 448			
	10	483 - 493			
	11	526 - 536			
	12	546 - 556			
	13	662 - 672			
	14	673 - 683			
	15	743 - 753			
	16	862 - 877			
	17	890 - 920			
	18	931 - 941			
	19	915 - 965			
	20	3660 - 3840			
	21	3929 - 3989			
	22	3929 - 3989			
	23	4020 - 4080			

24	4433 - 4498
25	4482 - 4549
26	1360 - 1390
27	6535 - 6895
28	7175 - 7475
29	8400 - 8700
30	9580 - 9880
31	10780 - 11280
32	11770 - 12270
33	13185 - 13485
34	13485 - 13785
35	13785 - 14085
36	14085 - 14385

Fonte: NASA (2013) adaptado pelo autor.

### 1.2.6 Terra

O satélite TERRA foi lançado em 18 de dezembro de 1999 e passou a armazenar dados a partir de fevereiro do ano 2000. Ele faz parte do programa da NASA denominado *Earth Observing System* (EOS), uma missão multinacional que envolve parcerias com as agências aeroespaciais do Canadá e do Japão (NASA, 2021; LATORRE et al., 2017). O horário de passagem do satélite era por volta das 10h30min no Equador. Este satélite foi desenvolvido com o intuito de fornecer dados para estudos em áreas como a superfície da terra, oceanos e a atmosfera (PUTRA et al., 2019). Possui em seu sistema de *hardware* o MODIS como o seu principal sensor com suas bandas de resolução espectral com diferentes funcionalidades. A cobertura do TERRA é quase que global com resolução temporal quase que diária.

A órbita do satélite é polar e helissíncrona e possui de 705 quilômetros de altitude e o total de 36 bandas espectrais (HUO et al., 2020). Em relação a esse total as bandas 1 – 7 são destinadas a aplicação em estudos terrestres, as bandas 8 – 16 possuem a finalidade de cobertura oceânica, as bandas 17 – 19 observações atmosféricas e as demais 20 - 36 para cobertura termal com diferentes aplicações (BAN et al., 2017). A Tabela 1.4 abaixo possui as especificações técnicas do satélite TERRA/MODIS.

**Tabela 1.4 – Especificações técnicas do satélite TERRA/MODIS.**

Órbita	<b>705 km síncrona com o Sol, polar; 10h30min; 13h30min ascendente</b>
Alcance Espectral	0,4 – 14,4 $\mu\text{m}$
Cobertura Espectral	$\pm 55^\circ$ , 2330 km em fileira (“scans” contínuos em nadir no Equador)
Resolução Espacial	250 m (2 bandas), 500 m (5 bandas), 1000 m (29 bandas) em nadir
Precisão Radiométrica	5 % Absoluto, < 3 $\mu\text{m}$ ; 1% Absoluto, > 3 $\mu\text{m}$ ; 2% de refletância

Cobertura de repetição	Diária, a norte da latitude 30° e a cada dois dias para latitudes inferiores a 30°
Quantificação	12 bits
Taxa de Dados	6,2 Mbps (média), 10,8 Mbps (dia), 2,5 Mbps (noite)
Força	162,5 W (média para uma órbita), 168,5 W (pico)

Fonte: RUDORFF et al., (2007) e JUSTICE et al., (2002) adaptado pelo autor

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1 Geral**

Elaborar um mapeamento do risco de incêndios e validar espaço-temporalmente através de focos de calor detectados pelo sensor MODIS dos satélites AQUA e TERRA, para o município de Rio Verde-GO.

### **2.2 Específicos**

- I. Quantificar os focos de calor dentro do município entre janeiro de 2005 a dezembro de 2020;
- II. Determinar as regiões com maiores incidências de incêndios;
- III. Realizar o levantamento das principais variáveis necessárias para a obtenção do mapa de risco de incêndio;
- V. Avaliar a relação espacial entre a focos de incêndios e o mapa de risco para determinar relações com a classificação de uso do solo considerada.

### 3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AJIN, R. S. et al. The risk assessment study of potential forest fire in Idukki Wildlife Sanctuary using RS and GIS techniques. **International Journal of Advanced Earth Science and Engineering**, v. 5, n. 1, p. 308-318, 2016.

AKAY, A. E.; ERDOĞAN, A. GIS-based multi-criteria decision analysis for forest fire risk mapping. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 4, p. 25, 2017.

ASOKAN, Anju et al. Image processing techniques for analysis of satellite images for historical maps classification—An overview. **Applied Sciences**, v. 10, n. 12, p. 4207, 2020.

BACHELET, Caroline; SCHEEL-YBERT, Rita. Landscape and firewood selection in the Santa Elina rock shelter (Mato Grosso, Brazil) during the Holocene. **Quaternary International**, v. 431, p. 52-60, 2017.

BAN, Hyun-Ju et al. Flood monitoring using satellite-based RGB composite imagery and refractive index retrieval in visible and near-infrared bands. **Remote Sensing**, v. 9, n. 4, p. 313, 2017.

BERNIER, Pierre Y. et al. Mapping local effects of forest properties on fire risk across Canada. **Forests**, v. 7, n. 8, p. 157, 2016.

BROWN, A. A.; DAVIS, K. P. Forest fire: control and use. 2. ed. **New York: McGraw Hill Book**, 1973.

CAUMO, Sofia et al. Impactos na saúde humana causados pela exposição a incêndios florestais: as evidências obtidas nas últimas duas décadas. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 30, p. 182-218, 2022.

CHAVES, Michel; CA PICOLI, Michelle; D SANCHES, Ieda. Recent applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: A systematic review. **Remote Sensing**, v. 12, n. 18, p. 3062, 2020.

CHOU, Y. et al. Spatial autocorrelation of wildfire distribution in the Idyllwild Quadrangle, San Jacinto Mountains, California. **Photogrammetric Engineering e Remote Sensing**, Bethesda, v. 56, n. 11, p. 1507-1513, nov. 1990.

CHUVIECO, Emilio; CONGALTON, Russell G. Application of remote sensing and geographic information systems to forest fire hazard mapping. **Remote sensing of Environment**, v. 29, n. 2, p. 147-159, 1989.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA (2021). GRÃOS – PORTAL EMBRAPA. Rio Verde – GO. Acesso em 14 janeiro de 2021.

EUGENIO, Fernando Coelho et al. Applying GIS to develop a model for forest fire risk: A case study in Espírito Santo, **Brazil. Journal of environmental management**, v. 173, p. 65-71, 2016.

FERNANDES, Ana Sabrina Soares; TERCEIRO, Iago Braga. Queimadas e doenças respiratórias em crianças na cidade de Marabá, Pará/Fires and respiratory diseases in children in the city of Marabá, Pará Incendios y enfermedades respiratorias en niños de la ciudad de Marabá, Pará. **Brazilian Journal of Health Review**, v. 5, n. 1, p. 154-168, 2022.

FERNANDES, Pedro José Farias et al. Avaliação da Acurácia Vertical de Modelos Digitais de Elevação (MDEs) para o Estado do Rio de Janeiro Através de Algoritmos de Automatização. **Caminhos de Geografia**, v. 20, n. 70, p. 72-92, 2019.

FRANÇA, Leandro Luiz Silva; DE ALMEIDA, Antônio Diego Oliveira; DA PENHA, Alex de Lima Teodoro. Avaliação da qualidade dos modelos digitais de elevação Aster e SRTM para o Estado da Bahia. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 69/9, p. 1677-1686, 2017.

GERACE, Aaron; MONTANARO, Matthew. Derivation and validation of the stray light correction algorithm for the thermal infrared sensor onboard Landsat 8. **Remote Sensing of Environment**, v. 191, p. 246-257, 2017.

GIGLIO, L.; SCHROEDER, W.; JUSTICE, C. O. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 178, p. 31-41, 2016.

GÜNGÖROĞLU, Cumhur. Determination of forest fire risk with fuzzy analytic hierarchy process and its mapping with the application of GIS: The case of Turkey/Çakırlar. **Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal**, v. 23, n. 2, p. 388-406, 2017.

HALDEMANN, Jonas et al. AQUA: a collection of H<sub>2</sub>O equations of state for planetary models. **Astronomy & Astrophysics**, v. 643, p. A105, 2020.

HOKI, Vanusa de Souza Pacheco; PINTO JÚNIOR, Osvaldo Borges; SANCHES, Luciana; Análise dos focos de calor em diferentes faixas de área de influência da rodovia br-242/MT no município de nova Ubiratã/MT. **Revista Brasileira de Geociências**. Mato Grosso, 2019).

HUO, Juan et al. Comparison of the cloud top heights retrieved from MODIS and AHI satellite data with ground-based Ka-band radar. **Atmospheric Measurement Techniques**, v. 13, n. 1, p. 1-11, 2020.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (2021). **INPE PROGRAMA QUEIMADAS - BD QUEIMADAS. Rio Verde – GO**. Acesso em 14 janeiro de 2021.

JUSTICE, C. O.; GIGLIO, L.; KORONTZI, S.; OWENS, J.; MORISETTE, J. T.; ROY, D. **The MODIS fire products. Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 83, n. 2, p. 244–262, 2002.

JUVANHOL, Ronie Silva et al. Uso de geotecnologias e programação matemática na alocação de torres de incêndios. XLVII SBPO-Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, SBPO. Porto de galinhas, Pernambuco-PE, v. 47, p. 666-676, 2015.

KANGA, Shruti; TRIPATHI, Gaurav; SINGH, Suraj Kumar. Forest fire hazards vulnerability and risk assessment in Bhajji forest range of Himachal Pradesh (India): a geospatial approach. **Journal of Remote Sensing & GIS**, v. 8, n. 1, p. 1-16, 2017.

KARANG, I. Wayan Gede Astawa et al. Landsat 8 Observation of the Internal Solitary Waves in the Lonibok Strait. **The Indonesian Journal of Geography**, v. 51, n. 3, p. 251-260, 2019.

LATORRE, Natalia Salazar et al. Impactos de queimadas sobre diferentes tipos de cobertura da terra no leste da Amazônia legal brasileira. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 1, 2017.

LIU, Chunlei et al. Evaluation of satellite and reanalysis-based global net surface energy flux and uncertainty estimates. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 122, n. 12, p. 6250-6272, 2017 (a).

LIU, Yaolin et al. Analysis of coastline extraction from Landsat-8 OLI imagery. **Water**, v. 9, n. 11, p. 816, 2017 (b).

MATAVELI, Guilherme Augusto Verola et al. Análise das queimadas e da precipitação em áreas de Cerrado do Maranhão a partir de dados do sensor MODIS e do satélite TRMM para o período 2002-2015. **Boletim Paulista de Geografia**, n. 96, p. 11-30, 2017.

MILANOVIĆ, Slobodan et al. Forest fire probability mapping in eastern Serbia: Logistic regression versus random forest method. **Forests**, v. 12, n. 1, p. 5, 2020.

National Aeronautics and Space Administration –NASA (2021). **NASA Aqua Earth-observing satellite mission**. Rio Verde – GO. Acesso em 14 janeiro de 2021.

NEUMAN, Gisele; DA SILVEIRA, Claudinei Taborda; SAMPAIO, Tony Vinicius Moreira. Análise da influência da escala na obtenção dos atributos topográficos derivados de MDE. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 43, p. 179-199, 2018.

OLIVEIRA, André Luiz Sá de et al. Comparação e validação da modelagem espacial de riscos de incêndios considerando diferentes métodos de predição. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 23, n. 4, p. 556-577, 2017.

OLIVEIRA, L. V.; NEGRI, Rogério Galante; SANTOS, Leonardo Bacelar Lima. Análise de técnicas de detecção de mudança para mapeamento de desastres com uso de dados de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 72, n. 1, p. 177-189, 2020 (a).

OLIVEIRA, Maxwell et al. Mapeamento do histórico de áreas queimadas em região sujeita a inundação, utilizando software livre e classificação não supervisionada: Um estudo de caso da Terra indígena Kadiwéu. **Biodiversidade Brasileira-BioBrasil**, n. 1, p. 156-156, 2019.

OLIVEIRA, Víncler Fernandes Ribeiro et al. Geoprocessamento aplicado ao mapeamento de risco a incêndios. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 03, p. 1194-1212, 2020 (b).



ONIGEMO, Abisoye Emmanuel. **Avaliação de índices de risco de incêndio em áreas com predominância de gramíneas cespitosas na sub-região da Nhecolândia, Pantanal-MS.** 2007.

PARKS, Sean A. et al. High-severity fire: evaluating its key drivers and mapping its probability across western US forests. **Environmental research letters**, v. 13, n. 4, p. 044037, 2018.

PEREIRA, Allan Arantes et al. AVALIAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS PARA IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS QUEIMADAS NO CERRADO UTILIZANDO DADOS LANDSAT TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 8, 2016 (b).

PEREIRA, Allan Arantes et al. Validação de focos de calor utilizados no monitoramento orbital de queimadas por meio de imagens TM. **Cerne**, v. 18, n. 2, p. 335-343, 2012.

PEREIRA, José Antônio Vilar; DA SILVA, Janaína Barbosa. Detecção de Focos de Calor no Estado da Paraíba: um estudo sobre as queimadas. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 10, n. 1, p. 5-16, 2016 (a).

PHIRI, Darius; MORGENROTH, Justin. Developments in Landsat land cover classification methods: A review. **Remote Sensing**, v. 9, n. 9, p. 967, 2017.

POURGHASEMI, Hamid Reza et al. Is multi-hazard mapping effective in assessing natural hazards and integrated watershed management?. **Geoscience Frontiers**, v. 11, n. 4, p. 1203-1217, 2020.

PUTRA, R. D. et al. Detection of reef scale thermal stress with Aqua and Terra MODIS satellite for coral bleaching phenomena. In: **AIP Conference Proceedings**. AIP Publishing LLC, 2019. p. 020024.

QUEVEDO, Renata Pacheco et al. Modelagem de áreas suscetíveis a movimentos de massa: avaliação comparativa de técnicas de amostragem, aprendizado de máquina e modelos digitais de elevação. **Geociências (São Paulo)**, v. 38, n. 3, p. 781-795, 2020.

RESENDE, Fernanda Cristina; DA SILVA CARDOZO, Francielle; PEREIRA, Gabriel. Análise ambiental da ocorrência das queimadas na porção nordeste do Cerrado. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 34, p. 31-42, 2017.

RIBEIRO, Bianca De Martini; PETRY, Fernanda Aline; LIMBERGER, Aline R. Análise Temporal de dados NDVI para o município de Toledo PR, obtidos de imagens Landsat 8. **Revista Cultivando o Saber**, v. 11, n. 2, p. 40-50, 2018.

RODRIGUES, Jeferson Botelho et al. Aplicação de geotecnologias para análise e interpretação dos focos de queimadas no município de São Raimundo das Mangabeiras/MA. **Nature and Conservation**, v. 13, n. 4, p. 123-127, 2020.

RUDORFF, BERNARDO FT RUDORFF. Sensor Modis e Suas Aplicações Ambientas no Brasil. **Editora Parêntese**, 2007.

RUNNING, Steven W. et al. MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product (MOD16A2/A3 and Year-End Gap-Filled MOD16A2GF/A3GF) NASA Earth Observing System MODIS Land Algorithm (For Collection 6). **National Aeronautics and Space Administration: Washington, DC, USA**, 2019.

SALESI, Gil Mendes et al. Emprego dos focos de calor na avaliação das áreas queimadas e em incêndios florestais em Paragominas, Pará, Brasil Use of heat foci in the evaluation of burned areas and of forest fires in Paragominas, Pará, Brazil.

SANNIGRAHI, Srikanta et al. Examining the effects of forest fire on terrestrial carbon emission and ecosystem production in India using remote sensing approaches. **Science of the Total Environment**, v. 725, p. 138331, 2020.

SANTOS, Alexandre Rosa et al. GEOTECNOLOGIAS & ANÁLISE AMBIENTAL.

SCHROEDER, Lucas et al. Respiratory diseases, malaria and leishmaniasis: temporal and spatial association with fire occurrences from knowledge discovery and data mining. **International journal of environmental research and public health**, v. 17, n. 10, p. 3718, 2020.

SILVA, Alessandro Guerra et al. Cropping systems and soybean plant population in Brazilian Cerrado. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 7, p. 51166-51178, 2020 (a).

SILVA, Mayara Gomes; DO NASCIMENTO FURTADO, Gabriele. Análise espacial dos focos de calor no município de São Félix do Xingu, Estado do Pará, Brasil. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 11, p. e81391110331-e81391110331, 2020 (b).

SILVA, Phaloma et al. Proposta de recuperação de área degradada por queimadas no município de Marabá-PA. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental**, v. 12, n. 3, p. 08-17, 2018.

SOUZA, Greison Moreira de; GURGEL, Helen da Costa; MAZZEGA, Pierre. Análise sazonal da vegetação do Cerrado por meio de dados do sensor MODIS no Distrito Federal (Brasil). 2016.

SURYABHAGAVAN, K. V.; ALEMU, M.; BALAKRISHNAN, M. GIS-based multi-criteria decision analysis for forest fire susceptibility mapping: a case study in Hareenna forest, southwestern Ethiopia. **Tropical Ecology**, [S.l.], v. 57, n. 1, p. 33-43, 2016.

TAN, Weiwei et al. Reconstruction of All-Weather Daytime and Nighttime MODIS Aqua-Terra Land Surface Temperature Products Using an XGBoost Approach. **Remote Sensing**, v. 13, n. 22, p. 4723, 2021.

TORRES, Fillipe Tamiozzo Pereira et al. Mapeamento do risco de incêndios florestais utilizando técnicas de geoprocessamento. **Floresta e Ambiente**, v. 24, p. 0-0, 2017.

TREPTE, Qing Z. et al. Global cloud detection for CERES Edition 4 using Terra and Aqua MODIS data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 57, n. 11, p. 9410-9449, 2019.

TWIGG, John et al. Improved methods for fire risk assessment in low-income and informal settlements. **International journal of environmental research and public health**, v. 14, n. 2, p. 139, 2017.

UDA, Saritha Kittie; HEIN, Lars; ATMOKO, Dwi. Assessing the health impacts of peatland fires: a case study for Central Kalimantan, Indonesia. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 26, n. 30, p. 31315-31327, 2019.

US GEOLOGICAL SURVEY. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook. 2019.

VALLEJO-VILLALTA, Ismael; RODRÍGUEZ-NAVAS, Estefanía; MÁRQUEZ-PÉREZ, Joaquín. Mapping forest fire risk at a local scale - A case study in Andalusia (Spain). **Environments**, v. 6, n. 3, p. 30, 2019.

VIJAYAKUMAR DBIP, Raulier F, Bernier PY, Gauthier S, Bergeron Y, Pothier D. Lengthening the historical records of fire history over large areas of boreal forest in

eastern Canadá using empirical relationships. **Forest Ecology and Management** 2015; 2015(347): 30-39. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2015.03.011>.

WHITE, Benjamin Leonardo Alves; WHITE, Larissa Alves Secundo. Queimadas e incêndios florestais no estado de Sergipe, Brasil, entre 1999 e 2015. **Floresta**, v. 46, n. 4, p. 561-570, 2017.

WHITE, Larissa Alves Secundo; WHITE, Benjamin Leonardo Alves; RIBEIRO, Genésio Tâmara. Modelagem espacial de risco de incêndio florestal para o município de Inhambupe, Bahia, Brasil. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 36, n. 85, p. 41-49, 2016.

YEPEZ, Santiago et al. Retrieval of suspended sediment concentrations using Landsat-8 OLI satellite images in the Orinoco River (Venezuela). **Comptes Rendus Geoscience**, v. 350, n. 1-2, p. 20-30, 2018.

YOU, Weibin et al. Geographical information system-based forest fire risk assessment integrating national forest inventory data and analysis of its spatiotemporal variability. **Ecological Indicators**, v. 77, p. 176-184, 2017.

#### **4. CAPÍTULO I – ARTIGO 1**

### **AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE FOCOS DE CALOR NO MUNICÍPIO DE RIO VERDE - GO**

## RESUMO

Os danos ocasionados associados aos eventos de incêndio causam grandes prejuízos todos os anos para áreas como a saúde pública, economia e o meio ambiente. O presente trabalho objetivou quantificar os focos de calor dentro do município de Rio Verde - GO entre janeiro de 2005 a dezembro de 2020 e realizar a determinação das áreas com maiores incidências de incêndios. Os usos e ocupações do solo observados dentro do município foram área agricultável em preparação (AEP), área de agricultura (AAG), área de vegetação (AVE) e área próxima de corpos de água (APA). Para todos os anos de estudo verificou-se uma área maior de cobertura para AAG, seguido por AEP, AVE e APA, respectivamente. Em relação ao comportamento temporal o número de focos de calor é crescente nos primeiros anos (2005 – 2011), posteriormente ocorre a diminuição (2012 – 2016) e com uma nova crescente nos últimos anos (2017 – 2020). Em relação as estações do ano o período seco compôs ao menos 75% do total de casos para cada ano. Quanto as classes de uso e ocupação do solo as que apresentaram os maiores números foram a AEP e AAG, respectivamente. A partir do presente trabalho foi possível concluir que as ferramentas de geotecnologias se mostraram altamente eficientes para avaliação espaço – temporal de eventos de incêndios ou queimadas.

**Palavras-chave:** TERRA; AQUA; satélite; sensoriamento remoto.

## ABSTRACT

The damage associated with fire events causes great loss every year to areas such as public health, economy and the environment. The present work aimed to quantify the hotspots within the municipality of Rio Verde - GO between January 2005 and December 2020 and to determine the areas with the highest incidences of fires. The land uses and occupations observed within the municipality were arable area in preparation (AEP), agricultural area (AAG), vegetation area (AVE) and area close to water bodies (APA). For all years of study, there was a greater area of coverage for AAG, followed by AEP, AVE and APA, respectively. Regarding the temporal behavior, the number of hotspots is increasing in the first years (2005 - 2011), then there is a decrease (2012 - 2016) and with a new increase in recent years (2017 - 2020). Regarding the seasons of the year, the dry period made up at least 75% of the total cases for each year. As for classes of land use and occupation, those that presented the highest numbers were AEP and AAG, respectively. From the present work, it was possible to conclude that the geotechnological tools proved to be highly efficient for spatio-temporal evaluation of fire events.

Keywords: AQUA, TERRA, satellite, remote sensing.

## 4.1 Introdução

As destruições oriundas dos incêndios causam grandes prejuízos econômicos e ambientais todos os anos (PEREIRA et al., 2016; GOUVEIA et al., 2021). Somente no Cerrado o número de focos de calor em 2020 passou de 63 mil, conferindo 28,6% do total de focos de calor no Brasil registrado pelo satélite AQUA (INPE, 2022). Esse avanço contínuo tem gerado preocupações para as autoridades competentes e todos os agentes que são acometidos (PEREIRA et al., 2012; FERNANDES et al., 2020).

Apesar do conhecimento de que o Cerrado é o bioma brasileiro que possui um ecossistema adaptado historicamente a incêndios periódicos, nas últimas décadas, este fenômeno tem se intensificado consideravelmente (LIBONATI et al., 2015; MELO et al., 2021). Por causa das mudanças no uso do solo com a expansão das fronteiras agrícolas e da pecuária, além do aumento do contato antrópico com as regiões anteriormente isoladas (POPE et al., 2020; SANNIGRAHI et al., 2020).

O resultado é o crescimento nos incêndios neste bioma, alguns de grandes proporções como o que atingiu recentemente a região do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros (MATOS et al., 2020). Isso leva a maximização dos prejuízos causados pelos incêndios tanto para saúde humana, como o meio ambiente e a economia (ZHAN et al., 2021; WESTERLING et al., 2006).

Entre esses danos observados nota-se perda de biodiversidade, queda da disponibilidade hídrica, destruição de infraestrutura da agropecuária e diminuição da qualidade do ar, que afeta diretamente a saúde da população (LIZUNDIA-LOIOLA et al., 2020). Conseguir prever a dinâmica de ocorrência destes fenômenos é bastante complicado vista a limitação de informações, o grande número de variáveis envolvidas e as dificuldades financeiras de vários de nossos municípios (TRAUERNICHT et al., 2016; FERNÁNDEZ-GARCÍA et al., 2018; LEAL et al., 2020). O levantamento de informações com métodos economicamente viáveis é fundamental para um planejamento adequado dentro de um território (BERNIER et al., 2016).

Uma das alternativas que surge são as análises geradas através de técnicas de sensoriamento remoto que permitem monitorar com visão sistêmica da distribuição temporal e espacial, assim como os seus padrões em diferentes escalas (ANGELINI, et al., 2021). Isso permite que o poder público utilize de sistemas de fiscalização, prevenção com planejamento estratégico de investimentos para controle dos incêndios em todo



território (RODRIGUES et al., 2018). Além disso em períodos de baixa umidade relativa será possível a emissão de alertas de incêndios (AJIN et al., 2016; LIZUNDIA-LOIOLA et al., 2020; HANTSON et al., 2016).

Com vista nessa necessidade de observação para controle de focos de incêndio o INPE faz uso de satélites ambientais com sensores que permitem o monitoramento do calor na superfície do solo (CLEMENTE et al., 2017; FERNÁNDEZ-GARCÍA et al., 2018). Este sistema opera na faixa termal – média de 4  $\mu\text{m}$  e interpretam as temperaturas acima dos 47°C como um foco de calor (INPE, 2022). Dois satélites que se destacam nesse levantamento de dados são o AQUA e o TERRA através do sensor conhecido como MODIS (LI et al., 2020).

Diante desse cenário, trabalhos de verificação de correlação através de produtos de satélites e variáveis ambientais permitem o aperfeiçoamento tecnológico no monitoramento de incêndios (YING et al., 2019). Também auxilia no desenvolvimento de novas tecnologias com garantia de maior confiança no planejamento das ações de combate a incêndios florestais (SEYDI et al., 2021).

No ano de 2020, o município de Rio Verde – GO na região sul do cerrado, o principal produtor de grãos do estado de Goiás, apresentou o total de 201 focos de calor e credenciou como o terceiro maior em número de incêndios ou queimadas no estado (INPE, 2022; EMBRAPA, 2020). Conhecida como uma das cidades do agronegócio no país, as consequências dos incêndios em suas áreas são ainda mais severas, tanto pela queima e perda de produtividade como depleção de propriedades do solo (SZPAKOWSKI et al., 2019; SEYDI et al., 2021).

Entre os fatores que podem estar relacionados ao processo de manutenção de um incêndio o uso e ocupação do solo de uma região são dos mais relevantes (ANDERSON et al., 2017; POURGHASEMI et al., 2020). Dentro deste contexto, o tipo de uso e ocupação do solo, assim como a sua área de extensão influencia diretamente na quantidade de focos de incêndio observados em uma localidade (HOKI et al., 2019).

A partir destas informações é possível verificar os locais de maior incidência de focos de calor e relacioná-los com outros fatores (VIJAYAKUMAR et al., 2015). Através dos dados coletados e as interações observadas as autoridades como o corpo de bombeiros, poder público e particulares interessados terão subsídio para planejamento de ações de combate e alerta de eventos de incêndio (TWIGG et al., 2017).

Nesse sentido, o objetivo desta pesquisa foi quantificar os focos de calor no município de Rio Verde - GO entre janeiro de 2005 a dezembro de 2020. Também foi

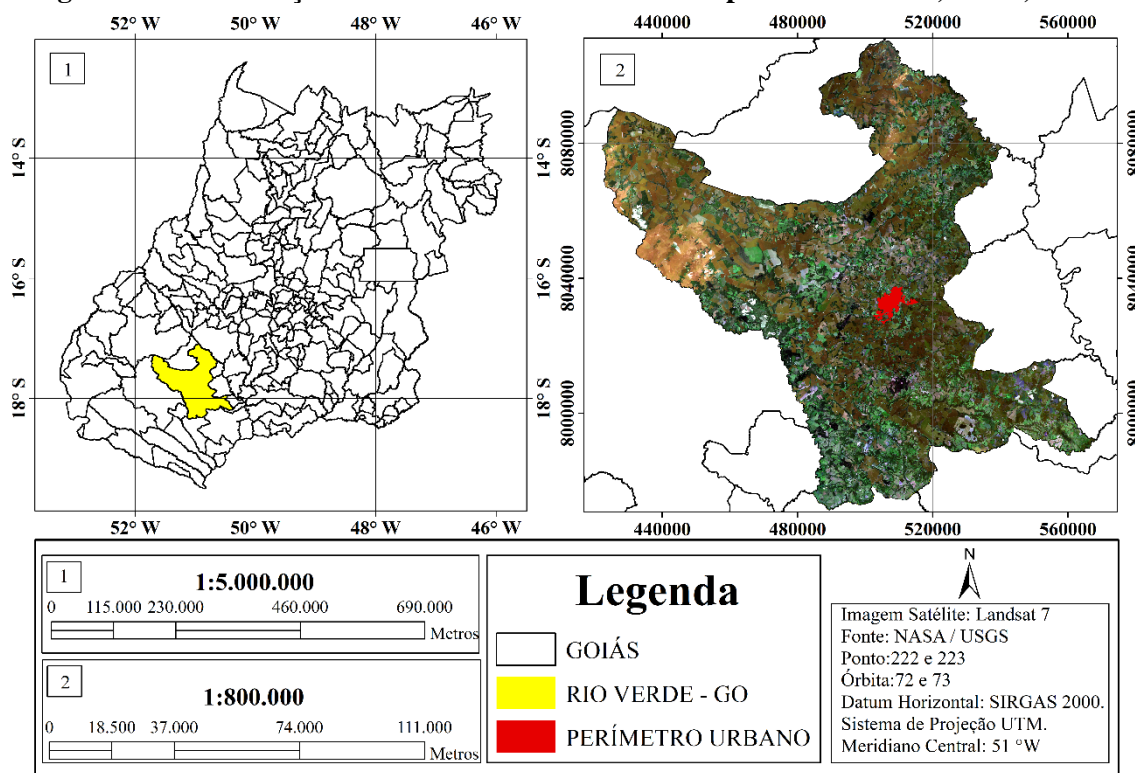
verificar as áreas que temporalmente apresentaram maior número de focos de calor captados pelo sensor MODIS dos satélites AQUA e TERRA. E, finalmente foram relacionadas as áreas que espacialmente apresentaram maior incidência de incêndios com o seu respectivo uso e ocupação do solo.

## 4.2 Material e métodos

### 4.2.1 Caracterização da Área de Estudo

A região de estudo é o município de Rio Verde em Goiás (Figura 4.1) que está localizado na região sudoeste do Estado, a cerca de 231 quilômetros de Goiânia. O perímetro urbano do município possui seu centroide nas coordenadas geográficas de latitude 17° 43' 53" S e longitude 50° 35' 18" O, a região está a uma altitude de 748 metros acima do nível do mar com uma área de 8.379,661 Km<sup>2</sup> (IBGE, 2010).

**Figura 4.1 - Localização das áreas de estudos no município de Rio Verde, Goiás, Brasil.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

A fitofisionomia predominante na região é o Cerradão, caracterizado por formação florestal com características esclerófilas e xeromórficas com árvores que podem

alcançar até 15 metros de altura (PINHEIRO et al., 2020). O clima do município é o tropical úmido, classificado por Köppen e Geiger como Aw com pluviosidade média anual de 1.539 mm (INMET, 2018). Segundo o último censo, possui a população de 176.424 habitantes com previsão de 241.218 habitantes para o ano de 2021 (IBGE, 2010).

#### **4.2.2 Aquisição de dados orbitais**

Os dados de focos de calor foram adquiridos no sítio eletrônico do INPE, a partir do Banco de Dados de Queimadas (BDQueimadas) <http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>. Os dados dos focos de calor foram exportados no formato *shapefile* do município de Rio Verde - GO, disponibilizados do período posterior ao mês de junho de 1998 até os dias atuais.

Os dados foram coletados desde 2005 até o ano de 2020 (período de 16 anos). Este período compreende o início das atividades do satélite AQUA (posterior a abril de 2003 até os dias atuais) e TERRA (posterior a dezembro de 1999 até os dias atuais). Ambos os satélites são equipados com o sensor MODIS para geração dos produtos relacionados.

A classificação do uso e ocupação do solo foi realizado através do processamento de dados de imagens do satélite Landsat 7 e 8. As imagens obtidas foram dos anos de 2005, 2010, 2015 e 2020, todas com intervalo de 5 anos. Os dados obtidos foram de imagens refletância de superfície para o sensor OLI e TIRS (Landsat 8) e ETM + (Landsat 7). As imagens foram obtidas da plataforma ESPA (*EROS Science Processing Architecture*) do Serviço Geológico Americano (USGS).

As imagens de refletância de superfície do Landsat 8 geradas pela ESPA são baseadas no algoritmo *Land Surface Reflectance Code* (LaSRC) (versão 1.4.1, US GEOLOGICAL SURVEY, 2022). Este modelo faz o uso da banda costeira de aerossóis para realizar testes de inversão e os dados climáticos auxiliares do MODIS para, posteriormente serem aplicados em modelo único de transferência radiativa (VERMOTE et al., 2016; ILORI et al., 2019).

Por outro lado, as imagens de refletância de superfície do sensor ETM + do Landsat 7 são corrigidas através do algoritmo Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System (LEDAPS) (versão 3.4.0; MASEK et al., 2006; BILAL et al., 2019). Este código insere dados de vapor de água, ozônio, pressão atmosférica, espessura óptica do aerossol e modelos de elevação digital, juntamente aos dados Landsat para simulação

através do algoritmo (*Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum*) de transferência radiativa (VERMOTE et al., 1997; YANG et al., 2018). Juntamente a esse código ocorre a aplicação de rotinas de correção atmosférica do sensor MODIS para produção dos dados de nível 1 (FIBRIAWATI et al 2018).

#### **4.2.3 Processamento de Dados**

Os procedimentos para processamento de imagem, correção e execução dos dados referentes à obtenção do uso do solo (USO) e levantamento de dados referentes aos focos de calor foram realizados pelo software QGIS versão 3.16.

#### **4.2.4 Classificação supervisionada**

##### *4.2.4.1 Classificação do uso e ocupação da terra/solo*

A classificação foi realizada pelo estabelecimento de quatro tipos de uso e ocupação do solo, para os limites do município. As classes reconhecidas foram (1) Áreas de agricultura em preparação (AEP) constituídas por regiões em preparo ou pós-plantio que sofreu processo de mecanização recente e possui pouca ou nenhuma cobertura de vegetação primária e áreas com edificações, calçamentos e pavimentação asfáltica; (2) Áreas de vegetação (AVE) constituídas por remanescentes de vegetações nativa que em sua maioria integram as áreas de preservação permanente e reservas legais ou ainda regiões de plantio de eucalipto (Floresta Plantada); (3) Áreas próximas a corpos d'água (APA), formadas por áreas próximas a cursos d'água, barramentos e lagoas de estações de tratamento de esgoto; e (4) Área de agricultura (AAG), constituída por áreas de plantações sazonais tanto em modalidade de sequeiro como em regiões irrigadas.

Sua classificação foi realizada através do algoritmo computacional derivado do complemento *Dzetsaka*, poderosa ferramenta de Classificação Supervisionada para o software QGIS 3.14. Esse *plugin* é baseado no classificador de Modelo de Mistura Gaussiano desenvolvido por Mathieu Fauvel (TANG et al., 2020). Por apresentar excelente adequação a diferentes refletâncias dos materiais de superfície possui aplicabilidade para modelos de classificação mais generalista para uso do solo mais heterogêneos (LEITE, 2019). Logo, através das refletâncias de superfície processadas, foi

possível determinar intervalo de condição para cada classe, em que cada condição foi inferida e processadas para geração de imagens de classificação.

Logo, com o objetivo de realizar a avaliação visual de forma mais completa foi realizado o empilhamento de imagens para a formação da composição conhecida como RGB (*Red – Green – Blue*). Após análise foi possível definir quatro tipos de classes de uso e ocupação do solo para o município de Rio Verde – GO (Tabela 4.1). São estas: (1) Áreas de agricultura em preparação (AEP) que apresentam reflectância de superfície muita próxima entre os três espectros com comprimentos (entre 0,1 e 0,2), com valores ligeiramente maiores para o intervalo de comprimento de onda do verde e do azul; (2) Áreas de vegetação (AVE) em que se verificou reflectância de superfície muito maior para o intervalo de comprimento de onda referente ao vermelho (valores acima de 0,2), seguido pelo verde com o intervalo de comprimento de onda entre 0,1 e 0,2; (3) Áreas próximas a corpos d’água (APA) em que se apurou valores de reflectância de superfície menores pela absorção da radiação para os três intervalos de comprimento de onda, com valores dos três espectros inferiores a 0,1; e por fim, (4) Área de agricultura (AAG), que se observou valor de reflectância de superfície superior a 0,2 para todos os intervalos de comprimento de onda referente aos três espectros.

**Tabela 4.1 – Regras para a classificação de cobertura de solo para Rio Verde – GO para os anos de 2005, 2010, 2015 e 2020.**

Classes	Regras	Refletância característica
AEP	Solo exposto oriundo da agricultura e áreas edificadas	$0,1 \leq SR(\text{Red}) \leq 0,2$ ; $0,1 \leq SR(\text{Green}) \leq 0,2$ ; $0,1 \leq SR(\text{Blue}) \leq 0,2$
AVE	Áreas de vegetação nativa e floresta plantada	$SR(\text{Red}) \geq 0,2$ ; $0,1 \leq SR(\text{Green}) < 0,2$ ; $0,1 \leq SR(\text{Blue})$
APA	Áreas próximas a corpos d’água	$SR(\text{Red}) \leq 0,1$ ; $SR(\text{Green}) \leq 0,1$ ; $SR(\text{Blue}) \leq 0,1$
AAG	Áreas de agricultura e pastagens de pecuária extensiva	$SR(\text{Red}) \geq 0,2$ ; $SR(\text{Green}) \geq 0,2$ ; $SR(\text{Blue}) \geq 0,2$

AEP (áreas de agricultura em preparação); AVE (áreas de vegetação); APA (áreas próximas de corpos d’água); AAG (áreas de agricultura); SR (reflectância de superfície).

Fonte: Elaboração do autor (2022).

#### 4.2.4.2 Construção do modelo de classificação dos usos e ocupações da terra/solo

O modelo de classificação da condição foi realizado através de amostragens de áreas que possuíam características que lhe enquadravam nas regras referentes à cobertura

de solo especificada. A classe AEP representou toda a porção de áreas que para o período considerado apresentou condição de solo exposto, oriundo da agricultura com a inclusão das áreas edificadas (apresentam refletância de superfície com intervalo de variação semelhante). A classe AVE representou as áreas com vegetação arbórea em fase intermediária e clímax. A Área de agricultura (AAG), constituídas por áreas de agricultura de porte baixo e médio e APA, representou áreas próximas de corpos d'água.

Posteriormente, a partir de uma avaliação visual através do *Basemap* do Qgis versão 3.16 e validação de imagens Google Earth foram identificadas as áreas de controle que atendiam as classes descritas. Em seguida, foi realizado a delimitação das áreas especificadas os valores referentes a refletância de superfície extraídos. A partir desses dados foi possível estabelecer intervalos de valores de refletância característicos para cada uma das classes especificadas.

Sua construção foi realizada analisando os valores máximos e mínimos dos parâmetros espectrais para diferentes usos do solo. Posteriormente, foram extraídos valores de referências para usos do solo de controle dentro do Município de Rio Verde. Esses valores serviram como base para construção do algoritmo de árvore de decisão.

A escolha das áreas de referências foi realizada a partir da interpretação visual de áreas conhecidas utilizando a ferramenta *Google Earth*. Dessa maneira, foi construído a condição que classificou os diferentes usos do solo com base nos limites (máximo e mínimo) dos parâmetros supracitados. As classificações de uso do solo foram validadas a partir de uma matriz de confusão, que permite avaliar a qualidade obtida de uma classificação a partir da comparação com dados de referências (FIELDING & BELL, 1997; TREMEA et al., 2020).

#### 4.2.4.3 Avaliação da confiabilidade da classificação

Para avaliar a acurácia de modelo de classificação foi realizado a montagem de uma matriz quadrada, também conhecida como matriz de confusão com números tabulados em linhas e colunas. Esta matriz possui a capacidade de avaliar a qualidade de classificação com análise comparativa com dados de referências (FIELDING & BELL, 1997; TALHADA et al., 2020). A matriz foi montada com a distribuição cruzada simples, em que as colunas representaram os valores de referência (valores reais), enquanto as

linhas representaram os dados gerados através de técnicas de sensoriamento remoto (estimativa) (RWANGA et al., 2017).

A forma no qual a matriz de confusão foi preenchida segue basicamente três estágios: i) Primeiramente, separando as classes identificadas (*clip*) e convertendo os valores dos pixels para codificação binária (0 e 1), em que o valor 1 representa verdadeiro, para determinada classe e 0 representa que o pixel em questão está fora da classe em análise; ii) Em segunda etapa, foram gerados 50 pontos aleatórios em cada classe, distribuídos para toda área de estudo. Devido a extensão da área não foi necessário arbitrar distância mínima entre os pontos; iii) A terceira etapa, compreendeu a fase de verificação da precisão de cada um dos pontos aleatórios gerados para cada classe com o *Basemap* do QGIS e o *Google Earth* com o objetivo de verificar quantos acertos e quantos erros foram obtidos para cada classe.

Dessa forma, os valores determinados como “a” foram tidos como os verdadeiros positivos, ou seja, pixels que receberam a codificação 1, e em relação ao real são verdadeiramente aquilo que são determinados. Em relação a “b”, esses foram definidos como os falsos positivos e os pixels receberam a codificação 1, e quando foram comparados ao real não são verdadeiramente o que havia sido determinados. Os valores de “c” foram classificados como os falsos negativos que são aqueles que receberam a codificação 0, e que ao ser comparado ao real verificou-se que o valor equivalente seria o 1. E, por último, os valores de “d” que foram definidos como os verdadeiros negativos, ou seja, receberam a codificação 0 e que ao ser comparados ao real são verdadeiramente 0, (Tabela 4.2).

**Tabela 4.2 – Esquema geral da matriz de confusão.**

Estimativa	Valores Reais	
	1	0
1	a	b
0	c	d

Fonte: Adaptado de Foody (2002).

Posteriormente, após o preenchimento da matriz de confusão foi efetuado o cálculo de uma gama de medidas de erro na precisão com o objetivo de avaliar a confiabilidade da classificação estabelecida (Tabela 4.3). Os valores dos índices determinados podem variar de 0 a 1 e quanto mais próximo de 1 maior será a acurácia da classificação. Para os cálculos das estimativas **a** são os verdadeiros positivos, **b** os falsos positivos, **c** os falsos negativos, **d** os verdadeiros negativos, **n** são os pontos aleatórios

(randômicos) de uma determinada classe e  $N$  é equivalente ao número total de pontos randômicos da análise.

**Tabela 4.3 – Os valores de precisão na classificação de cobertura e uso do solo com origem na matriz de confusão para o município de Rio Verde – GO.**

Estimativas	Cálculo
Classificação Correta	$(a+d) / N$
Classificação incorreta	$(b+c) / N$
Erro de omissão	$c / (a+b)$
Erro de comissão	$b / n$
Acurácia do produtor	$1 - \text{erro de omissão}$
Acurácia do usuário	$1 - \text{erro de comissão}$
Kappa	$\frac{[(a+d) - (((a+b) + (b+d) (c+d)) / N)]}{[N - (((a+c) (a+b) + (b+d) (c+d)) / N)]}$

Fonte: Adaptado de CONGALTON & GREEN (1999).

Entre as estimativas acima, classificação correta procura fornecer informações da proporção dos verdadeiros positivos e negativos (diagonal principal) em relação ao número total de pontos analisados. Por outro lado, a classificação incorreta objetiva avaliar a proporção de erros frente ao número total de pontos avaliados (CONGALTON & GREEN, 1999; LI et al., 2019).

O erro de omissão se refere a porcentagem de pontos que pertencia a uma classe  $x$  e que em relação aos dados de referência, não foi classificado como tal (omitidos) (RWANGA et al., 2017). Por outro lado, o erro de comissão representa a porcentagem de pixels que foram enquadrados em determinado uso e ocupação do solo e quando comparados aos dados de referência não pertencem a esta determinada classe (BOENING et al., 2004).

Em relação a variável acurácia do produtor o objetivo é avaliar a qualidade da classificação realizada, e para tal, utiliza-se do erro de omissão, ou seja, o que foi observado na região estudada, mas que, entretanto, não foi classificado no mapa (RWANGA et al., 2017). A acurácia para o usuário é a representação da qualidade da classificação realizada em relação a sua similaridade com o real a partir do erro de comissão (BANKO, 1998; FISHER et al., 2018).

Para realizar a avaliação de confiabilidade foi utilizado o coeficiente Kappa visto ser a mais utilizado em análises de confiabilidade de classificações (BOUAZIZ et al., 2017). Sua metodologia abrange não somente as informações bem classificadas, como também se estende ao mal classificado em sua taxa de classificação correta (CONGALTON & GREEN, 1999). Os resultados podem variar entre 0 e 1 e quanto maior valor melhor é a acurácia da classificação (Tabela 4.4).



**Tabela 4.4 – Padrão de precisão e acurácia da classificação a partir da estimativa Kappa.**

Estimativa Kappa	Desempenho
$< 0$	Péssimo
$0,0 < \text{Kappa} \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < \text{Kappa} \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < \text{Kappa} \leq 0,6$	Bom
$0,6 < \text{Kappa} \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < \text{Kappa} \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Fonseca (2000).

#### **4.2.5 Avaliação dos focos de incêndio**

##### *4.2.5.1 Distribuição espacial e temporal dos incêndios*

A distribuição espacial dos incêndios foi determinada a partir da ocorrência de incêndios em relação a cada uso do solo dentro do município (SILVA et al., 2020). Foi quantificado o número de focos de calor anualmente para todo o território de Rio Verde – GO, no período de 2005 a 2020. A frequência de ocorrência de incêndios foi obtida pela soma do número de focos detectados em cada uso do solo para os anos de 2005, 2010, 2015 e 2020.

A sazonalidade da ocorrência de incêndios foi quantificado em cada escala de tempo para o município de Rio Verde - GO. O clima da região é dividido em duas estações bem definidas sendo um período de estiagem e outro de cheia (SOBRINHO et al., 2020). Logo, o estudo em questão trabalhou com dois períodos. O período chuvoso (PC) tem o seu início em outubro e se estende até março, com duração de 6 meses e o período seco (PS) com início em abril e fim em setembro, com período de duração de seis meses (NIMER, 1989; NASCIMENTO et al., 2020).

##### *4.2.5.2 Densidade de Kernel dos focos de incêndio no município*

Através da avaliação espacial dos focos de incêndio foi possível realizar a comparação com focos de calor detectados dentro do município para o período de 16 anos (2005 – 2020). Tendo em vista a grande quantidade de focos detectados para o período, foi necessário realizar a análise através de estatísticas de estimação de curvas de densidade (MONJARÁS-VEGA et al., 2020). Este método consiste em cálculo da distância geodésica em relação ao seu valor central, conforme a equação 13 (OLIVEIRA et al., 2017; MENEZES et al., 2019). Através disso, foi possível determinar o comportamento padrão de um evento por período.

$$\Lambda\tau (S) = \sum \frac{1}{\tau^2} k \left[ \frac{(S-S_i)}{\tau} \right] \quad \text{Eq. (1)}$$

Em que  $\Lambda\tau (S)$  = função de Kernel;  $\tau$  = Raio de influência;  $S$  = Raio de Ação;  $k$  = Estimação Kernel.

### 4.3 Resultados e discussões

#### 4.3.1 Classificação do uso e ocupação do solo

Os valores obtidos para a classificação referente ao uso do solo foram diferentes para os anos analisados. Através das estimativas foram determinados valores de confiabilidade acima de 92%, para todos os tipos de usos e ocupações do solo, demonstrando excelente aproximação em relação ao desempenho da classificação sugerida para o trabalho. Em relação a classificação incorreta, o uso e ocupação do solo APA possuem os maiores valores atingindo 0,08 (para dois dos anos classificados) em comparativo com as demais classes (Tabela 4.5).

As estimativas de erro de omissão apresentaram valores maiores para as classes AVE e AAG, ambas com 4% para os anos de 2010 e 2020, respectivamente. Os erros de comissão foram maiores para a classe APA com valores que variaram entre 14% e 16% para os anos de 2010, 2015 e 2020. No que diz respeito a acurácia do produtor os resultados obtidos foram satisfatórios estando acima dos 0,96, para todas as classes definidas.

A acurácia do usuário apresentou valores acima de 90% para as classes AAG, AEP e AVE de usos e ocupações do solo determinados, e implica em boa confiabilidade da classificação. Os valores mais baixos para esta variável foram observados em APA com percentual de 84% e 86% para os anos de 2015 e 2020, respectivamente. Por fim, o coeficiente Kappa apresentou valores acima de 0,84 para todos os tipos de usos e ocupações do solo determinados no estudo com o menor valor observado para a classe APA nos anos de 2010 e 2015.

**Tabela 4.5 – Estimativas de precisão da classificação da cobertura do solo para Rio Verde – GO em 2005, 2010, 2015 e 2020.**

Estimativas	Classificação 2005				Estimativas	Classificação 2010			
	APA	AAG	AEP	AVE		APA	AAG	AEP	AVE
Classificação correta	0,99	0,96	0,97	0,96	Classificação correta	0,92	1,00	0,94	0,95
Classificação incorreta	0,01	0,04	0,03	0,04	Classificação incorreta	0,08	0,00	0,06	0,05
Erro de omissão	0,00	0,02	0,02	0,00	Erro de omissão	0,02	0,00	0,02	0,04
Erro de comissão	0,02	0,06	0,04	0,08	Erro de comissão	0,14	0,00	0,10	0,06
Acurácia do produtor	1,00	0,98	0,98	1,00	Acurácia do produtor	0,98	1,00	0,98	0,96
Acurácia do usuário	0,98	0,94	0,96	0,92	Acurácia do usuário	0,86	1,00	0,90	0,94
Kappa	0,98	0,92	0,94	0,92	Kappa	0,84	1,00	0,88	0,90

Estimativas	Classificação 2015				Estimativas	Classificação 2020			
	APA	AAG	AEP	AVE		APA	AAG	AEP	AVE
Classificação correta	0,92	0,95	0,98	0,98	Classificação correta	0,93	0,97	0,99	0,96
Classificação incorreta	0,08	0,05	0,02	0,02	Classificação incorreta	0,07	0,03	0,01	0,04
Erro de omissão	0,00	0,02	0,02	0,00	Erro de omissão	0,00	0,04	0,02	0,00
Erro de comissão	0,16	0,08	0,02	0,04	Erro de comissão	0,14	0,02	0,00	0,08
Acurácia do produtor	1,00	0,98	0,98	1,00	Acurácia do produtor	1,00	0,96	0,98	1,00
Acurácia do usuário	0,84	0,92	0,98	0,96	Acurácia do usuário	0,86	0,98	1,00	0,92
Kappa	0,84	0,90	0,96	0,96	Kappa	0,86	0,94	0,98	0,92

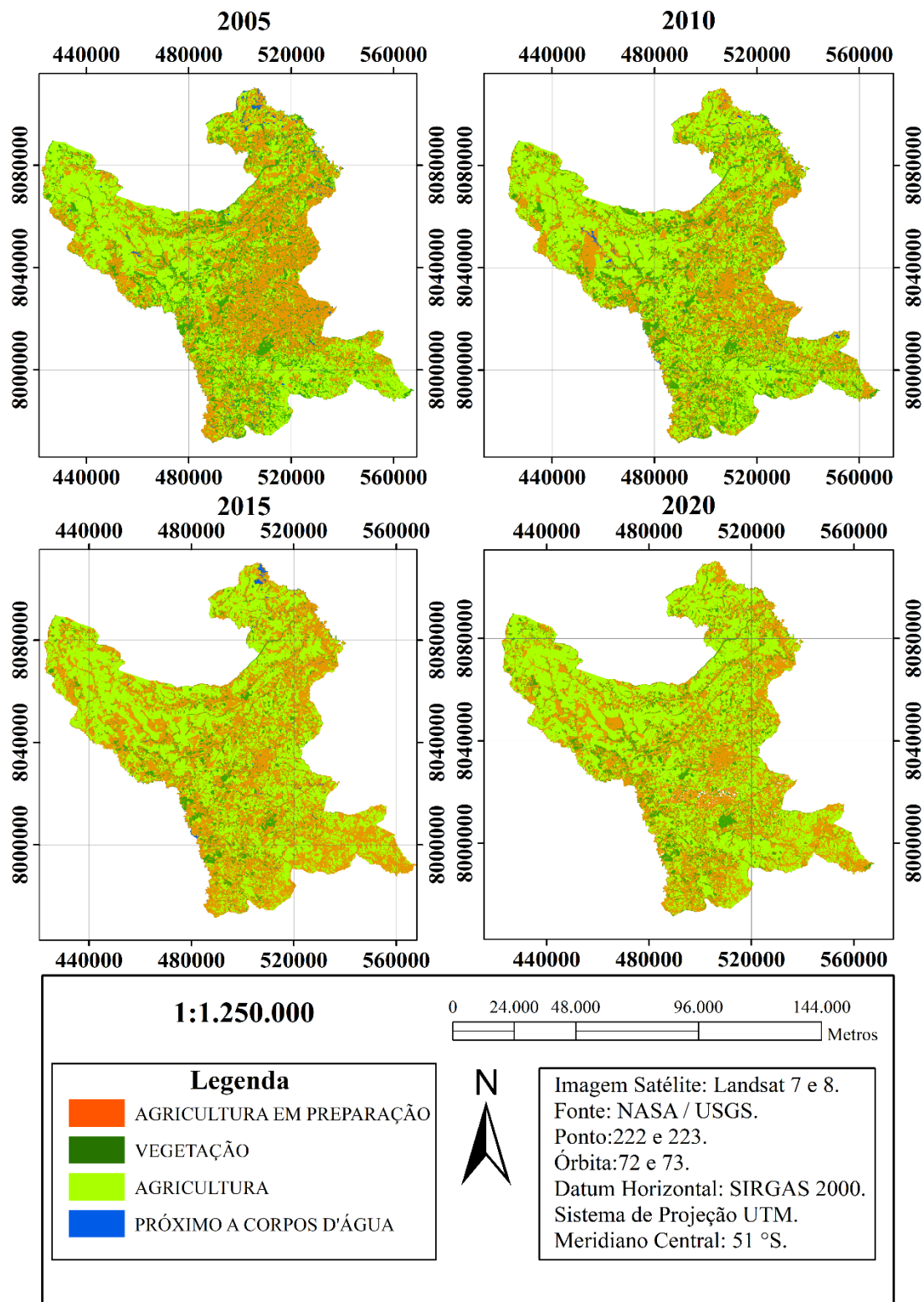
AEP (áreas de agricultura em preparação); AVE (áreas de vegetação); APA (áreas próximas de corpos d'água); AAG (áreas de agricultura); PC (número de focos de calor para o período chuvoso em relação a cada uso do solo); PS (número de focos de calor para o período seco em relação a cada uso do solo);  $\Sigma$  (soma do número de focos de incêndio).

Fonte: Elaboração do autor (2022).

#### 4.3.2 Conversão do uso e ocupação do solo

Durante todos os anos de análise a área de AEP apresentou as maiores áreas dentro do município precedidas por AAG, AVE e APA, respectivamente (Tabela 4.6). A classe AVE sofreu redução de área de aproximadamente 62% do seu total entre 2005 e 2020. As áreas de AAG apresentaram aumento de aproximadamente 19% para o mesmo período. Os usos do solo voltados ao AAG e AEP (voltadas a agropecuária, exceto áreas de floresta plantadas) sofreram aumento de aproximadamente 8% entre 2005 e 2020. A dinâmica das classes de usos e ocupações do solo para os anos estudados pode ser observada na Figura 4.2.

Figura 4.2 – Mapeamento para o uso e ocupação do solo para o município de Rio Verde de 2005 a 2020 com intervalo de 5 anos para o período.



Fonte: Elaboração do autor (2022).

**Tabela 4.6 – Área ocupada em hectares para cada classificação da cobertura do uso e ocupação do solo para Rio Verde – GO em 2005, 2010, 2015 e 2020.**

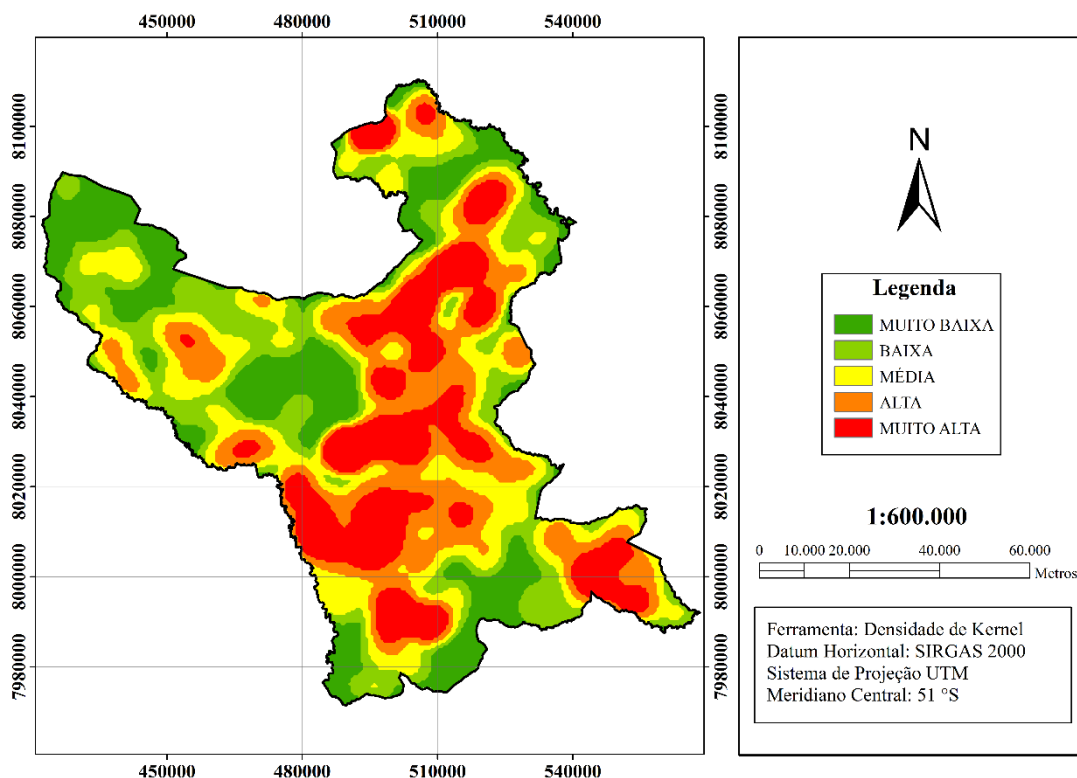
Uso do solo	Área (ha)			
	2005	2010	2015	2020
Solo exposto	332.463,4332	282.139,2001	375.321,0602	311.915,8715
Vegetação	149.876,9439	145.731,2402	65.397,5115	92.373,3036
Agricultura	348.143,4231	402.863,2200	392.627,3373	428.981,6731
Próximo à água	7.445,5422	7.195,6801	4.583,4313	4.658,4922
<b>Total</b>	<b>837.929,3404</b>			

Fonte: Elaboração do autor (2022).

### 4.3.3 Mapeamento de densidade de focos de incêndio na área de estudo

Através de técnicas de geoprocessamento foi possível realizar o mapeamento da densidade dos focos de calor dentro do município de Rio Verde – GO do ano de 2005 até o ano de 2020 (Figura 4.3). Após análise pelo algoritmo de análise estatística de pontos através do seu raio em ambiente de SIG foi gerado o mapa de densidade de focos de calor e classificado em cinco zonas, foram elas: muito baixa, baixa, média, alta e muito alta.

**Figura 4.3 – Mapa de densidade de focos de calor em Rio Verde – GO.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

Através da análise do mapa de densidade de Kernel verificou-se concentração de focos de calor na região centro-oeste, centro-sul, sudeste e extremo nordeste do município. Todas estas regiões possuem suas áreas quase que na totalidade cobertas por atividades voltadas ao agronegócio, com biomassa adequada para a manutenção de incêndios ou queimadas (SCHOLTZ et al., 2020; SEYDI et al., 2021).

A concentração dos focos na região centro-oeste está diretamente ligada a densidade populacional dessa região que é maior que o restante do município, muito em decorrência de perímetro urbano estar localizado nessa área. Além disso, a BR-060 rodovia de grande tráfego de veículos é responsável pelo escoamento de grãos oriundos do sudeste goiano que atravessa a região (DANTAS et al., 2021). Conseqüentemente, o tráfego de veículos, assim como a disposição de estradas e residências favorecem a ocorrência de incêndios ou queimadas. (POURGHASEMI et al., 2020; GHORBANZADEH et al., 2019).

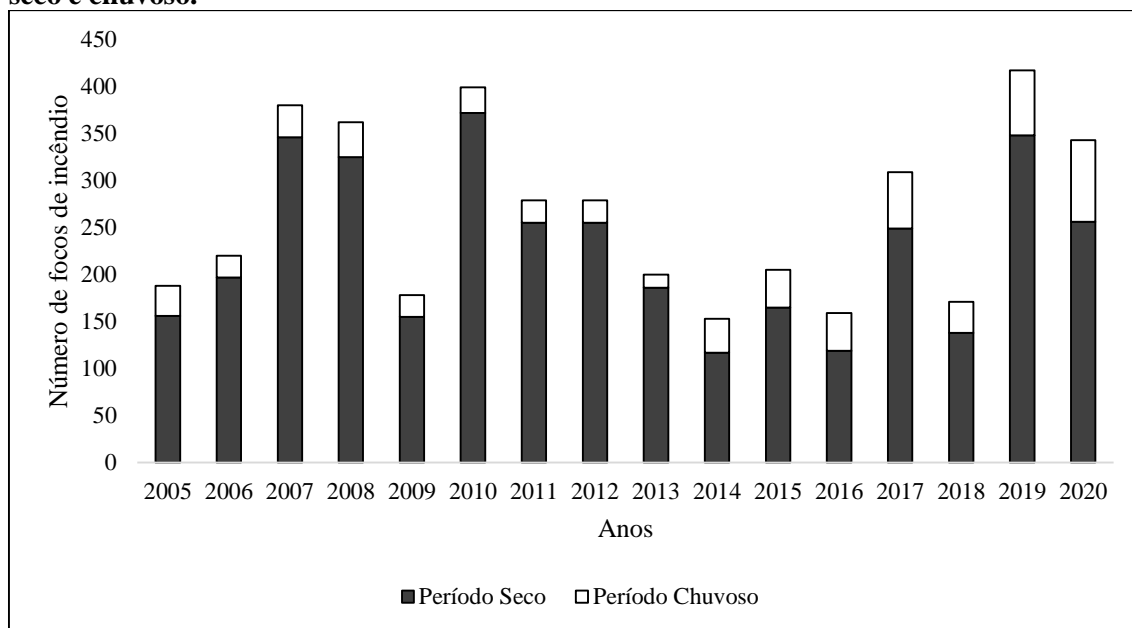
A região centro-sul do município, por sua vez, sofre grande influência da GO – 174 e a GO – 422, ambas regiões com muita movimentação humana por causa das granjas existentes na localidade. Outro fator relevante para a região centro-sul é a topografia, a região possui orientação do relevo e declividade com características que lhe torna mais propícia a propagação de incêndios ou queimadas dentro do município (VALLEJO-VILLALTA et al., 2019; KOCHER et al., 2017).

A região nordeste do município sofre influência das estradas, principalmente através da passagem da GO – 050. A região possui maior número de residências, em decorrência do assentamento rural Pontal dos Buritis, que acarreta maior risco de ignição pelo contato antrópico. A alta concentração de focos de calor para a região sudeste do município possui relação direta com a localização dos distritos de Ouroana e Riverlândia que geram aumento da densidade populacional na área. Ao mesmo tempo que as GO – 501, GO – 527, GO – 452 e GO – 164 cortam toda a região sudeste aumentando a probabilidade de contato antrópico pelas zonas de influência destas estradas.

#### ***4.3.4 Distribuição espaço-temporal dos focos de calor entre os anos de 2005 e 2020 no município de Rio Verde – GO***

A contabilização dos focos de calor para o município de Rio Verde – GO foi subdividido em períodos de estiagem (outubro a março) e chuvoso (abril a setembro). Foi possível observar crescimento, para os primeiros anos no número de foco de calor com queda em sequência entre os anos de 2012 e 2016 e novo crescimento no número destes eventos. Nos anos de 2019 e 2020, por exemplo, foram verificados números superiores a aproximadamente 88% dos anos estudados, conforme Figura 4.4.

**Figura 4.4 – Número de focos de incêndio para o município de Rio Verde, para os períodos seco e chuvoso.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

A partir da avaliação temporal dos focos de calor e posterior verificação de suas ocorrências entre as estações típicas da região (duas estações bem definidas), a próxima observação do estudo foi o seu comportamento espacial. Consequentemente com a identificação dos usos e ocupações do solo para a região foi possível relacionar estas variáveis com o objetivo de descrição completa do comportamento destes eventos no município (Tabela 4.7).

**Tabela 4.7 – Números de focos de calor entre 2005 e 2020 relacionados a classificação da cobertura do solo, com margem máxima de 3 anos entre as estações climáticas para o município de Rio Verde – GO.**

Ano	PC					PS				
	AEP	AVE	AAG	APA	Total	AEP	AVE	AAG	APA	Total
2005	13	5	13	1	32	86	28	39	3	156
2006	9	6	7	1	23	96	43	58	0	197
2007	14	8	12	0	34	177	59	106	4	346
2008	14	6	16	1	37	146	58	119	2	325

2009	11	1	11	0	23	68	22	65	0	155
2010	9	9	9	0	27	188	55	122	7	372
2011	8	3	13	0	24	110	42	97	6	255
2012	11	15	10	2	24	78	34	70	2	255
2013	7	0	7	0	14	88	9	89	0	186
2014	14	3	19	0	36	64	11	41	1	117
2015	17	4	19	0	40	90	9	61	5	165
2016	18	2	20	0	40	77	6	35	1	119
2017	35	5	19	1	60	130	23	93	3	249
2018	14	1	18	0	33	52	21	64	1	138
2019	28	10	30	1	69	159	30	156	3	348
2020	31	11	45	0	87	149	28	69	10	256
Σ	253	89	268	7	603	1758	478	1284	48	3639

AEP (áreas de agricultura em preparação); AVE (áreas de vegetação); APA (áreas próximas de corpos d'água); AGA (áreas de agricultura); PC (número de focos de calor para o período chuvoso em relação a cada uso do solo); PS (número de focos de calor para o período seco em relação a cada uso do solo); Σ (soma do número de focos de incêndio).

Fonte: Elaboração do autor (2022).

Os anos de 2007, 2010 e 2019 foram os anos que apresentaram maiores números de focos de incêndio com o total de 380, 399, 417, respectivamente. Por outro lado, os anos de 2014, 2016 e 2018 foram os anos que apresentaram menores números de focos de incêndio com o total de 153, 159, 171, respectivamente. Em relação ao comportamento temporal o número de focos de incêndio é crescente nos primeiros anos (2005 – 2011), posteriormente ocorre diminuição (2012 – 2016) e com nova crescente nos últimos anos (2017 – 2020).

Em análise temporal global notou-se crescimento do número de focos de calor para o município nos últimos 16 anos. Isso pode estar associado ao aumento da ação antrópica sobre a região que se intensificou nos últimos anos pelo crescimentos das atividades econômicas voltadas ao agronegócio (RODRIGUES et al., 2020; BUSCHINELLI et al., 2020).

Em relação as estações do ano em todos os períodos secos compõem ao menos 74,6% (ano de 2020) do total de casos de focos de calor para cada ano (Tabela 4.8). Observou-se nos anos de 2010 e 2013, proporcionalmente as maiores contribuições no número de focos de calor para o período seco em relação chuvoso com 93,2% e 93% do total, respectivamente. Ambos os anos que apresentaram menor precipitação em relação à média histórica para a região de Rio Verde – GO (1.493 mm anuais) (INMET, 2022).



**Tabela 4.8 – Números de focos de calor entre 2005 e 2020 relacionados a classificação da cobertura do solo, com margem máxima de 3 anos entre as estações climáticas para o município de Rio Verde – GO.**

Ano	PTC (%)					PTS (%)				
	AEP	AVE	AAG	APA	Total	AEP	AVE	AAG	APA	Total
2005	6,9	2,7	6,9	0,5	17,0	45,7	14,9	20,7	1,6	83,0
2006	4,1	2,7	3,2	0,5	10,5	43,6	19,5	26,4	0	89,5
2007	3,7	2,1	3,2	0	8,9	46,6	15,5	27,9	1,1	91,1
2008	3,9	1,7	4,4	0,3	10,2	40,3	16,0	32,9	0,6	89,8
2009	6,2	0,6	6,2	0,0	12,9	38,2	12,4	36,5	0,0	87,1
2010	2,3	2,3	2,3	0	6,8	47,1	13,8	30,6	1,8	93,2
2011	2,9	1,1	4,7	0	8,6	39,4	15,1	34,8	2,2	91,4
2012	5,0	6,8	4,5	0,9	17,1	35,1	15,3	31,5	0,9	82,9
2013	3,5	0	3,5	0	7,0	44,0	4,5	44,5	0	93,0
2014	9,2	2,0	12,4	0	23,5	41,8	7,2	26,8	0,7	76,5
2015	8,3	2,0	9,3	0	19,5	43,9	4,4	29,8	2,4	80,5
2016	11,3	1,3	12,6	0	25,2	48,4	3,8	22,0	0,6	74,8
2017	11,3	1,6	6,1	0,3	19,4	42,1	7,4	30,1	1,0	80,6
2018	8,2	0,6	10,5	0	19,3	30,4	12,3	37,4	0,6	80,7
2019	6,7	2,4	7,2	0,2	16,5	38,1	7,2	37,4	0,7	83,5
2020	9,0	3,2	13,1	0	25,4	43,4	8,2	20,1	2,9	74,6
$\bar{X}$	6,4	2,1	6,9	0,2	15,5	41,8	11,1	30,6	1,1	84,5

AEP (áreas de agricultura em preparação); AVE (áreas de vegetação); APA (áreas próximas de corpos d'água); AAG (áreas de agricultura); PTC (porcentagem do número de focos de calor para o período chuvoso em relação ao total); PTS (porcentagem do número de focos de calor para o período seco em relação ao total);  $\bar{X}$  (média de dados)

Fonte: Elaboração do autor (2022).

Isso acontece pela baixa umidade do ar que causa perda de conteúdo de água da vegetação para a manutenção de suas funções, e, conseqüentemente ocasiona aumento considerável no risco de ignição (SANNIGRAHI et al., 2020). Os usos dos solos como AEP, AVE e AAG possuem biomassa que em condição de baixa umidade são excelentes combustíveis (FERNANDES et al., 2020; SCHOLTZ et al., 2020; SEYDI et al., 2021).

Quanto as classes de uso e ocupação do solo as classes que apresentaram os maiores números de focos de calor foram a AEP e AAG, respectivamente, com a primeira classe com número superior em 13 anos dos 16 anos estudados (exceto 2013, 2014 e 2018), Tabela 4.9. As classes AEP e AAG para municípios como o de Rio Verde – GO apresentam dinâmica muito grande entre os períodos de estiagem e chuvosos. Isso é consequência de um município que possui como principais culturas a soja, milho e sorgo com área plantada de 390.000 ha, 323.000 ha e 45.000 ha, respectivamente, que são consideradas culturas de ciclo curto (IBGE, 2020).

**Tabela 4.9 – Números de focos de calor entre 2005 e 2020 relacionados a classificação da cobertura do solo, com margem máxima de 3 anos entre e as estações climáticas para o município de Rio Verde – GO.**

Ano	PCA (%)					PSA (%)				
	AEP	AVE	AAG	APA	Total	AEP	AVE	AAG	APA	Total
2005	40,6	15,6	40,6	3,1	100	55,1	17,9	25,0	1,9	100
2006	39,1	26,1	30,4	4,3	100	48,7	21,8	29,4	0	100
2007	41,2	23,5	35,3	0	100	51,2	17,1	30,6	1,2	100
2008	37,8	16,2	43,2	2,7	100	44,9	17,8	36,6	0,6	100
2009	47,8	4,3	47,8	0	100	43,9	14,2	41,9	0	100
2010	33,3	33,3	33,3	0	100	50,5	14,8	32,8	1,9	100
2011	33,3	12,5	54,2	0	100	43,1	16,5	38,0	2,4	100
2012	28,9	39,5	26,3	5,3	100	42,4	18,5	38,0	1,1	100
2013	50,0	0	50,0	0	100	47,3	4,8	47,8	0	100
2014	38,9	8,3	52,8	0	100	54,7	9,4	35,0	0,9	100
2015	42,5	10,0	47,5	0	100	54,5	5,5	37,0	3,0	100
2016	45,0	5,0	50,0	0	100	64,7	5,0	29,4	0,8	100
2017	58,3	8,3	31,7	1,7	100	52,2	9,2	37,3	1,2	100
2018	42,4	3,0	54,5	0	100	37,7	15,2	46,4	0,7	100
2019	40,6	14,5	43,5	1,4	100	45,7	8,6	44,8	0,9	100
2020	35,6	12,6	51,7	0	100	58,2	10,9	27,0	3,9	100
$\bar{X}$	41,0	14,5	43,3	1,2	100	49,7	13,0	36,1	1,3	100

AEP (áreas de agricultura em preparação); AVE (áreas de vegetação); APA (áreas próximas de corpos d'água); AAG (áreas de agricultura); PCA (porcentagem número de focos de calor para o período chuvoso em relação a cada uso do solo); PSA (porcentagem número de focos de calor para o período seco em relação a cada uso do solo);  $\bar{X}$  (média de dados)

Fonte: Elaboração do autor (2022).

Além da extensa área de cobertura dentro do município, regiões voltadas ao agronegócio possuem probabilidade maior de incêndios, principalmente quando outros fatores como proximidade de residências e estradas estão presentes (ALVARADO et al., 2017). Outro fator envolvido, as culturas agrícolas presentes são temporárias em Rio Verde, com curto período entre plantio e colheita acarretando mudanças constantes de cobertura do solo ao longo do ano, justificando o alto número de focos de calor para o uso do solo AEP (SOUZA et al., 2020; BARRETO, 2018).

Nesses locais a biomassa é oriunda não somente das espécies vegetais presentes do ciclo de plantio atual. Mais de 90% dos agricultores da região utilizam de Sistemas de Plantio Direto (SPD), que ao manter a biomassa sem conteúdo de água da última colheita sobre o solo, fornece o material para ignição ou manutenção de incêndio (MARTINS et al., 2019). A classe AAG possui número menores de focos em relação a AEP, em virtude de enquadrar zonas com risco inferior de manutenção e ignição de incêndios como áreas irrigadas ou culturas com ciclo entre o plantio e colheita maior (nestes casos maior

período do ano com elevado conteúdo de água na biomassa que diminui a inflamabilidade) (GHORBANZADEH et al., 2019).

Para todos os anos estudados, as classes AVE e APA apresentaram os menores números de focos de calor, com a classe AVE com quantidade maior de focos para todo o período estudado. Tanto os usos e coberturas de solo enquadrados como AVE e APA foram os que apresentaram menor cobertura de área para todo o município. Consequentemente o número de focos de incêndio para estas áreas é significativamente menor.

Além disso, áreas de floresta nativa dentro do município de Rio Verde – GO são em sua maioria de fisionomia conhecida como cerradão. O cerradão ou a savana florestada possuem características semelhantes a floresta, visto que apresentam formação de dossel e cobertura arbórea entre 50-90%, embora floristicamente tenham muitos representantes vegetais característicos do cerrado sentido restrito (GUILHERME et al., 2020).

A classe AVE apesar de possuir comunidade de flora com várias espécies do cerrado brasileiro é menos susceptível a incêndios, a maior parte de suas áreas é formada por florestas nativas e florestas plantadas (eucalipto), ambas com sua base foliar em altitude maior (JUVANHOL et al., 2021). Além disso, em comparação com o cerrado strictu sensu, que possui vasta ocupação por espécies de gramíneas com alta inflamabilidade, o cerradão em decorrência do sombreamento e do baixo espaçamento entre espécies não apresenta a mesma capacidade de combustão (ARAÚJO et al., 2017; CATRY et al., 2010).

Em apenas quatro dos anos do período estudado 2006, 2007, 2012 e 2017, a classe AEP possui número maior de focos de calor para o período chuvoso do que a classe AAG. Durante o período chuvoso as regiões classificadas como AEP não se encontram durante toda a estação com biomassa disponível, tendo em vista o tempo de condição de solo exposto durante a preparação e primeiras fases do ciclo das culturas temporárias (GIONGO et al., 2019). Em contrapartida, na superfície do solo para as áreas de classe AAG encontram por quase todo o período com biomassa disponível para ignição apesar de se apresentar com alta umidade por causa da estação (BARRETO, 2018; WHITE et al., 2017).

Com exceção do ano de 2012 (7% do AVE contra 5% do AAG para o período chuvoso) todos os demais anos a classe AAG apresentou número de focos de calor superior ao da classe AVE. Em todos os anos a classe APA apresentou o menor número de focos de calor para o município (contribuição sempre inferior a 3% independente do ano).

#### 4.5 Conclusão

Verificou-se que o município de Rio Verde – GO sofreu aumento no número de focos de calor entre 2005 e 2020 (16 anos). Os usos do solo que apresentaram maior incidência de incêndios foram os ocupados pelo agronegócio da região. Dentro das análises referentes ao uso e ocupação do solo, verificou-se ainda que as áreas classificadas como AAG apresentaram maior número de focos de calor para o período chuvoso. Verificou-se também número muito maior de focos de calor no período seco em relação ao período chuvoso. E, por fim, região centro-sul, centro-oeste, extremo nordeste e extremo sudeste são os locais que apresentaram maior número de ocorrência desses eventos no município.

#### 4.6 Referências bibliográficas (Capítulo 1 – Artigo 1)

AJIN, Rajendran Sobha et al. Forest fire risk zone mapping using RS and GIS techniques: a study in Achankovil Forest Division, Kerala, India. **Journal of Earth, Environment and Health Sciences**, v. 2, n. 3, p. 109, 2016.

ALVARADO, Swanni T. et al. Drivers of fire occurrence in a mountainous Brazilian cerrado savanna: Tracking long-term fire regimes using remote sensing. **Ecological Indicators**, v. 78, p. 270-281, 2017.

ANGELINI, Lucas Peres et al. Surface Albedo and Temperature Models for Surface Energy Balance Fluxes and Evapotranspiration Using SEBAL and Landsat 8 over Cerrado-Pantanal, Brazil. **Sensors**, v. 21, n. 21, p. 7196, 2021.

ANDERSON, Liana Oighenstein et al. Utilização de dados orbitais de focos de calor para caracterização de riscos de incêndios florestais e priorização de áreas para a tomada de decisão. **Revista brasileira de cartografia**, v. 69, n. 1, 2017.

ARAÚJO, Ademir Sergio Ferreira et al. Fungal diversity in soils across a gradient of preserved Brazilian Cerrado. **The Journal of Microbiology**, v. 55, n. 4, p. 273, 2017.

BANKO, G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data and of Methods Including Remote Sensing Data in Forest Inventory. **International Institute for Applied Systems Analysis Interim Report**, 1998.

BARRETO, Clarissa de Araújo. **Agricultura e Meio Ambiente: percepções e práticas de sojicultores em Rio Verde-GO**. 2018. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

BERNIER, Pierre Y. et al. Mapping local effects of forest properties on fire risk across Canada. **Forests**, v. 7, n. 8, p. 157, 2016.

BILAL, Muhammad et al. A simplified and robust surface reflectance estimation method (SREM) for use over diverse land surfaces using multi-sensor data. **Remote Sensing**, v. 11, n. 11, p. 1344, 2019.

BOUAZIZ, Moncef; EISOLD, Stefanie; GUERMAZI, Emna. Semiautomatic approach for land cover classification: a remote sensing study for arid climate in southeastern Tunisia. **Euro-Mediterranean Journal for Environmental Integration**, v. 2, n. 1, p. 1-7, 2017.

BOENING, C.; WILLIS, J. K.; LANDERER, F. W.; NEREM, R. S.; FASULLO, J. BOSCHETTI, L.; FLASSE, S. P.; BRIVIO, P. A. Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary. **Remote Sensing of Environment**, V. 91, p. 280-292, 2004.

BUSCHINELLI, CC de A.; COSTA, BMR. Expansão da silvicultura no Brasil Central: estudo de caso em Rio Verde (GO). **Embrapa Meio Ambiente-Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento (INFOTECA-E)**, 2020.

CATRY, Filipe X. et al. Modeling and mapping wildfire ignition risk in Portugal. **International Journal of Wildland Fire**, v. 18, n. 8, p. 921-931, 2010.

CLEMENTE, Sara dos; OLIVEIRA JÚNIOR, José Francisco de; PASSOS LOUZADA, Marco Aurelio. Focos de calor na Mata Atlântica do Estado do Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 4, p. 669-677, 2017.

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

DANTAS, Dallys; CASTILHO, Denis. Acumulação por espoliação e uso corporativo do território: a concessão das rodovias federais BR-060 e BR-153 em Goiás (Brasil). **Revista de Geografia Norte Grande**, n. 78, p. 71-91, 2021.

GOUVEIA, José Rafael Ferreira et al. Caracterização de Cicatrizes de Queimadas nas Mesorregiões do Sertão e São Francisco Pernambucano a partir de dados do Sensor MODIS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 02, p. 881-996, 2021.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA (2021). GRÃOS – PORTAL EMBRAPA. Rio Verde – GO. Acesso em 14 janeiro de 2020.

FERNANDES, Luiza et al. Uso de técnicas de sensoriamento remoto utilizando imagens Modis (MCD45A1) para identificação e avaliação de áreas queimadas na Região Metropolitana de Belo Horizonte-MG, Brasil. **Sustainability in Debate/ Sustentabilidade em Debate**, v. 11, n. 2, 2020.

FERNÁNDEZ-GARCÍA, Víctor et al. Remote sensing applied to the study of fire regime attributes and their influence on post-fire greenness recovery in pine ecosystems. **Remote Sensing**, v. 10, n. 5, p. 733, 2018.

FIBRIAWATI, Liana et al. MODEL KOREKSI ATMOSFER CITRA LANDSAT-7 (ATMOSPHERIC CORRECTION MODELS OF LANDSAT-7 IMAGERY). **Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital**, v. 14, n. 2, 2018.

FIELDING, A. H., BELL, J. F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. **Environmental Conservation**, v. 24, p. 38-49, 1997.

FISHER, J. R. B.; ACOSTA, E. A.; DENNEDY-FRANK, P. J.; KROEGER, T.; BOUCHER, T. M. Impact of satellite imagery spatial resolution on land use classification accuracy and modeled water quality. **Remote Sensing in Ecology and Conservation**, v. 4, n.2, p.137–149, 2018.

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

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment, **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p. 185 – 201, 2002.

GHORBANZADEH, Omid et al. Forest fire susceptibility and risk mapping using social/infrastructural vulnerability and environmental variables. **Fire**, v. 2, n. 3, p. 50, 2019.

GIONGO, Pedro Rogerio et al. Uso dos solos em assentamentos rurais no sudoeste Goiano. **Brazilian Applied Science Review**, v. 3, n. 2, p. 1331-1347, 2019.

GUILHERME, Frederico Augusto et al. Estrutura arbórea em um cerradão no sul do estado de Goiás. **Enciclopédia Biosfera**, v. 17, n. 32, 2020.

HANTSON, S., Pueyo, S., Chuvieco, E., 2016. Global fire size distribution: from power law to log-normal. *Int. J. Wildland Fire* 25, 403–412.

HOKI, Vanusa de Souza Pacheco; PINTO JÚNIOR, Osvaldo Borges; SANCHES, Luciana; Análise dos focos de calor em diferentes faixas de área de influência da rodovia br-242/MT no município de nova Ubiratã/MT. **Revista Brasileira de Geociências**. Mato Grosso, 2019).

ILORI, Christopher O.; PAHLEVAN, Nima; KNUDBY, Anders. Analyzing performances of different atmospheric correction techniques for Landsat 8: application for coastal remote sensing. **Remote Sensing**, v. 11, n. 4, p. 469, 2019.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE (2010). Acesso em 12 janeiro de 2021. Disponível em < <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/panorama>>.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE (2020). Acesso em 09 janeiro de 2021. Disponível em < <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/pesquisa>>.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (2022). **INPE PROGRAMA QUEIMADAS - BD QUEIMADAS**. Rio Verde – GO. Acesso em 14 janeiro de 2022.

Instituto Nacional de Meteorologia – INMET (2018). **Banco de Dados Meteorológico para Ensino e Pesquisa - BDMEP**. Rio Verde – GO. Acesso em 14 de janeiro de 2021.

Instituto Nacional de Meteorologia – INMET (2022). **Banco de Dados Meteorológico para Ensino e Pesquisa - BDMEP. Rio Verde – GO**. Acesso em 02 de fevereiro de 2022.

JUVANHOL, Ronie S. et al. Gis and fuzzy logic applied to modelling forest fire risk. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 93, 2021.

KOCHER, Susan D.; BUTSIC, Van. Governance of land use planning to reduce fire risk to homes Mediterranean France and California. **Land**, v. 6, n. 2, p. 24, 2017.

LEAL, F. A., Souza, C. M., Leal, G. S. A., Miguel, E. P., 2019. Utilização do NDVI na análise da vegetação após ocorrência de incêndio. *Nativa* [online] 7. Disponível: <http://dx.doi.org/10.31413/nativa.v7i2.6664>. Acesso: 08 dez. 2020.

LEITE, Ana Paula. Discriminação do uso da terra na bacia hidrográfica do rio Araquá utilizando índices radiométricos. 2019.

LIBONATI, Renata et al. An algorithm for burned area detection in the Brazilian Cerrado using 4 µm MODIS imagery. **Remote sensing**, v. 7, n. 11, p. 15782-15803, 2015.

LI, Fangjun; ZHANG, Xiaoyang; KONDRAGUNTA, Shobha. Biomass burning in Africa: An investigation of fire radiative power missed by MODIS using the 375 m VIIRS active fire product. **Remote Sensing**, v. 12, n. 10, p. 1561, 2020.

LI, Wenmei et al. Deep learning-based classification methods for remote sensing images in urban built-up areas. **IEEE Access**, v. 7, p. 36274-36284, 2019.

LIZUNDIA-LOIOLA, Joshua et al. A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 236, p. 111493, 2020.

MASEK, J.G., Vermote, E.F., Saleous N.E., Wolfe, R., Hall, F.G., Huemmrich, K.F., Gao, F., Kutler, J., and Lim, T-K. (2006). A Landsat surface reflectance dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 3(1):68-72. <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030>.

MARTINS, AL da S. et al. Índice de qualidade participativo do plantio direto para a região de Rio Verde, GO (IQP-RV). **Embrapa Solos-Documentos (INFOTECA-E)**, 2019.



MATOS, Renata Mariana Póvoa; AGUIAR, Livia Lima Leite; DE AQUINO MARTINS, Patrick Thomaz. Ocorrência de fogo no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, Goiás, Brasil: histórico recente no contexto da sua ampliação. **GeoTextos**, v. 16, n. 2, 2020.

MELO, Pedro et al. Assessing Wildfire Regimes in Indigenous Lands of the Brazilian Savannah-Like Cerrado. **Fire**, v. 4, n. 3, p. 34, 2021.

MENEZES, Eduarda Soares et al. Análise temporal de focos de calor na reserva da biosfera da Serra do Espinhaço. **Nativa**, v. 7, n. 3, p. 256-261, 2019.

MONJARÁS-VEGA, Norma Angélica et al. Predicting forest fire kernel density at multiple scales with geographically weighted regression in Mexico. **Science of The Total Environment**, v. 718, p. 137313, 2020.

NASCIMENTO, Diego Tarley Ferreira; NOVAIS, Giuliano Tostes. Clima do Cerrado: dinâmica atmosférica e características, variabilidades e tipologias climáticas. **Élisée-Rev. Geogr. UEG**, v. 9, p. e922021, 2020.

NIMER, E. 1989. Climatologia do Brasil. Rio de Janeiro: IBGE. 422p.

OLIVEIRA, Ulisses Costa; DE OLIVEIRA, Petrônio Silva. Mapas de kernel como subsídio à gestão ambiental: análise dos focos de calor na bacia hidrográfica do Rio Acaraú, Ceará, nos Anos 2010 a 2015. **Espaço Aberto**, v. 7, n. 1, p. 87-99, 2017.

PEREIRA, Allan Arantes et al. Validação de focos de calor utilizados no monitoramento orbital de queimadas por meio de imagens TM. **Cerne**, v. 18, n. 2, p. 335-343, 2012.

PEREIRA, José Antônio Vilar; DA SILVA, Janaína Barbosa. Detecção de Focos de Calor no Estado da Paraíba: um estudo sobre as queimadas. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 10, n. 1, p. 5-16, 2016.

PINHEIRO, Evelyn Dias; DE SOUZA PEIXOTO, Erica; FINA, Bruna Gardenal. Florística e fitossociologia de um remanescente de cerradão, Aquidauana–MS. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 12, p. 103413-103428, 2020.

POPE, Richard J. et al. Substantial increases in Eastern Amazon and Cerrado biomass burning-sourced tropospheric ozone. **Geophysical Research Letters**, v. 47, n. 3, p. e2019GL084143, 2020.

POURGHASEMI, Hamid Reza et al. Is multi-hazard mapping effective in assessing natural hazards and integrated watershed management?. **Geoscience Frontiers**, v. 11, n. 4, p. 1203-1217, 2020.

RODRIGUES, Jeferson Botelho et al. Análise de focos de queimadas no município de Balsas/MA. **Nature and Conservation**, v. 13, n. 3, p. 146-151, 2020.

RODRIGUES, Julia Abrantes et al. Mapeamento de áreas queimadas em Unidades de Conservação da região serrana do Rio de Janeiro utilizando o satélite Landsat-8 durante a seca de 2014. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 41, n. 1, p. 318-327, 2018.

RWANGA, Sophia S. et al. Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and GIS. **International Journal of Geosciences**, v. 8, n. 04, p. 611, 2017.

SANNIGRAHI, Srikanta et al. Examining the effects of forest fire on terrestrial carbon emission and ecosystem production in India using remote sensing approaches. **Science of the Total Environment**, v. 725, p. 138331, 2020.

SCHOLTZ, Rheinhardt et al. Improving on MODIS MCD64A1 burned area estimates in grassland systems: A case study in kansas flint hills tall grass prairie. **Remote Sensing**, v. 12, n. 13, p. 2168, 2020.

SEYDI, Seyd Teymoor et al. Wildfire damage assessment over Australia using sentinel-2 imagery and MODIS land cover product within the google earth engine cloud platform. **Remote Sensing**, v. 13, n. 2, p. 220, 2021.

SILVA, Alessandro Guerra et al. Cropping systems and soybean plant population in Brazilian Cerrado. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 7, p. 51166-51178, 2020.

SOBRINHO, Oswaldo Palma Lopes et al. Balanço hídrico climatológico mensal e classificação climática de Köppen e Thornthwaite para o município de Rio Verde, Goiás. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 27, 2020.

SOUZA, José Carlos; DE AQUINO MARTINS, Patrick Thomaz; DRUCIAKI, Vinícius Polzin. Uso e cobertura do solo no Cerrado: panorama do período de 1985 a 2018. 2020.

SZPAKOWSKI, David M.; JENSEN, Jennifer LR. A review of the applications of remote sensing in fire ecology. **Remote Sensing**, v. 11, n. 22, p. 2638, 2019.

VALLEJO-VILLALTA, Ismael; RODRÍGUEZ-NAVAS, Estefanía; MÁRQUEZ-PÉREZ, Joaquín. Mapping forest fire risk at a local scale - A case study in Andalusia (Spain). **Environments**, v. 6, n. 3, p. 30, 2019.

VERMOTE, E. F.; JUSTICE, C. CLAVERIE, M; FRANCH, B. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. **Remote Sensing of Environment**, v. 185, p. 46-56, 2016.

VERMOTE, E. F.; TANRÉ, D.; DEUZÉ, J. L.; HERMAN, M.; MORCRETTE, J. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n 3, p. 675-686, 1997.

VIJAYAKUMAR DBIP, Raulier F, Bernier PY, Gauthier S, Bergeron Y, Pothier D. Lengthening the historical records of fire history over large areas of boreal forest in eastern Canadá using empirical relationships. **Forest Ecology and Management** 2015; 2015(347): 30-39. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2015.03.011>.

TALHADA, Acadêmica. Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 01, p. 286-301, 2020.

TANG, Yibo et al. Spatio-temporal index based on time series of leaf area index for identifying heavy metal stress in rice under complex stressors. **International journal of environmental research and public health**, v. 17, n. 7, p. 2265, 2020.

TRAUERNICHT, Clay et al. Human-imposed, fine-grained patch burning explains the population stability of a fire-sensitive conifer in a frequently burnt northern Australia savanna. **Ecosystems**, v. 19, n. 5, p. 896-909, 2016.

TREMEA, Agnaldo; GALLO, Juliano; DA SILVA, Antonio Jose Ferreira. Análise espaço-temporal do desmatamento via sensoriamento remoto no projeto de assentamento Santa Júlia, sudoeste do estado do Pará. **Revista Meio Ambiente e Sustentabilidade**, v. 9, n. 19, 2020.

TWIGG, John et al. Improved methods for fire risk assessment in low-income and informal settlements. **International journal of environmental research and public health**, v. 14, n. 2, p. 139, 2017.

US GEOLOGICAL SURVEY. Landsat 8 Collection 1 (C1) Land Surface Reflectance Code (LaSRC) Product Guide. 2020.

WESTERLING, A.L.; Hidalgo, H.G.; Cayan, D.R.; Swetnam, T.W. Warming and earlier spring increase western U.S. Forest wildfire activity. **Science** **2006**, 313, 940–943. [CrossRef] [PubMed].

WHITE, Benjamin Leonardo Alves; WHITE, Larissa Alves Secundo. Queimadas e incêndios florestais no estado de Sergipe, Brasil, entre 1999 e 2015. **Floresta**, v. 46, n. 4, p. 561-570, 2017.

YANG, Y. U.; CHAO, M. A.; YINGCHUN, F. U. Atmospheric correction assessment of surface reflectance for multi-temporal Landsat images in cloudy and rainy urban areas. **Journal of South China Normal University (Natural Science Edition)**, p. 01, 2018.

YING, Lingxiao, et al. Wildfire detection probability of MODIS fire products under the constraint of environmental factors: a study based on confirmed ground wildfire records. **Remote Sensing**, 2019, 11.24: 3031.

ZHAN, Jialei et al. PDAM–STPNNet: A Small Target Detection Approach for Wildland Fire Smoke through Remote Sensing Images. **Symmetry**, v. 13, n. 12, p. 2260, 2021.

**5. CAPÍTULO II – ARTIGO 2**

**ESTIMATIVA DO RISCO DE INCÊNDIO PARA O MUNICÍPIO DE RIO  
VERDE – GO**

## RESUMO

Os danos ocasionados pelos incêndios causam grandes prejuízos todos os anos para áreas como a saúde pública, economia e o meio ambiente. O presente trabalho objetivou realizar o mapeamento risco de incêndio dentro do município de Rio Verde – GO. Vários fatores que influenciam na ocorrência de incêndios como orientação do relevo, declividade, densidade populacional, proximidade a residências, rede de estradas e uso e ocupação da terra, foram levados em consideração. Os pesos apropriados das variáveis foram designados usando o método de Processo Analítico Hierárquico (PAH). O índice foi dividido em cinco classes: água, baixo, moderado, alto e muito alto. A classe mais presente no município foi a quarta classe (grau de risco alto), seguida pela classe 3 (grau de risco moderado) e por último a classe 2 (grau de risco baixo). Posteriormente, para a análise comparativa entre os focos de calor e o índice de risco de incêndio foram extraídos através dos pontos os valores e verificado a classe de enquadramento. As regiões que apresentaram grau risco considerado baixo (classe 2) apresentaram porcentagem de 16,36% do total de focos de calor, a terceira classe (grau de risco moderado) apresentou o equivalente a 36,29% do total de focos de calor e a classe 4 (alto risco) apresentou o equivalente a 46,72% do total de focos de calor. Portanto, a determinação de um índice de risco de incêndio para o município se mostrou eficiente e adequado para a avaliação espacial da distribuição dos eventos de queimadas ou incêndios no município.

**Palavras-chave:** Queimadas, modelagem, vegetação, sensoriamento remoto.

## ABSTRACT

The damage caused by fires causes great loss every year to areas such as public health, economy and the environment. The present work aimed to carry out the fire risk mapping within the municipality of Rio Verde - GO. Several factors that influence the occurrence of fires such as relief orientation, slope, population density, proximity to residences, road network and land use and occupation, were considered account. The appropriate weights of variables were assigned using the Analytical Process Hierarchy (PAH) method. The index was divided into five classes: water, low, moderate, high and very high. The most present class in the city was the fourth class (high risk degree), followed by class 3 (moderate risk degree) and finally class 2 (low risk degree). Subsequently, for the comparative analysis between the hotspots and the fire risk index, the values were extracted through the points and the framing class was verified. The regions that presented the low risk degree (class 2) presented a percentage of 16.36% of the total hotspots, the third class (moderate risk degree) presented the equivalent to 36.29% of the total hotspots and class 4 (high risk) presented the equivalent of 46.72% of the total number of hotspots. Therefore, the determination of a fire risk index for the municipality proved to be efficient and adequate for the spatial assessment of the distribution of fire events in the municipality.

Keywords: Burning, modeling, vegetation, remote sensing.

## 5.1 Introdução

Os incêndios são formas descontroladas de combustão de biomassa que acarretam intensa liberação de calor e provocam grandes prejuízos a biodiversidade, ao agronegócio, ao ciclo hidrológico e ao ciclo do carbono (PEREIRA et al., 2016 (a); PARKS et al., 2018). Esses prejuízos diminuem a capacidade das florestas de fornecerem suporte aos seres vivos, além de diminuir a capacidade do solo de administrar as novas espécies (EUGENIO et al., 2016). A queima por vários períodos de estiagem pode levar à perda definitiva do patrimônio genético de uma região com a mudança integral da paisagem (VALLEJO-VILLALTA et al., 2019; GHORBANZADEH et al., 2019(a)).

O conhecimento sobre as consequências dos incêndios florestais sobre o meio ambiente e a economia evidencia a necessidade de estabelecer ações de controle, prevenção e organização para combate (KANGA et al., 2017). Conforme os estudos de Vettorazzi & Ferraz (1998), os incêndios florestais podem ter risco de mapeados através da escala de incidência, por meio dos fatores que corroboram com a sua ocorrência.

Este zoneamento pode ser descrito como a representação da superfície de interesse subdividida em áreas específicas, através da importância dos fatores e seu potencial de ocorrência e propagação de incêndios (ARGAÑARAZ et al., 2018). A partir deste mapeamento é possível ter a visualização da distribuição espacial do risco da determinada localidade e posteriormente a adequação do local com equipamentos de controle proporcionais a este risco (GHORBANZADEH et al., 2019 (a)).

O mapa de risco de incêndio mencionado parte de um pressuposto que vários fatores contribuem para a ocorrência da ignição de incêndio e mais fatores estão relacionados a sua propagação (POURGHASEMI et al., 2020; VALLEJO-VILLALTA et al., 2019). São estes os fatores biológicos (uso e ocupação da terra), físico (orientação do relevo e declividade) e socioeconômico (densidade populacional e proximidade a residências e rede de estradas) (CATRY et al., 2009; JUVANHOL et al., 2016; PARKS et al., 2018).

Entre os biomas brasileiros o cerrado foi um dos biomas mais atingidos pelos incêndios com cerca de 63 mil focos de calor detectados somente no ano de 2020 (INPE, 2021). Somente o estado de Goiás apresentou 5730 focos de incêndio como mais de 9%



do total (quarta posição) entre os 12 estados do Brasil, atrás apenas de estados em que conversão de zonas florestais em pastagem por queima é intensa. O município de Rio Verde é o terceiro em número de focos de calor no estado com 201 casos somente em 2020 (INPE, 2021).

Conhecida como a capital do agronegócio do estado, Rio Verde é o município com maior produção de grãos em Goiás com cerca 3,76 milhões de toneladas, somente no ano de 2020, ou seja, 14% de toda a produção (IBGE, 2020). Em territórios como o de Rio Verde – GO informações relacionadas a risco de incêndio são extremamente relevantes, visto aos danos que esses eventos podem causar nas estruturas de apoio ao agronegócio (SILVA et al., 2020).

O mapeamento do risco de incêndio no município fornecerá base sólida para facilitação nas tomadas de decisão referentes ao planejamento territorial (OLIVEIRA et al., 2017; EUGENIO et al., 2016). As informações do índice poderão ser utilizadas por entidades públicas como a equipe do corpo de bombeiros, governo municipal, ou entidades privadas na gestão de empreendimento voltados ao agronegócio, por exemplo (TWIGG et al., 2017).

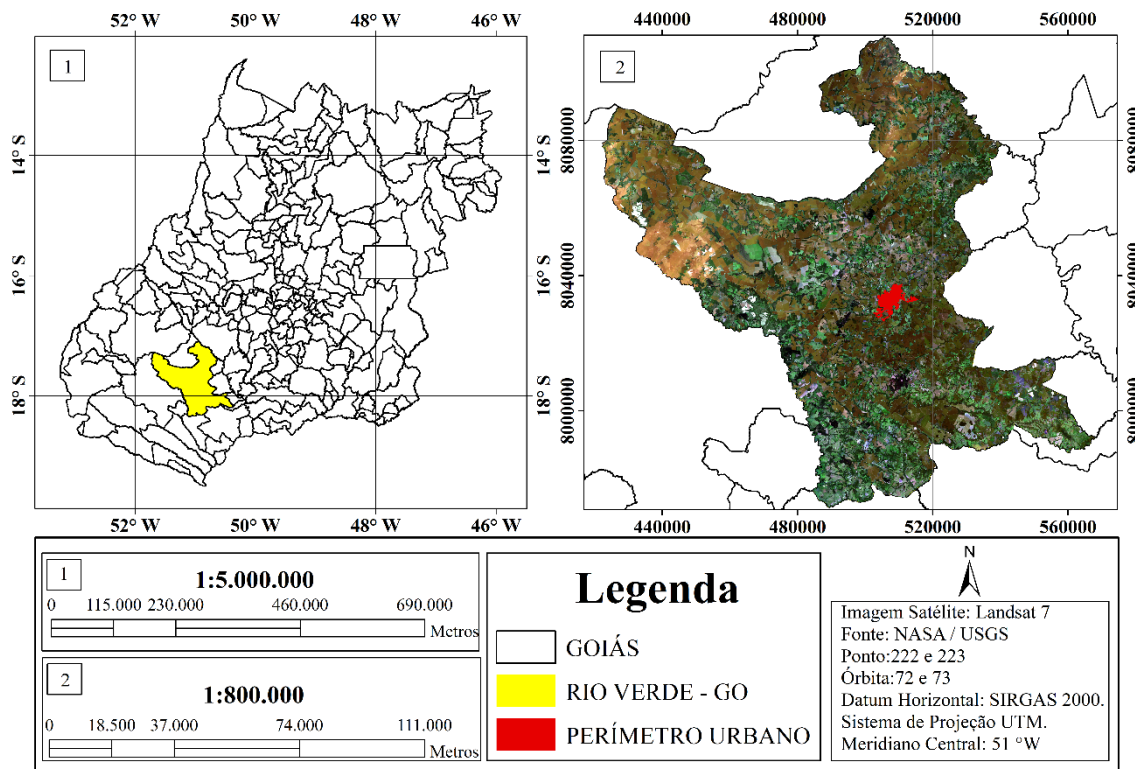
Nesse sentido, o objetivo desta pesquisa foi realizar o levantamento dos fatores mais relevantes dentro do município de Rio Verde necessários para a obtenção do mapa de risco de incêndio. Também, determinar o índice de risco de incêndio para o município e relacioná-lo com os dados de focos de calor captados pelo sensor MODIS dos satélites AQUA e TERRA, entre 2005 e 2020 (16 anos).

## **5.2 Material e métodos**

### ***5.2.1 Caracterização da área de estudo***

A região de estudo é o município de Rio Verde em Goiás (Figura 5.1) que está localizado na região sudoeste do Estado, a cerca de 231 quilômetros de Goiânia. A perímetro urbano do município possui seu centroide nas coordenadas geográficas de latitude 17° 43' 53" S e longitude 50° 35' 18" O, a altitude de 748 metros acima do nível do mar (Prefeitura Rio Verde, 2018). A localidade de estudo abrange a área de 8.379,661 Km<sup>2</sup> (IBGE, 2010).

**Figura 5.1 - Localização das áreas de estudos no município de Rio Verde, Goiás, Brasil.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

A fitofisionomia predominante na região é o Cerradão, caracterizado por formação florestal com características esclerófilas e xeromórficas com árvores que podem alcançar até 15 metros de altura (PINHEIRO et al., 2020). O clima do município é o tropical úmido, classificado por Köppen e Geiger como Aw com pluviosidade média anual de 1.539 mm (INMET, 2021). Segundo o último censo, possui a população de 176.424 habitantes com previsão de 241.218 habitantes para o ano de 2021 (IBGE, 2010).

### 5.2.2 Aquisição de dados orbitais

Os dados de orientação do relevo e declividade foram determinados de imagens de um Modelo Digital de Elevação (MDE) oriundo do satélite ALOS. Os dados foram adquiridos através da plataforma Alaska Satellite Facility (ASF), gerida pela National Aeronautics and Space Administration (NASA). Esta plataforma gera produtos corrigidos geometricamente e radiometricamente através do radar de abertura sintética (SAR) e apresenta os dados no formato *GeoTiff*, compatível com para aplicação em Sistemas de Informações Geográficas (SIG) (CARREIRAS et al., 2017).

A correção radiométrica do terreno aborda dois aspectos do ajuste dos efeitos da visão lateral de geometria das imagens SAR (GENS, 2015). Inicialmente, as distorções geométricas são corrigidas através da utilização de um MDE (SHAWKY et al., 2019). Posteriormente, o brilho ou radiometria é ajustado no regiões de escorço e escala e finalmente é aplicado a abordagem de integração pixel-área para normalizar radiometricamente as imagens SAR (SMALL, 2011; NICOLAU et al., 2021).

Já os dados referentes a densidade demográfica foram obtidos através dos limites censitários indicados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) por meio do CENSO 2010, disponibilizados no formato *shapefile*. A base de dados referente ao número de moradores por domicílio particulares ou população residente em domicílios particulares permanentes para manipulação é fornecida no formato de planilhas (*software excel*), propício a manipulação com base na tabela de atributos do arquivo *shapefile* (IBGE, 2010).

Por fim, a classificação do uso e ocupação do solo foi realizada através do processamento de dados de imagens do satélite Landsat 8. As imagens obtidas foram do ano de 2020 com dados referentes a refletância de superfície das bandas espectrais 2, 3 e 4 para o sensor OLI (Landsat 8). As imagens foram obtidas da plataforma ESPA (*EROS Science Processing Architecture*) do Serviço Geológico Americano (USGS).

As imagens de refletância de superfície do Landsat 8 geradas pela ESPA são baseadas no algoritmo *Land Surface Reflectance Code* (LaSRC) (versão 1.4.1, USGS, 2020). Este modelo faz o uso da banda costeira de aerossóis para realizar testes de inversão e os dados climáticos auxiliares do MODIS para posteriormente serem aplicados em modelo único de transferência radiativa (VERMOTE et al., 2016; ILORI et al., 2019).

### **5.2.3 Processamento de Dados**

Os procedimentos para processamento de imagem, correção e execução dos dados referentes a obtenção do uso do solo, orientação de relevo, declividade, densidade populacional, proximidade a residências e rede de estradas foram realizadas pelo software QGIS versão 3.16.

### **5.2.4 Fatores relevantes ao risco de incêndio florestal**

Com base nos princípios da particularidade regional foram selecionados três tipos de fatores de risco de incêndio florestal na área de estudo: biológico (uso e ocupação da

terra), físico (orientação do relevo e declividade) e socioeconômico (densidade populacional e proximidade a residências e rede de estradas).

### **5.2.5 Fatores biológicos**

#### *5.2.5.1 Uso e ocupação do solo*

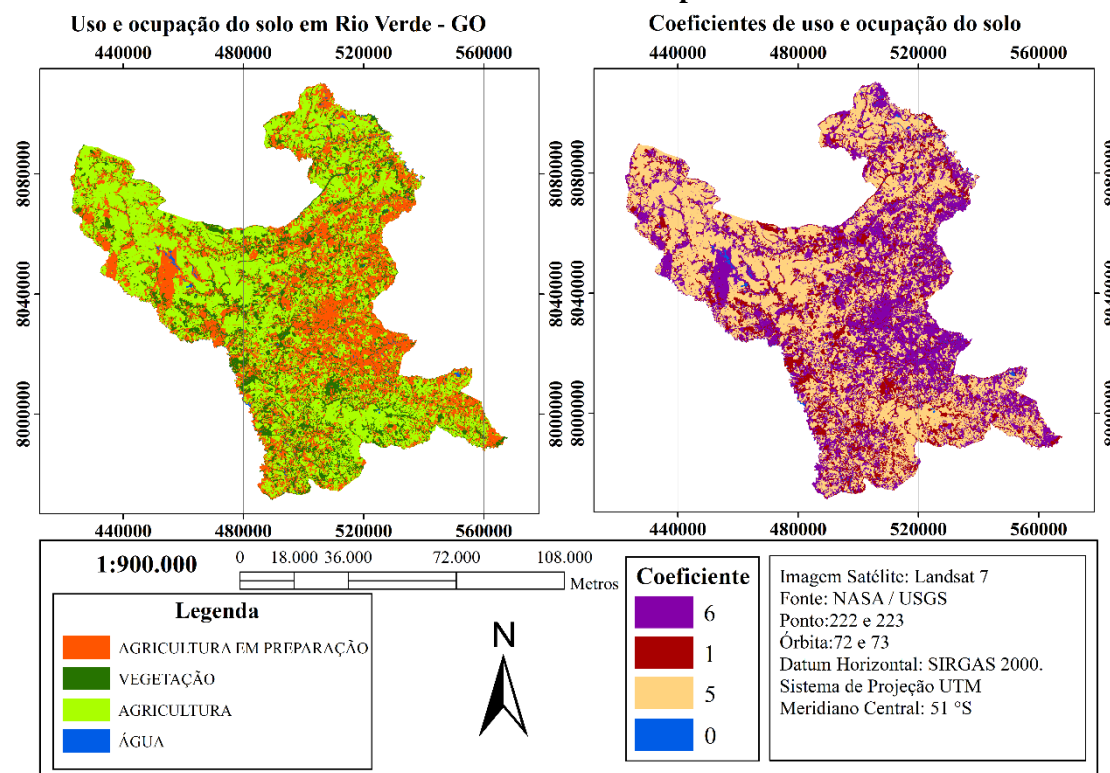
O modelo classificação da condição foi realizado através de amostragens de áreas que possuíam características que lhe enquadravam nas regras referentes à cobertura de solo especificada. A classe AEP representou toda a porção de áreas que para o período considerado apresentava condição de solo exposto com a inclusão das áreas edificadas (apresentam refletância de superfície com intervalo de variação semelhante). A classe AVE representou as áreas com vegetação arbórea em fase intermediária e clímax. A Área de agricultura (AAG) constituída por áreas de agricultura de porte baixo e médio e APA representou áreas próximas de corpos d'água

Posteriormente, a partir da avaliação visual através do Basemap do Qgis versão 3.14 e validação de imagens Google Earth foram identificadas as áreas de controle que atendia as classes descritas. Em seguida foi realizado a delimitação das áreas especificadas e os valores referentes a refletância de superfície extraídos. A partir desses dados foi possível estabelecer intervalos de valores de refletância característico para cada uma das classes especificadas.

Sua construção foi realizada analisando os valores máximos e mínimos dos parâmetros espectrais para diferentes usos do solo. Posteriormente, foram extraídos valores de referências para usos do solo de controle dentro do Município de Rio Verde. Esses valores serviram como base para construção do algoritmo de árvore de decisão.

A escolha das áreas de referências foi realizada a partir da interpretação visual de áreas conhecidas utilizando a ferramenta Google Earth. Dessa maneira, foi construído a condição que classificou os diferentes usos do solo com base nos limites (máximo e mínimo) dos parâmetros supracitados. As classificações de uso do solo (Figura 5.2) foram validadas a partir de uma matriz de confusão que permite avaliar a qualidade obtida da classificação a partir da comparação com dados de referências (FIELDING & BELL, 1997; TREMEA et al., 2020).

**Figura 5.2 – Mapeamento do uso e ocupação do solo para o ano de 2020 e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

## 5.2.6 Fatores físicos

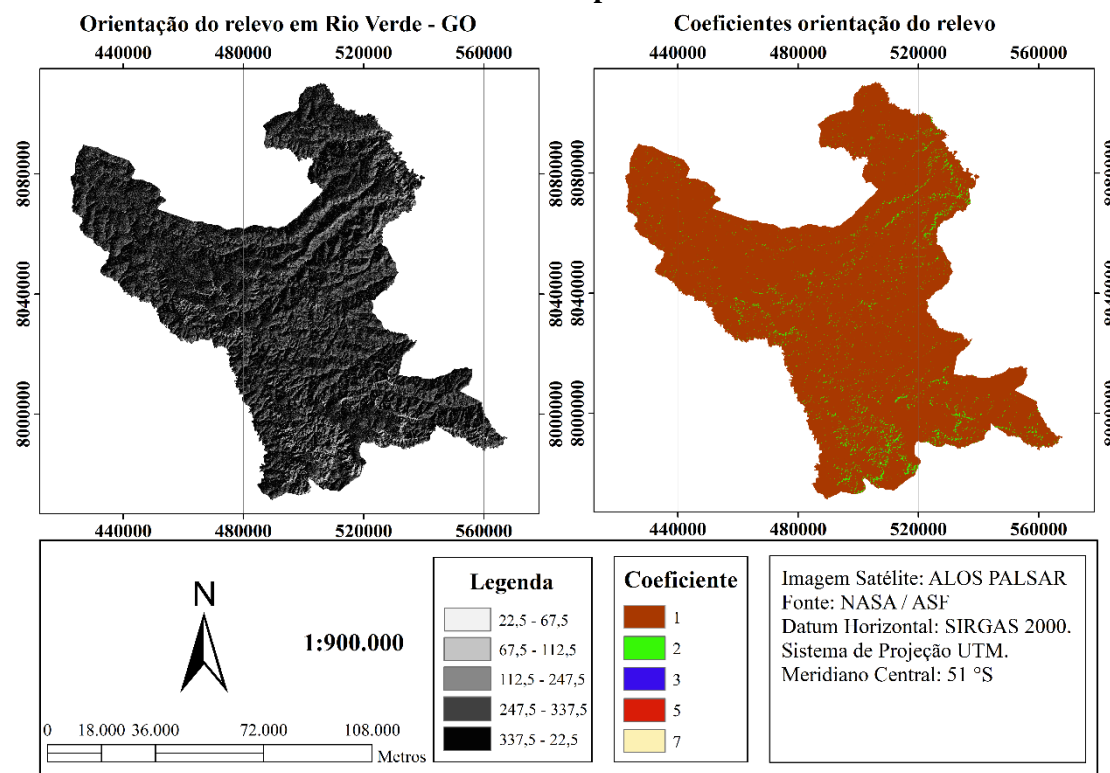
### 5.2.6.1 Orientação do relevo

A orientação do relevo possui grande influência sobre o risco de incêndio de uma determinada área (HE et al., 2017). Isso acontece pela maior ou menor incidência de radiação solar sobre a vegetação de acordo com a inclinação do terreno (SANTOS et al., 2015). As consequências são mudanças significativas na composição de espécies das áreas consideradas sobre efeito de sombreamento em relação as regiões de sol pleno (LIMA et al., 2017; TAN et al., 2018).

A partir de imagens de satélite de MDE do satélite ALOS sensor de micro-ondas PALSAR e posteriormente aplicação de técnicas de sensoriamento remoto (algoritmo hillshare) foi possível verificar as condições de sombreamento da determinada região (JAXA, 2018; LIAO et al., 2020). Através das diferenças de altitude entre pontos trianguláveis é possível determinar o sombreamento de um determinado local frente a radiação solar de acordo com a inclinação do terreno (GUTH et al., 2021).

Em função das condições de iluminação solar, a variável orientação do relevo foi classificada em 6 categorias (Figura 5.3): Relevo plano, Relevo escuro ( $112,5^{\circ}$ - $247,5^{\circ}$ ), Relevo semiescuro ( $67,5^{\circ}$ - $112,5^{\circ}$ ), Relevo semi-iluminado ( $22,5^{\circ}$ - $67,5^{\circ}$ ), Relevo iluminado ( $247,5^{\circ}$ - $337,5^{\circ}$ ) e Relevo em pleno Sol (Norte ( $337,5^{\circ}$ - $22,5^{\circ}$ )) (SANTOS, 2015; GHORBANZADEH et al., 2019 (a)).

**Figura 5.3 – Mapeamento da orientação do relevo e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.**



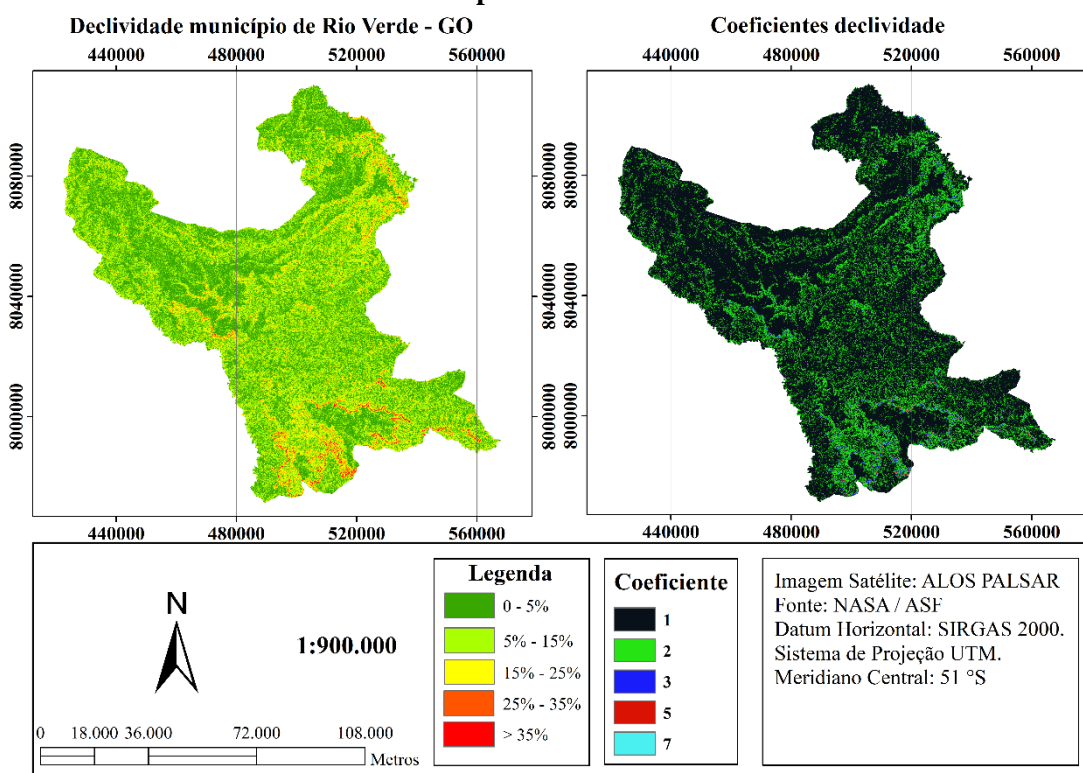
Fonte: Elaboração do autor (2022).

### 5.2.6.2 Declividade

A declividade de um terreno possui grande influência em eventos de incêndios com interferência direta em sua orientação, velocidade de propagação das chamas (KOCHER et al., 2017). As áreas com declives mais acentuados apresentam risco potencial de incêndios maior do que as regiões com declive mais suave (VALLEJO-VILLALTA et al., 2019). A partir de imagens de satélite de MDE do satélite ALOS sensor de micro-ondas PALSAR e posteriormente aplicação de técnicas de geoprocessamento (algoritmo *slope*) foi possível verificar as condições de declividade do município (JAXA, 2018; LIAO et al., 2020).

Através do algoritmo *slope* foi possível calcular a declividade a partir da taxa de alteração da elevação de uma célula até a próxima em um MDE (SHI et al., 2019). Para representar o grau de risco ao incêndio florestal, a variável declividade foi classificada em 5 categorias (Figura 5.4): Suavemente ondulado (0-5°), Ondulado (5°-15°), fortemente ondulado (15°-25°), Inclinado (25°-35°) e fortemente inclinado (>35°) (VALLEJO-VILLALTA et al., 2019; SANTOS et al., 2015).

**Figura 5.4 – Mapeamento da declividade e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

## 5.2.7 Fatores socioeconômicos

### 5.2.7.1 Densidade populacional

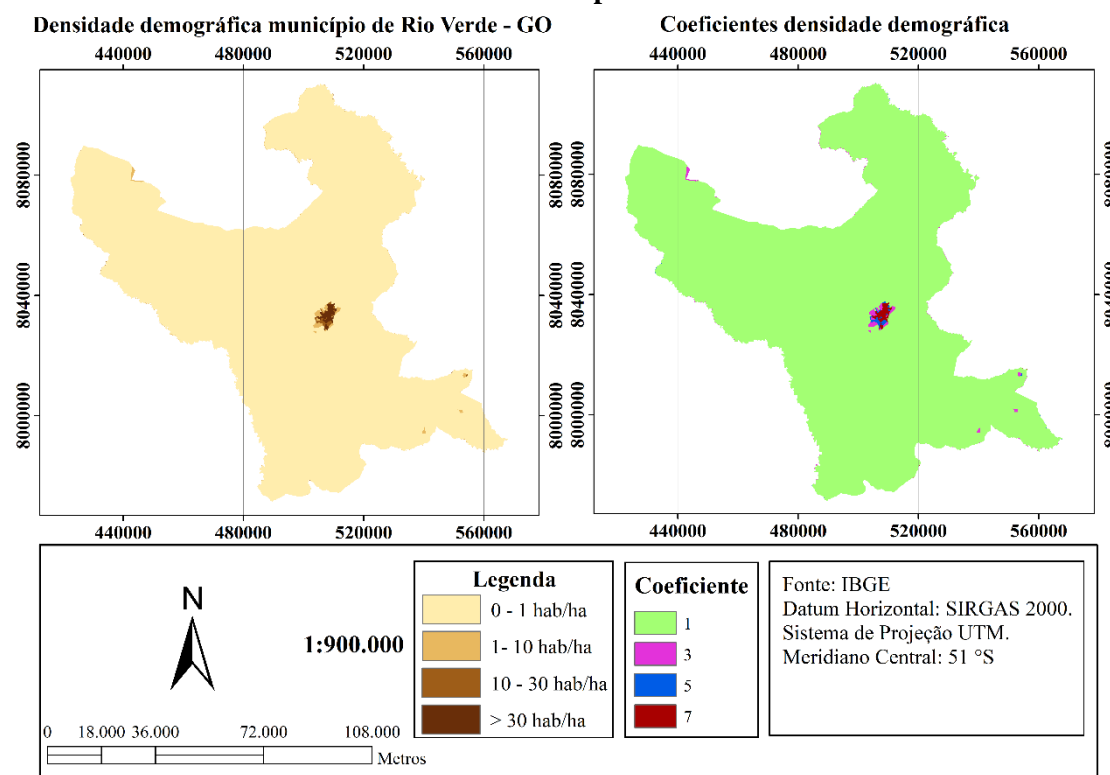
O número de pessoas que ocupam determinada localidade possui papel fundamental na quantidade de incêndios sobre a área pela maior probabilidade de ignição por ação antrópica nessas regiões. Para determinar a densidade populacional (número de pessoas por unidade de área) foi aplicado a equação 1 (DEICHMANN, 1996).

$$D_i = \frac{P_i}{A_i} \quad \text{Eq. (1)}$$

Em que,  $D_i$ : densidade populacional em unidade de área  $i$ ;  $P_i$ : correspondente população; e  $A_i$ : área de terra da unidade.

Em que:  $A_i$  é os limites censitários do município delimitado pelo IBGE através do censo do ano de 2010 e  $P_i$  corresponde a número moradores por domicílio particulares ou população residente em domicílios particulares permanentes, também contabilizados do último censo. Para representar a associação espacial da densidade populacional na área de estudo ao risco de ocorrência de incêndio, o mapa de densidade populacional foi classificado em 4 categorias (Figura 5.5): 0 – 1 hab/ha, 1 – 10 hab/ha, 10 – 30 hab/ha e > 30 hab/ha.

**Figura 5.5 – Mapeamento da densidade populacional e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

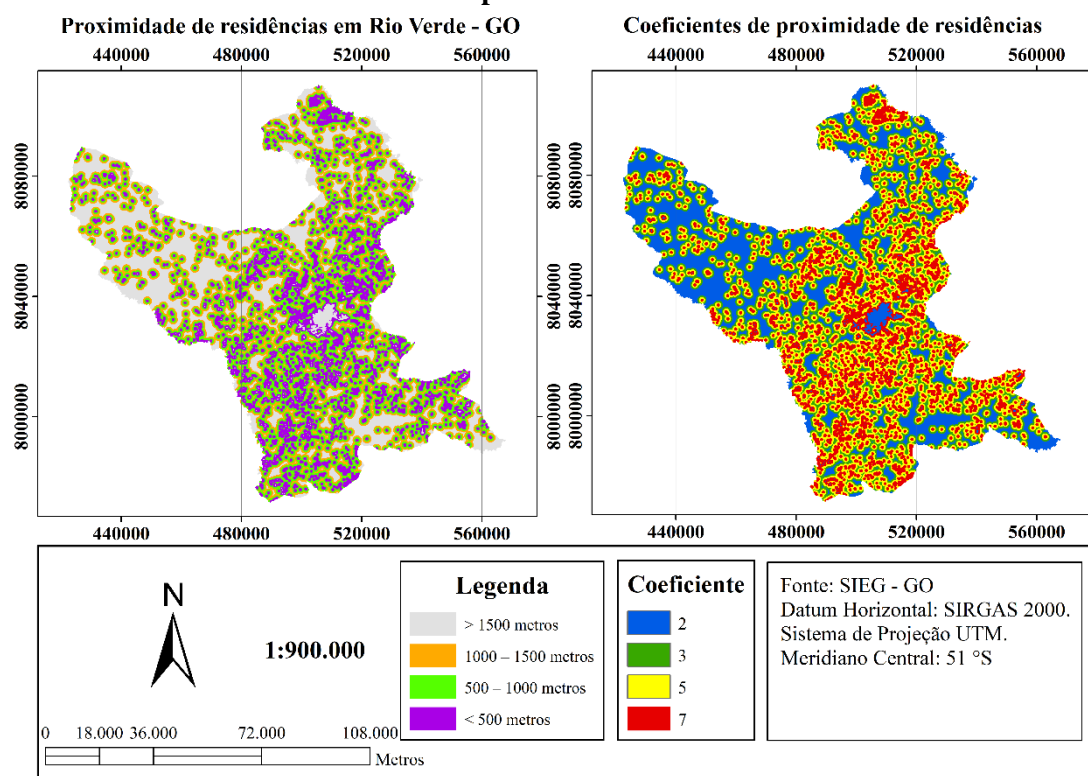
### 5.2.7.2 Proximidade a residências



A proximidade a residências possui grande importância no mapeamento de risco de incêndio, para a determinada região (GHORBANZADEH et al., 2019 (b)). Visto que a ação antrópica é o principal fator responsável pela ignição de incêndios, o conhecimento de suas posições (coordenadas) dentro do município é fator decisivo nesses estudos (OLIVEIRA et al., 2020; PEREIRA et al., 2016 (b)).

A partir desta perspectiva, a determinação da localização das residências dentro do município é de suma importância para o processo de classificação das zonas de risco (CANU et al., 2017). Logo, tendo em vista a sua importância, através técnicas de geoprocessamento foi determinado a posição das residências dentro do município e, posteriormente aplicou-se superfície de distâncias para diferenciação de risco para cada zona. Para casos em que ocorreu sobreposição de zonas de risco, em virtude da proximidade existente entre residências, prevaleceu a zona de maior risco. As classes foram criadas com base na distância euclidiana e rotulado em 4 categorias (Figura 5.6): < 500m, 500 – 1000m, 1000 – 1500m e > 1500m.

**Figura 5.6 – Mapeamento das residências e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

### 5.2.7.3 Proximidade rede de estradas

Assim, como a demais variáveis socioeconômicas a proximidade das estradas possui forte influência para o acontecimento de eventos de queimadas ou incêndios (VALLEJO-VILLALTA et al., 2019). Ocorrendo porque a ação antrópica possui relação inversamente proporcional a proximidade de uma estrada (LEE et al., 2010; GHORBANZADEH et al., 2019 (b)). Dentro desta perspectiva, para o mapeamento do risco de incêndio das estradas foi realizado através da divisão em duas categorias rodovias e estradas rurais.

As rodovias foram definidas como as estradas asfaltadas com duas ou mais faixas de rodagem e dois sentidos de tráfego. Dentro do município de Rio Verde – Go foram identificadas a BR – 60, BR – 452, GO – 333 e a GO – 174. A BR – 060 liga o Distrito Federal (DF) até o município de Bela Vista (MS) e possui a extensão de 1459 Km. Dentro do município de Rio Verde a BR – 060 possui a extensão de 114,4 Km e atravessa o município de leste a oeste até o município de Jataí -GO.

A BR – 452 por sua vez liga o município de Rio Verde – GO ao município de Itumbiara – GO e possui a extensão de 200 Km. Em relação a parcela presente dentro do município de Rio Verde – GO sua extensão é de 63,2 Km. A GO – 333 é também uma das principais do município e liga Rio Verde – GO a Jandaia – GO com a extensão de 150 Km, deste total 65,7 Km, dentro dos limites município.

A GO – 333 liga o município de Rio Verde – GO a cidade de Paraúna – GO. E, por último a GO – 174 que liga o município de Rio Verde ao oeste goiano, até o município de Aparecida do Rio Claro – GO com extensão de 263 Km. Dentro do município de Rio Verde a pista possui a extensão de 135,2 Km e sai do lado sul do município até o extremo norte.

Por outro lado, as estradas rurais foram definidas como as que não possuem pavimentação e foram subdivididas em estradas principais, estradas secundárias, estradas de acesso e vias internas. Foram consideradas a estradas principais as que apresentam bom padrão de construção com faixa de rodagem com largura superior a 5 metros, normalmente estas encontram-se ligadas diretamente a rodovias.

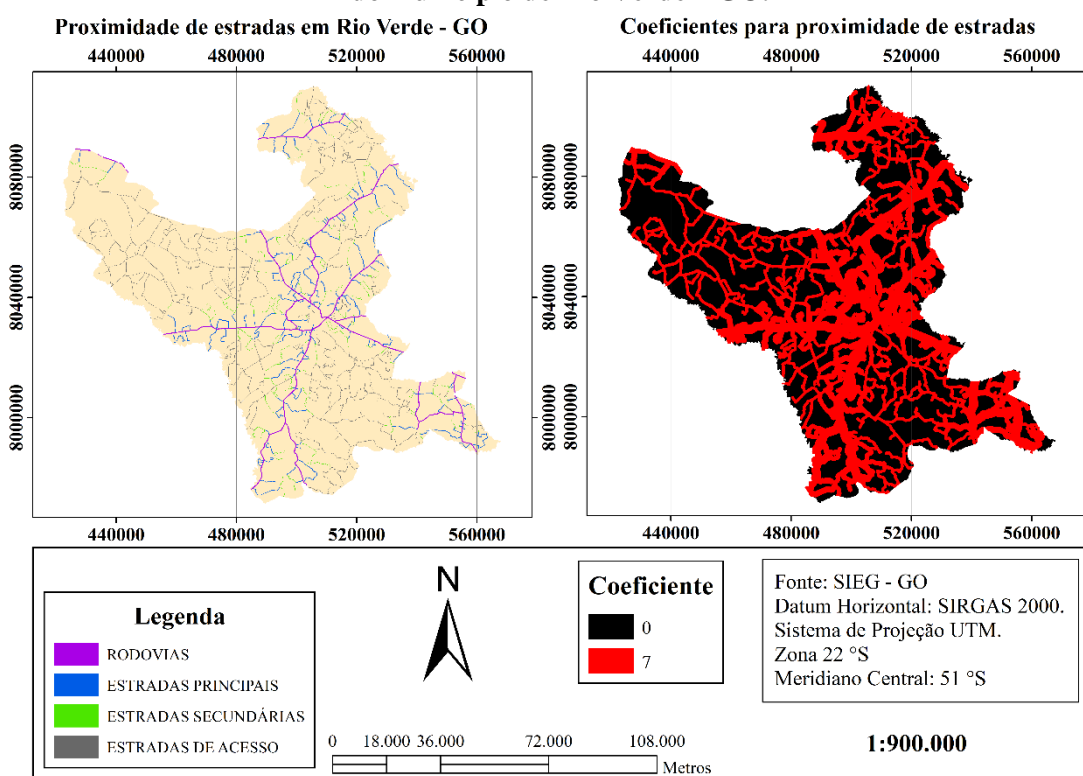
As estradas secundárias encontram-se normalmente ligadas as estradas principais e são aquelas responsáveis pela divisão da paisagem. As estradas de acesso, normalmente encontram-se ligadas as estradas secundárias, estas são responsáveis pelo acesso ao

interior da paisagem. E, por fim, as vias internas que foram consideradas como vias que ligam a estradas de acesso as sedes e aos empreendimentos rurais de pequeno porte.

Para a delimitação das categorias de malhas viárias foi utilizado a superfície de distâncias com o objetivo de estabelecer as zonas de influência das estradas. Em situações em que ocorreu sobreposição de zonas de risco, em virtude da proximidade existente entre estradas, prevaleceu a zona de maior risco. A classificação (Figura 5.7) empregou a escala de 500 a 1500 metros, no qual as rodovias e estradas principais, que possuem fluxo maior de deslocamento de veículos, foram empregados superfície de distâncias de 1500 e 1000 metros, respectivamente (CHUVIECO & CONGALTON, 1989; PEW & LARSEN, 2001; POURGHASEMI et al., 2020).

Já as estradas secundárias e as estradas de acesso as vias internas foi aplicado a superfície de distâncias de 750 e 500 metros, respectivamente, dentro do mesmo raciocínio, visto que essas estradas possuem fluxo menor de veículos (pessoas) e consequentemente menos risco de ignição de incêndios. A distância euclidiana foi calculada a partir da polilinha de feição da estrada delimitada pelo Teorema de Pitágoras,  $Hab(Xa, Ya)$  e  $(Xb, Yb)$ , para toda a sua extensão (CAVALCANTE et al., 2019).

**Figura 5.7 – Mapeamento das estradas e classificação de suas áreas de influência dentro do município de Rio Verde – GO.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

### 5.2.8 Modelo de índice de incêndio

Após o levantamento de todas as variáveis relevantes envolvidas no evento de incêndio foi possível realizar o mapeamento de risco de incêndio para o município de Rio Verde – GO. Para aplicação do modelo, os mapas temáticos foram rotulados com base nas características de cada variável envolvida. Dentro deste modelo, os fatores que apresentam o grau de importância maior para a ocorrência do evento de incêndio recebem peso mais elevado.

E, para cada fator envolvido perante a sensibilidade ao evento de incêndio de cada classe foram atribuídos níveis como muito alto, alto, moderado, baixo ou muito baixo. Através de técnicas de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) foi possível montar um índice que determina o risco de incêndio para qualquer localização dentro do município. A Tabela 5.1 mostra um ranking com fatores com o peso mais elevado sobre aquele que apresenta maior importância para o índice de risco de incêndio, assim como as classes com os respectivos coeficientes de acordo com a sua sensibilidade a ocorrência do evento.

**Tabela 5.1 – Classes, níveis e coeficientes.**

Classes originais	Nível de risco de incêndio	Coeficientes
Uso e ocupação do solo		
Agricultura em preparação	Muito Alto	6
Agricultura e pastagens	Alto	5
Vegetação	Baixo	1
Próximo a corpos d'água	Muito Baixo	0
Densidade populacional		
> 30 hab./ha	Muito Alto	7
10   30 hab./ha	Alto	5
1   10 hab./ha	Moderado	3
0   1 hab./ha	Baixo	1
Proximidade a residências		
< 500m	Muito Alto	7
500 – 1.000m	Alto	5
1000 – 1.500m	Moderado	3
> 1.500m	Baixo	2
Declividade		
Fortemente inclinado (>35°)	Muito Alto	7
Inclinado (25°-35°)	Alto	5
Fortemente ondulado (15°-25°)	Moderado	3
Ondulado (5°-15°)	Baixo	2
Suavemente ondulado (0-5°)	Baixo	1
Orientação do relevo		
Relevo pleno Sol (337,5°-22,5°)	Muito Alto	7
Relevo iluminado (247,5°-337,5°)	Alto	5
Relevo semi-iluminado (22,5°-67,5°)	Moderado	3
Relevo semiescuro (67,5°-112,5°)	Baixo	2

Relevo escuro (112,5°-247,5°)	Baixo	1
Proximidade das estradas		
Rodovias (1.500m)	Muito alto	7
Estradas principais (1.000m)	Muito alto	7
Estradas secundárias (750m)	Muito alto	7
Estradas de acesso (500m)	Muito alto	7
Zona Sem influência	Nulo	0

Fonte: (JUVANHOL et al., 2016, adaptado pelo autor).

### 5.2.9 Determinação dos pesos dos índices

Em seguida, os pesos apropriados das variáveis foram designados usando o método de Processo Analítico Hierárquico (PAH). Este método proposto por Saaty em 1977 trata de uma análise multicritério em que os julgamentos dos critérios individuais são definidos através de uma síntese dos agentes de decisão (DARKO et al., 2018). Com base nesta ideia, foi realizado uma medida global para cada alternativa em que foi desenvolvida a classificação com base na sua ordem de importância.

O grau de importância foi determinado pela observação das características intrínsecas ao município e pelo levantamento bibliográfico de informações e, posteriormente preenchido na matriz de decisão. Os pesos foram determinados em escala de julgamento que varia entre 1 e 9, no qual 1 representa critérios de mesma importância e 9 importância absoluta de um critério sobre o outro. No geral, se a importância de um critério de  $X_i$  em relação a  $X_j$  é  $a_{ij}$ , em seguida,  $X_j$  em relação a  $X_i$  deve ser  $1/a_{ij}$ .

A partir da matriz de comparação é registrado a importância estimada para cada fator em relação a todos os outros e conseqüentemente permite que os tomadores de decisão obtenham um conjunto de relações entre os fatores individualmente. E, finalmente, foi realizado o cálculo da relação de consistência (RC) para avaliação do desempenho dos pesos estipulados. Na escala de avaliação valores inferiores a 0,1 indicam que houve boa consistência dos pesos referentes a cada critério. Em caso de inconsistência entre a comparação de pares é necessário realizar a reavaliação. A matriz gerada possui uma ordem ( $n \times m$ ) de acordo com de fatores analisados, sendo esta recíproca, positiva e com a diagonal principal igual a 1. Para a aplicação do Processo Analítico Hierárquico seguem as etapas que se iniciam a partir de cada elemento na matriz, em que a seguinte condição deve ser satisfeita (Equação 2):

$$a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}} \quad \text{Eq. (2)}$$

Em que: a = elementos da matriz; i = linha; j = coluna.

As comparações realizadas seguiram os requisitos da equação 3:

$$a_{ij} = \frac{P_i}{P_j} \quad \text{Eq. (3)}$$

Em que:  $P_i$  = grau de importância do fator da linha  $i$  sobre o fator da coluna  $j$ ;  $P_j$  = grau de importância o fator da linha  $j$  sobre o fator da coluna  $i$ .

Posteriormente, após a realização do julgamento, a matriz de comparação  $A$  será montada da seguinte maneira (Equação 4):

$$A = \begin{pmatrix} \frac{P_1}{P_1} & \dots & \frac{P_1}{P_j} & \dots & \frac{P_1}{P_n} \\ \dots & 1 & \dots & \dots & \dots \\ \frac{P_i}{P_1} & \dots & 1 & \dots & \frac{P_i}{P_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{P_n}{P_1} & \dots & \frac{P_n}{P_j} & 1 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Eq. (4)}$$

A partir da matriz  $A$  (Equação 4), é possível realizar a determinação dos pesos de cada um dos fatores. Para isso, inicialmente é realizado a soma de todos os elementos da coluna  $j$ , de acordo com, (Equação 5)

$$\frac{P_i}{P_j} + \dots + \frac{P_i}{P_j} + \dots + \frac{P_n}{P_n} = \sum_{i=1}^n P_i \quad \text{Eq. (5)}$$

Em seguida, realiza - se a normalização da coluna  $j$ , (Equação 6), através da razão entre a Equação 3 pela Equação 5:

$$\frac{\frac{P_i}{P_j}}{\frac{\sum_{i=1}^n P_i}{P_j}} = \frac{P_i}{P_j} \cdot \frac{P_j}{\sum_{i=1}^n P_i} = \frac{P_i}{\sum_{i=1}^n P_i} \quad \text{Eq. (6)}$$

Portanto, o peso referente a uma linha  $i$  é calculado pela média aritmética entre seus termos:

$$W_i = \left( \frac{P_i}{\sum_{i=1}^n P_i} + \dots + \frac{P_i}{\sum_{i=1}^n P_i} \right) \cdot \frac{1}{n} \quad \text{Eq. (7)}$$

Em seguida, realiza-se a obtenção dos pesos, em que se inicia a verificação da consistência dos julgamentos realizado através do cálculo do maior autovalor da matriz de comparação. A determinação do autovalor é realizada a partir do produto entre os valores normalizados (Equação 6) pelos seus respectivos pesos (Equação 7) e em seguida realiza-se a adição dos valores obtidos (Equação 8)

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \left( W_i \cdot \frac{P_i}{\sum_{i=1}^n P_i} \right) \quad \text{Eq. (8)}$$

Em que:  $\lambda_{\max}$  = Autovalor máximo

Posteriormente, calcula-se o índice de consistência, determinado pela equação (9), segundo Saaty (1980):

$$IC = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad \text{Eq. (9)}$$

Em que: IC = Índice de consistência;

E, finalmente é realizado o cálculo da razão de consistência (Equação 10) que representa o índice de consistência da matriz de comparação de forma pareada (SAATY, 1980). Os valores obtidos que forem abaixo de 0,1 significam que não houve problemas referentes a inconsistências nos valores atribuídos no julgamento, porém em caso de valores superiores a 0,1 será necessário realizar uma nova avaliação.

$$RC = \frac{IC}{IR} \quad \text{Eq. (10)}$$

Em que: RC = Razão de consistência; IR = Índice randômico.

O índice randômico trata-se de um valor proposto de acordo com o número de fatores avaliados no processo de construção matricial (Tabela 5.2).

**Tabela 5.2 – Valores de IR (Índice Randômico) para matrizes de diferentes tamanhos.**

Quantidade de fatores	1	2	3	4	5	6	7	8
Índice randômico	0,00	0,00	0,58	0,89	1,12	1,32	1,41	1,41

(SAATY, 2005), adaptado pelo autor.

Para a realização da análise multicritério PAH foi utilizado o modelo analítico de Combinação Linear Ponderada (CLP). Os valores que foram obtidos por este método são oriundos da padronização dos fatores em uma escala comum, com os seus respectivos pesos, para em sequência serem combinados através de uma média ponderada (PIMENTA et al., 2019).

Os pesos que foram obtidos pelo método PAH permitem que novos valores sejam atribuídos as respectivas classes e caso necessário seja realizado modificações nos pesos, para que finalmente sejam exportados os mapas temáticos (REZENDE et al., 2017). E, finalmente, através de ferramentas de processamento de dados de SIG foi inserido a Equação 11, proposta por Rosa em 2015, e extraído o índice de risco de incêndio para o município de Rio Verde – GO. As especificações das classes consideradas e respectivas siglas estão dispostas conforme Tabela 5.3.

**Tabela 5.3 – Tabela com especificações das classes consideradas e suas respectivas siglas.**

Fatores envolvidos	Sigla	Número de classes
Uso e ocupação do solo	USO	k = 4
Densidade populacional	DEPO	l = 4
Proximidade a residências	PRES	j = 2
Declividade	DEC	n = 5
Orientação do relevo	ORI	m = 6
Proximidade das estradas	PES	I = 4

Fonte: Elaboração do autor (2022).

$$RIF = PES.PES_{pi} + PRES.PRES_{pi} + USO.USO_{pi} + DEPO.DEPO_{pi} + ORI.ORI_{pi} + DEC.DEC_{pi} \quad \text{Eq. (11)}$$

Em que:  $pi$  = Pesos estatísticos calculado de cada fator

### 5.2.10 Reclassificação das variáveis ambientais que compõem o modelo de risco de incêndio florestais

Após ser realizado o cálculo conforme a equação proposta por Rosa em 2015, será verificado se o índice se adequou as condições do município. Caso o índice não apresente aproximação satisfatória, em relação os focos de calor detectados pela plataforma do BD queimadas, serão realizados ajustes para a adequação pertinente. As modificações poderão se estender tanto aos coeficientes como as classes originais, com mudança de intervalo de classe, introdução ou remoção de uma classe específica de um ou mais fatores.

## 5.3 Resultados e discussões

### 5.3.1 Determinação dos pesos dos fatores considerados

Após a aplicação da metodologia proposta foi possível determinar os pesos para cada um dos fatores apresentados na matriz de comparação (Tabela 5.4). O valor de RC encontrado (0,0190) é menor do que 0,1 conforme orientação do autor.

**Tabela 5.4 – Matriz de comparação pareada e respectivos pesos dos fatores de influência ao risco de incêndio na área de estudo.**

Fatores	DEC	ORI	DEPO	USO	PRES	PES	Pesos
DEC	1	1	1/3	1/5	1/7	1/7	0,0421
ORI	1	1	1/3	1/3	1/5	1/5	0,0519
DEPO	3	3	1	1/3	1/3	1/3	0,1087
USO	5	3	3	1	1/2	1/2	0,1903
PRES	7	5	3	2	1	1	0,3035
PES	7	5	3	2	1	1	0,3035
RC	0,0190						

Fonte: Elaboração do autor (2022).



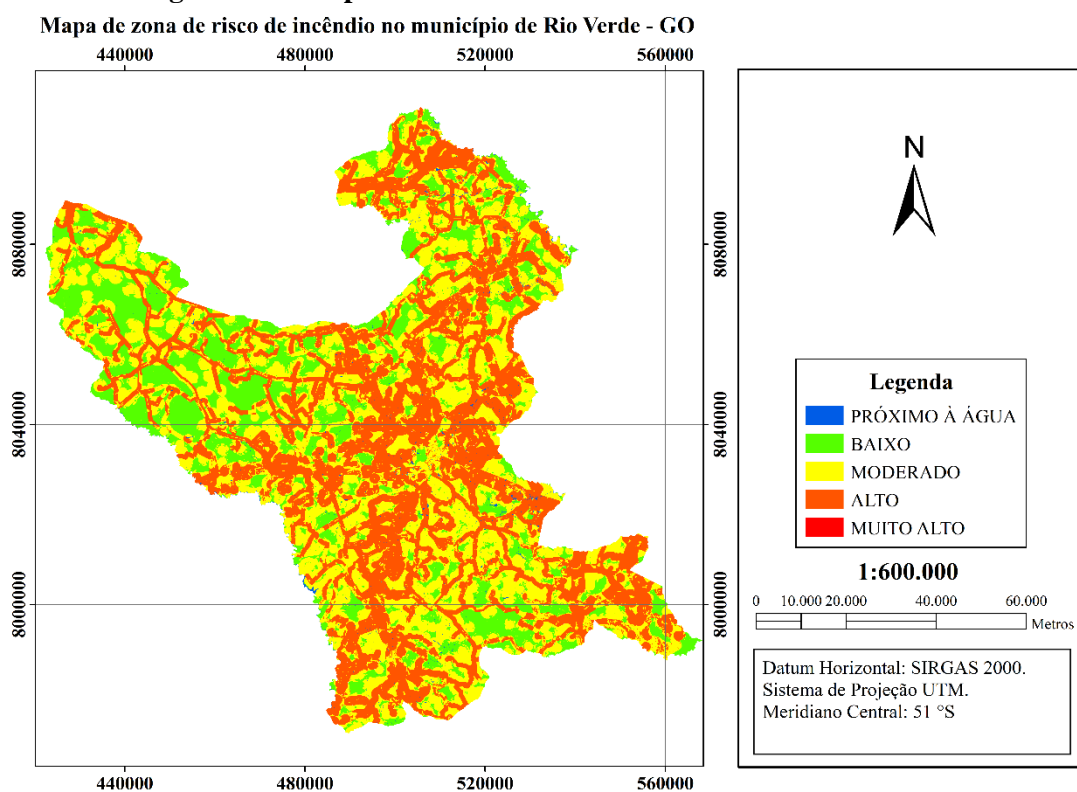
Posteriormente, após a substituição dos pesos foi possível determinar a equação para o cálculo do índice de incêndio.

$$\text{RIF} = 0,3035.\text{PES} + 0,3035.\text{PRES} + 0,1903.\text{USO} + 0,1087.\text{DEPO} + 0,0519.\text{ORI} + 0,0421.\text{DEC} \quad \text{Eq. (12)}$$

### 5.3.2 Mapeamento de risco de incêndio

Através da análise integrada de todos os fatores das variáveis espaciais consideradas que possuem influência na probabilidade de ignição e perpetuação de um evento, de um incêndio, foi possível determinar o índice de risco de incêndio para Rio Verde – GO (Figura 5.8). O índice de risco de incêndio foi determinado através da aplicação da Equação 12 em ambiente de SIG. E, por fim, esse foi dividido em cinco classes, são elas: água, baixo, moderado, alto e muito alto.

**Figura 5.8 – Mapa de zona de risco de incêndio na área de estudo.**



Fonte: Elaboração do autor (2022).

Conforme a Tabela 5.5, as regiões ocupadas por áreas próximas corpos d'água ocuparam a área de 3.489,57 ha, equivalente a 0,41%. As regiões que são ocupadas por

essa cobertura de solo possuem risco de ignição reduzidos, visto a baixíssima capacidade de combustão nesse ambiente (POURGHASEMI et al., 2020). Já regiões que apresentaram grau risco considerado baixo (classe 2) ocuparam a área de 173.428,62 ha, equivalente a 20,697 %. As regiões que apresentaram baixo risco normalmente não se encontram na zona de influência de nenhum fator de peso maior, na ocorrência de um incêndio como o PRES e o PES. Outro fator que possui forte influência nessa estrutura foi o USO que para essas regiões são ocupadas por classes com risco inferior de inflamabilidade como AVE e AAG, principalmente o segundo.

Em relação a terceira classe (grau de risco moderado) suas regiões ocuparam a área de 313.502,09 ha, equivalente a 41,332 %. As regiões que apresentaram risco moderado possuem forte influência da localização das residências dentro do município. Estas regiões devido ao contato antrópico existente possuem probabilidade maior de ignição de um incêndio (OLIVEIRA et al., 2020; BUSCHINELLI et al., 2020). Outro fator com forte influência nessa configuração é o uso e ocupação do solo em que as regiões que margeiam essas residências, normalmente são ocupadas pelo agronegócio (principalmente a AEP). As biomassas das culturas que estão relacionados a áreas agricultáveis apresentam alto grau de risco de combustão, com alta capacidade de geração de eventos de incêndio de longa extensão territorial (ALVARADO et al., 2017).

E, finalmente, destaca-se a relevância dos fatores físicos (DEC e ORI) e suas zonas de distribuição pelo município, em que as regiões de ocorrência para intervalos de classe mais influentes em relação a incêndio estão distribuídas, principalmente na região centro sul do município (KOCHER et al., 2017; VALLEJO-VILLALTA et al., 2019). Nessa mesma região nota-se a maior porção de áreas classificadas como de grau risco moderado e a classe 4 (grau alto) para ocorrência e manutenção de incêndios.

E, por fim, a regiões que apresentaram alto risco (classe 4) ocuparam uma área de 346.339,59 ha, equivalente a 41,332 %. As regiões que apresentaram alto risco possuem forte influência da localização das estradas dentro do município. Estas regiões, pela influência das zonas de deslocamento de pessoas, sofrem contato antrópico constante, que gera o aumento na probabilidade ignição para início de incêndio (KANGA et al., 2017; GHORBANZADEH et al., 2019 (a)). Assim, como nas demais classes de risco de incêndio acima USO, possui forte influência nessa configuração em que as regiões que margeiam essas estradas, normalmente são ocupadas pelo agronegócio (principalmente a

AEP). A classe 5 (grau muito alto) não apresentou área de cobertura significativa para o município com proporção de uso e ocupação do solo inferior a 0,001%.

**Tabela 5.5 – Definição de classes de risco de incêndio conforme índice proposto, determinação das áreas ocupadas e o grau de risco envolvido.**

Classe de risco	Risco de fogo	Grau	Área (ha)	Proporção para área de estudo (%)
1	Próximo à água	Muito baixo	3.489,57	0,41
2	$0 < RIF \leq 2$	Baixo	173.428,62	20,697
3	$2 < RIF \leq 4$	Moderado	313.502,09	37,413
4	$4 < RIF \leq 6$	Alto	346.339,59	41,332
5	$RIF > 6$	Muito Alto	11,85	0,001

Fonte: Elaboração do autor (2022).

### 5.3.3 Análise comparativa com os focos de calor detectados no município para o período de 16 anos (2005-2020)

Através de uma análise comparativa, entre os mapas de densidade de focos de calor com o mapa de risco de incêndio do município, foi possível determinar as zonas ocupadas por extração dos valores sobreposto dos pontos detectados. A tabela 5.6 apresenta o número de pontos dentro de cada zona de risco de incêndio e a sua proporção de focos por cada zona especificada.

**Tabela 5.6 – Definição do número de focos de calor por classes de risco de incêndio conforme índice proposto e identificação da proporção de focos de calor por classe de risco envolvido.**

Classe de risco	Risco de fogo	Grau	Número de focos	Proporção de focos de incêndio (%)
1	Próximo à água	Muito baixo	27	0,645
2	$0 < RIF \leq 2$	Baixo	684	16,363
3	$2 < RIF \leq 4$	Moderado	1.517	36,291
4	$4 < RIF \leq 6$	Alto	1.953	46,722
5	$RIF > 6$	Muito Alto	0	0
Total	---	---	4180	100

Fonte: Elaboração do autor (2022).

Através das extrações dos valores verificou-se que regiões ocupadas por áreas próximas corpos d'água (classe 1) apresentaram o total de 10 focos de incêndio, equivalente a 0,645%. As regiões que são ocupadas por essa cobertura de solo possuem risco de ignição reduzidos, tendo em vista a baixíssima capacidade de combustão nesse ambiente (POURGHASEMI et al., 2020).

Já as áreas ocupadas pela classe 2 (grau de risco baixo) apresentaram 684 focos de incêndio o equivalente a 16,363%. Estes locais são caracterizados como regiões com baixa ocupação antrópica, poucas estradas, relevo mais plano e uso e ocupação do solo

com menor capacidade de fornecer biomassa como combustível características que reduzem a chances de combustão nestes locais (GHORBANZADEH et al., 2019 (b); VALLEJO-VILLALTA et al., 2019; KOCHER et al., 2017; SCHOLTZ et al., 2020).

Em relação a terceira classe (grau de risco moderado) suas regiões apresentaram o total de 1.517 focos de incêndio o equivalente a 36,291% do total. A localização das residências no município que ao aumentar a sua concentração em um local maximiza as chances de contato antrópico sobre a região (OLIVEIRA et al., 2020).

E, por fim, regiões ocupadas pela classe 4 (grau de risco alto) apresentaram o total de 1.953, equivalente a 46,722%. As áreas ocupadas, por essa classe, possuem forte influência de fatores de maior peso como PRES e PES que estão diretamente relacionadas ao contato antrópico que amplifica o número de incêndios ou queimadas (GHORBANZADEH et al., 2019 (b); VALLEJO-VILLALTA et al., 2019). A áreas ocupadas pela classe 5 (grau muito alto) não apresentaram nenhum foco de incêndio.

#### **5.4. Conclusão**

Os resultados apresentados demonstraram que a construção do índice de risco de incêndio para o município se mostrou eficiente e adequado para a avaliação espacial da distribuição dos eventos de incêndio no município. Em relação aos resultados observados pelo índice de risco de incêndio foi verificado que as zonas de alto risco apresentaram as maiores áreas dentro do município.

As zonas de grau de risco moderado se apresentaram como a segunda classe em área de cobertura com forte influência, principalmente da localização das residências no município, em que sua presença no local maximiza as chances de contato antrópico. E, por fim, as zonas de baixo grau de risco que se apresentaram como a terceira classe em área de cobertura.

Portanto, os resultados encontrados nesta dissertação constituem importante subsídio para o planejamento dos equipamentos de contenção de incêndio dentro do município. Estes dados poderão futuramente auxiliar na tomada de decisão e desenvolvimento de projetos futuros que visem a melhoria da qualidade de vida da população e minimizem os prejuízos para o agronegócio da região.

## 5.5 Referências bibliográficas

ALVARADO, Swanni T. et al. Drivers of fire occurrence in a mountainous Brazilian cerrado savanna: Tracking long-term fire regimes using remote sensing. **Ecological Indicators**, v. 78, p. 270-281, 2017.

ARGAÑARAZ, Juan P. et al. Determining fuel moisture thresholds to assess wildfire hazard: A contribution to an operational early warning system. **PloS one**, v. 13, n. 10, p. e0204889, 2018.

BUSCHINELLI, CC de A.; COSTA, BMR. Expansão da silvicultura no Brasil Central: estudo de caso em Rio Verde (GO). **Embrapa Meio Ambiente-Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento (INFOTECA-E)**, 2020.

CAVALCANTE, Raimundo Nonato Barbosa; SOUSA, Maria Hortênci Rodrigues; DE SOUSA, José Parmênidas Rodrigues. A INTERDISCIPLINARIDADE ENTRE MATEMÁTICA E GEOGRAFIA: INFERINDO CONCEITOS DE LOCALIZAÇÃO E DISTÂNCIAS NA CIDADE. **Revista Encantar-Educação, Cultura e Sociedade**, v. 1, n. 3, p. 07-20, 2019.

CANU, Annalisa et al. Wildfires and post-fire erosion risk in a coastal area under severe anthropic pressure associated with the touristic fluxes. In: **EGU General Assembly Conference Abstracts**. 2017. p. 9585.

CARREIRAS, João MB et al. Mapping major land cover types and retrieving the age of secondary forests in the Brazilian Amazon by combining single-date optical and radar remote sensing data. **Remote sensing of environment**, v. 194, p. 16-32, 2017.

CATRY, Filipe X. et al. Modeling and mapping wildfire ignition risk in Portugal. **International Journal of Wildland Fire**, v. 18, n. 8, p. 921-931, 2010.

CHUVIECO, Emilio; CONGALTON, Russell G. Application of remote sensing and geographic information systems to forest fire hazard mapping. **Remote sensing of Environment**, v. 29, n. 2, p. 147-159, 1989.

DARKO, Amos et al. Review of application of analytic hierarchy process (AHP) in construction. **International journal of construction management**, v. 19, n. 5, p. 436-452, 2019.

DEICHMANN, U. 1996. **A review of spatial population database design and modeling**. Santa Barbara: National Center for Geographic Information and Analysis. 58p.

EUGENIO, Fernando Coelho et al. Applying GIS to develop a model for forest fire risk: A case study in Espírito Santo, Brazil. **Journal of environmental management**, v. 173, p. 65-71, 2016.

FIELDING, A. H., BELL, J. F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. **Environmental Conservation**, v. 24, p. 38-49, 1997.

GENS, Rudi. ASF radiometric terrain corrected products. **Algorithm Theoretical Basis Document**, 2015.

GHORBANZADEH, Omid et al. Forest fire susceptibility and risk mapping using social/infrastructural vulnerability and environmental variables. **Fire**, v. 2, n. 3, p. 50, 2019 (a).

GHORBANZADEH, Omid et al. Spatial prediction of wildfire susceptibility using field survey gps data and machine learning approaches. **Fire**, v. 2, n. 3, p. 43, 2019 (b).

GUTH, Peter; KANE, Morgan. Slope, aspect, and hillshade algorithms for non-square digital elevation models. **Transactions in GIS**, v. 25, n. 5, p. 2309-2332, 2021.

HE, Siyan et al. Topography-associated thermal gradient predicts warming effects on woody plant structural diversity in a subtropical forest. **Scientific reports**, v. 7, n. 1, p. 1-10, 2017.

ILORI, Christopher O.; PAHLEVAN, Nima; KNUDBY, Anders. Analyzing performances of different atmospheric correction techniques for Landsat 8: application for coastal remote sensing. **Remote Sensing**, v. 11, n. 4, p. 469, 2019.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE (2010). Acesso em 12 janeiro de 2021. Disponível em < <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/panorama>>.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE (2020). Acesso em 09 janeiro de 2022. Disponível em < <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/rio-verde/pesquisa>>.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE (2010). Acesso em 30 agosto de 2021. Disponível em < <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais>>.

Instituto Nacional de Meteorologia – INMET (2021). Banco de Dados Meteorológico para Ensino e Pesquisa - BDMEP. Brasília. Acesso em 14 janeiro de 2020.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (2021). **INPE PROGRAMA QUEIMADAS - BD QUEIMADAS. Rio Verde – GO.** Acesso em 14 janeiro de 2021.

JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY – JAXA. ALOS Data Users Handbook. Disponível em: <[http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/doc/fdata/ALOS\\_HB\\_RevC\\_EN.pdf](http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/doc/fdata/ALOS_HB_RevC_EN.pdf)>. Acesso em: 16 mai. 2018.

JUVANHOL, Ronie Silva; FIEDLER, Nilton Cesar; DOS SANTOS, Alexandre Rosa. CAPÍTULO 11 MODELAGEM DE RISCO DE INCÊNDIOS EM FLORESTAS NATURAIS COM O USO DE GEOTECNOLOGIAS, 2016.

KANGA, Shruti; TRIPATHI, Gaurav; SINGH, Suraj Kumar. Forest fire hazards vulnerability and risk assessment in Bhajji forest range of Himachal Pradesh (India): a geospatial approach. **Journal of Remote Sensing & GIS**, v. 8, n. 1, p. 1-16, 2017.

KOCHER, Susan D.; BUTSIC, Van. Governance of land use planning to reduce fire risk to homes Mediterranean France and California. **Land**, v. 6, n. 2, p. 24, 2017.

LEE, H.; LIM, S.; PAIK, H. An assessment of fire-damaged forest using spatial analysis techniques. **Journal of Spatial Science**, v. 55, n. 2, p. 289-301, 2010.

LIAO, Zhanmang et al. Woody vegetation cover, height and biomass at 25-m resolution across Australia derived from multiple site, airborne and satellite observations. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 93, p. 102209, 2020.

LIMA, Sanmy Silveira; DE ALMEIDA, José Antônio Pacheco; SIQUEIRA, José Batista. SENSORIAMENTO REMOTO E GEOPROCESSAMENTO APLICADOS AO ESTUDO GEOLÓGICO-GEOMORFOLÓGICO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO JAPARATUBA, SERGIPE-BRASIL (REMOTE SENSING AND GEOPROCESSMENT APPLIED TO THE GEOLOGICAL-GEOMORPHOLOGICAL

STUDY OF THE JAPARATUBA RIVER BASIN, SERGIPE–BRAZIL). **Revista GeoNordeste**, n. 1, p. 203-214, 2017.

NICOLAU, Andrea Puzzi et al. Assessing SAR C-band data to effectively distinguish modified land uses in a heavily disturbed Amazon forest. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 94, p. 102214, 2021.

OLIVEIRA, André Luiz Sá de et al. Comparação e validação da modelagem espacial de riscos de incêndios considerando diferentes métodos de predição. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 23, n. 4, p. 556-577, 2017.

OLIVEIRA, Víncler Fernandes Ribeiro et al. Geoprocessamento aplicado ao mapeamento de risco a incêndios. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 03, p. 1194-1212, 2020.

PARKS, Sean A. et al. High-severity fire: evaluating its key drivers and mapping its probability across western US forests. **Environmental research letters**, v. 13, n. 4, p. 044037, 2018.

PEREIRA, Allan Arantes et al. AVALIAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS PARA IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS QUEIMADAS NO CERRADO UTILIZANDO DADOS LANDSAT TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 8, 2016 (a).

PEREIRA, José Antônio Vilar; DA SILVA, Janaína Barbosa. Detecção de Focos de Calor no Estado da Paraíba: um estudo sobre as queimadas. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 10, n. 1, p. 5-16, 2016 (b).

PEREIRA, Pedro Henrique Rodrigues; GONÇALVES, José Augusto Costa; VIEIRA, Eliane Maria. O POTENCIAL DAS ÁGUAS SUBTERRÂNEAS NA PORÇÃO NORDESTE DO QUADRILÁTERO FERRÍFERO (MG): USO DO SIG E ANÁLISE MULTICRITÉRIO COMO FERRAMENTA DE AVALIAÇÃO. **Águas Subterrâneas**, 2018.

PEW, K. L.; LARSEN, C. P. S. GIS analysis of spatial and temporal patterns of human-caused wildfires in the temperate rain forest of Vancouver Island, Canada. **Forest ecology and management**, v. 140, n. 1, p. 1-18, 2001.



PIMENTA, Lianne Borja et al. Processo Analítico Hierárquico (AHP) em ambiente SIG: temáticas e aplicações voltadas à tomada de decisão utilizando critérios espaciais. **Interações (Campo Grande)**, v. 20, p. 407-420, 2019.

PINHEIRO, Evelyn Dias; DE SOUZA PEIXOTO, Erica; FINA, Bruna Gardenal. Florística e fitossociologia de um remanescente de cerradão, Aquidauana–MS. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 12, p. 103413-103428, 2020.

POURGHASEMI, Hamid Reza et al. Is multi-hazard mapping effective in assessing natural hazards and integrated watershed management?. **Geoscience Frontiers**, v. 11, n. 4, p. 1203-1217, 2020.

REZENDE, Patrícia S.; MARQUES, Daniela V.; OLIVEIRA, Luiz A. Construção de modelo e utilização do método de Processo Analítico Hierárquico–AHP para mapeamento de risco á inundação em área urbana. **Revista Caminhos da Geografia**, 2017.

SAATY, T. L. Theory and Applications of the Analytic Network Process: Decision Making with Benefits, Opportunities, Costs, and Risks. **Pittsburgh: RWS Publications**, 2005.

SAATY, T. L. The analytic hierarchy process. McGraw-Hill, 278 p. New York, 1980.

SANTOS, Alexandre Rosa et al. GEOTECNOLOGIAS & ANÁLISE AMBIENTAL, 2015.

SCHOLTZ, Rheinhardt et al. Improving on MODIS MCD64A1 burned area estimates in grassland systems: A case study in kansas flint hills tall grass prairie. **Remote Sensing**, v. 12, n. 13, p. 2168, 2020.

SHAWKY, Mohamed et al. Pixel-based geometric assessment of channel networks/orders derived from global spaceborne digital elevation models. **Remote Sensing**, v. 11, n. 3, p. 235, 2019.

SHI, Xuguo et al. Mapping and characterizing displacements of active loess slopes along the upstream Yellow River with multi-temporal InSAR datasets. **Science of The Total Environment**, v. 674, p. 200-210, 2019.

SILVA, Mayara Gomes; DO NASCIMENTO FURTADO, Gabriele. Análise espacial dos focos de calor no município de São Félix do Xingu, Estado do Pará, Brasil. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 11, p. e81391110331-e81391110331, 2020.

SMALL, D., 2011. Flattening gamma: Radiometric terrain correction for SAR imagery. *IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing*, 49(8):3081-3093, 2011.

TAN, Puay Yok et al. A method to partition the relative effects of evaporative cooling and shading on air temperature within vegetation canopy. **Journal of Urban Ecology**, v. 4, n. 1, p. juy012, 2018.

TREMEA, Agnaldo; GALLO, Juliano; DA SILVA, Antonio Jose Ferreira. Análise espaço-temporal do desmatamento via sensoriamento remoto no projeto de assentamento Santa Júlia, sudoeste do estado do Pará. **Revista Meio Ambiente e Sustentabilidade**, v. 9, n. 19, 2020.

TWIGG, John et al. Improved methods for fire risk assessment in low-income and informal settlements. **International journal of environmental research and public health**, v. 14, n. 2, p. 139, 2017.

US GEOLOGICAL SURVEY. Landsat 8 Collection 1 (C1) Land Surface Reflectance Code (LaSRC) Product Guide. 2020.

VALLEJO-VILLALTA, Ismael; RODRÍGUEZ-NAVAS, Estefanía; MÁRQUEZ-PÉREZ, Joaquín. Mapping forest fire risk at a local scale - A case study in Andalusia (Spain). **Environments**, v. 6, n. 3, p. 30, 2019.

VERMOTE, E. F.; JUSTICE, C. CLAVERIE, M; FRANCH, B. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. **Remote Sensing of Environment**, v. 185, p. 46-56, 2016.

VETTORAZZI, Carlos A.; FERRAZ, Silvio F. de B. Uso de sistemas de informações geográficas aplicados à prevenção e combate a incêndios em fragmentos florestais. **Série Técnica IPEF**, v. 12, n. 32, p. 111-115, 1998.