



Revista Brasileira de Geografia Física



Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>

Avaliação espaço-temporal de focos de calor no sudoeste do estado de Goiás, Brasil

Lucas Soares da Silva Aires¹, Lucas Peres Angelini²

¹Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aplicada e Sustentabilidade do Instituto Federal Goiano – Rio Verde Campus, e-mail de correspondência: lucasaireseng@gmail.com, ORCID 0000-0001-7041-2834 ²Doutor pelo Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental pela Universidade Federal de Mato Grosso/Cuiabá, e-mail de correspondência: lucas.angelini@ifgoiano.edu.br, ORCID 0000-0001-8943-7281.

Artigo recebido em 05/08/2022 e aceito em 05/09/2022

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.

Spatio-temporal evaluation of hotspots in the municipality of Rio Verde - GO

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.

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 (Westerling et al., 2006; Zhan et al., 2021;).

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; Hantson et al., 2016; Lizundia-loiola et al., 2020).

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 µm 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 (Embrapa, 2020; Inpe, 2022). 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). Em estudo realizado por Maniatis et al., 2022 verificou-se o aumento de 31% no risco de incêndio para a área de pesquisa em decorrência do uso e ocupação do solo.

Outros fatores extremamente relevantes em análises de distribuição de focos de calor são os de origem socioeconômicos (Soydan et al., 2022). Nesse contexto, destaca-se a distribuição das estradas dentro da localidade de estudo (Dorodnykh et al., 2022). Em estudo realizado por Kuklina et al., 2022 verificou-se que cerca de 43 % das ignições para inicialização de eventos de incêndios ocorrem a distâncias inferiores a 300 metros das estradas existentes.

Outro fator socioeconômico que possui forte influência no processo de ignição de incêndios e queimadas é a proximidade de residências ou núcleos urbanos (Vallejo-Villalta et al., 2019; Pradeep et al., 2022). Segundo estudo realizado (Villarreal et al., 2022) cerca de 66 % dos processos de ignição de incêndios e queimadas possuem relação direta com a localização de núcleos urbanos ou residências. Isso advém do fato do deslocamento e ocupação de pessoas aumentar a probabilidade interação entre o homem e a região considerada (Maniatis et al., 2022). Em estudo realizado em La Carolina no Equador verificou-se que cerca de 99 % dos incêndios ou queimadas possuíam influência antrópica (Morante-carballo et al., 2022).

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; Maniatis et al., 2022). Pradeep et al.,

2022 em estudo executado em área de clima tropical verificou que 72% dos eventos de incêndio ou queimadas ocorriam em zonas classificadas como de alto risco. 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; Florath et al., 2022).

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, proximidade de residências e proximidade de estradas.

Material e métodos

Área de estudo

A região de estudo é o município de Rio Verde em Goiás (Figura 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 Km² (Ibge, 2010).

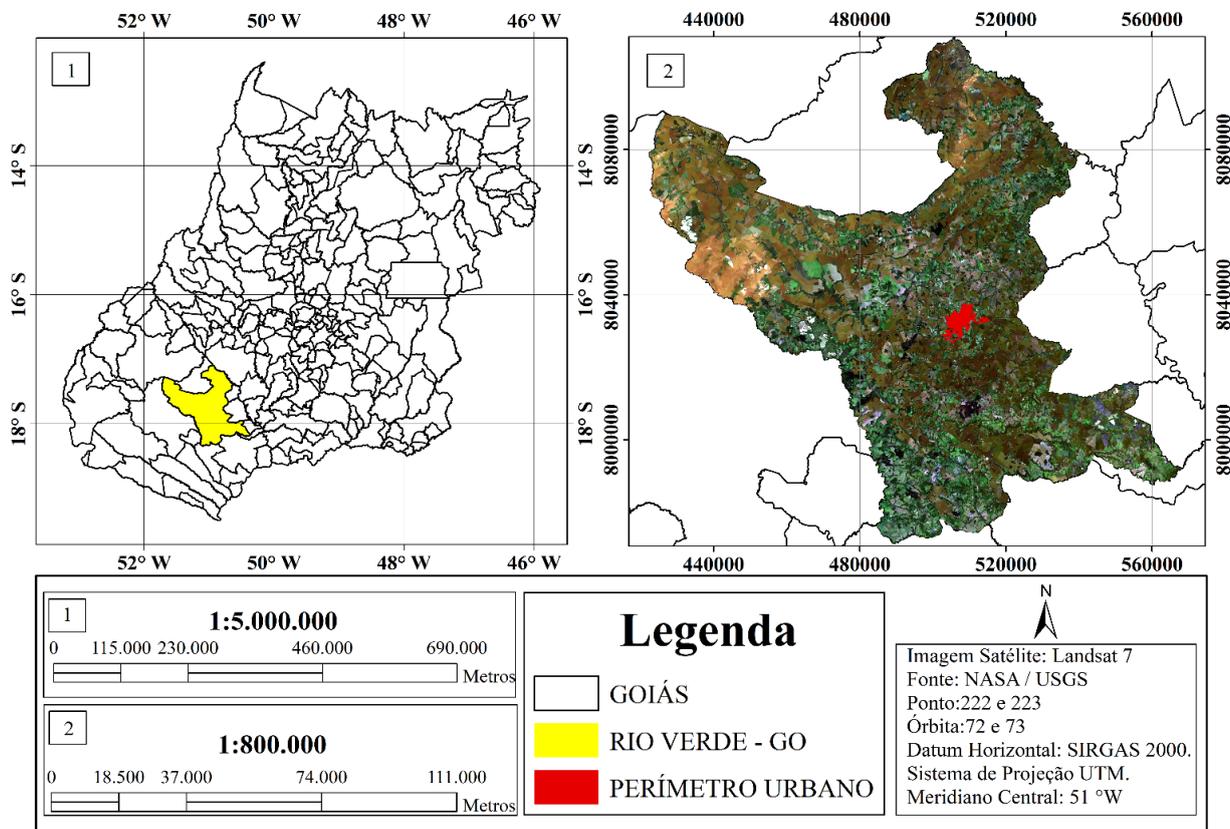


Figura 1 - Localização das áreas de estudos no município de Rio Verde, Goiás, Brasil.

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).

Procedimentos metodológicos

Inicialmente foi realizado a identificação dos usos e ocupações do solo dentro do município através de aplicação de algoritmo de classificação supervisionada. Através de dados armazenados em plataforma foi realizado o levantamento de todos os

focos de calor detectados em Rio Verde – GO, para dois satélites específicos. Ambos os satélites possuem a bordo o mesmo sensor de captação com vasta utilização em estudos de mesma finalidade. Foi considerado um longo período de dados de focos de calor com o objetivo de trazer a avaliação completa desses eventos dentro do município. Posteriormente, foi realizada a classificação das zonas de influência com relação a proximidade de residências e estradas. E finalmente, comparou-se a localização de cada foco de calor dentro do município com o seu respectivo uso e ocupação do solo e zona de influência para avaliar o seu comportamento em relação a distribuição e quantidade.

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 realizada 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).

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.

Classificação supervisionada

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.

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 e Bell, 1997; Tremea et al., 2020).

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 e 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 2).

Tabela 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 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 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	$[(a+d) - (((a+b) + (b+d) (c+d)) / N)] / [N - (((a+c) (a+b) + (b+d) (c+d)) / N)]$

Fonte: Adaptado de Congalton e 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 e Green, 1999; Li et al., 2019).

O erro de omissão se refere a porcentagem de pontos que pertenciam 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 e Green, 1999). Os resultados podem variar entre 0 e 1 e quanto maior valor melhor é a acurácia da classificação (Tabela 4).

Tabela 4 – Padrão de precisão e acurácia da classificação a partir da estimativa Kappa.

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

Fonte: Fonseca (2000).

Avaliação dos focos de incêndio

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).

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.

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

Avaliação da relação existente com a localização das estradas e residências

A relação existente entre a localização dos focos de calor dentro do município e a localização das estradas e residências foi realizado pela determinação das zonas de influência. Através técnicas de geoprocessamento foi determinado a posição das residências e estradas dentro do município e, posteriormente aplicou-se superfície de distâncias para diferenciação de risco para cada zona. Quando em virtude da proximidade entre as residências tenha ocorrido sobreposição de zonas de risco prevaleceu a zona de maior risco. As classes foram criadas com base na distância euclidiana e rotulado em 4 categorias: < 500m, 500 – 1000m, 1000 – 1500m e > 1500m.

Nas estradas, a classificação utilizou-se da escala de 500 a 1500 metros. As rodovias e estradas principais, que possuem maior movimentação de pessoas, foram empregados superfície de distâncias de 1500 e 1000 metros, respectivamente. Por outro lado, as estradas secundárias e as estradas de acesso as vias internas foi utilizado a superfície de distâncias de 750

e 500 metros, respectivamente. Aplicou-se o cálculo pela distância euclidiana da polilinha de feição da estrada delimitada por Teorema de Pitágoras, Hab (Xa, Ya) e (Xb, Yb), para toda a sua extensão (Cavalcante et al., 2019).

Resultados e discussão

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 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 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); Σ (soma do número de focos de incêndio).

Fonte: Elaboração do autor (2022).

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 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 2.

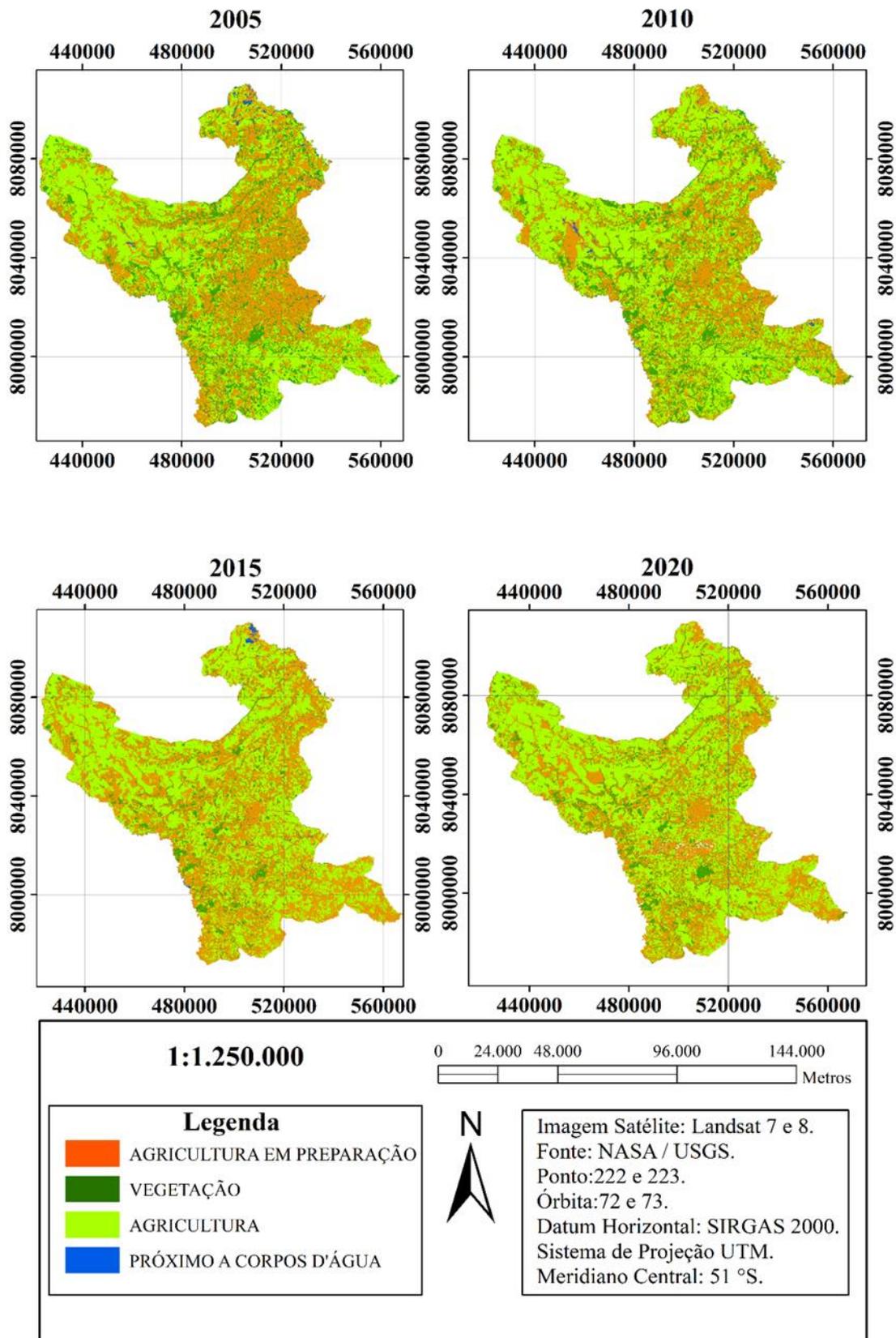


Figura 2 – Mapeamento para o uso e ocupação do solo para o município de Rio Verde de 2005 a 2020 com intervalo de 5 anos para o período.

Tabela 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
Total	837.929,3404			

Fonte: Elaboração do autor (2022).

Mapeamento de densidade de focos de incêndios 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 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.

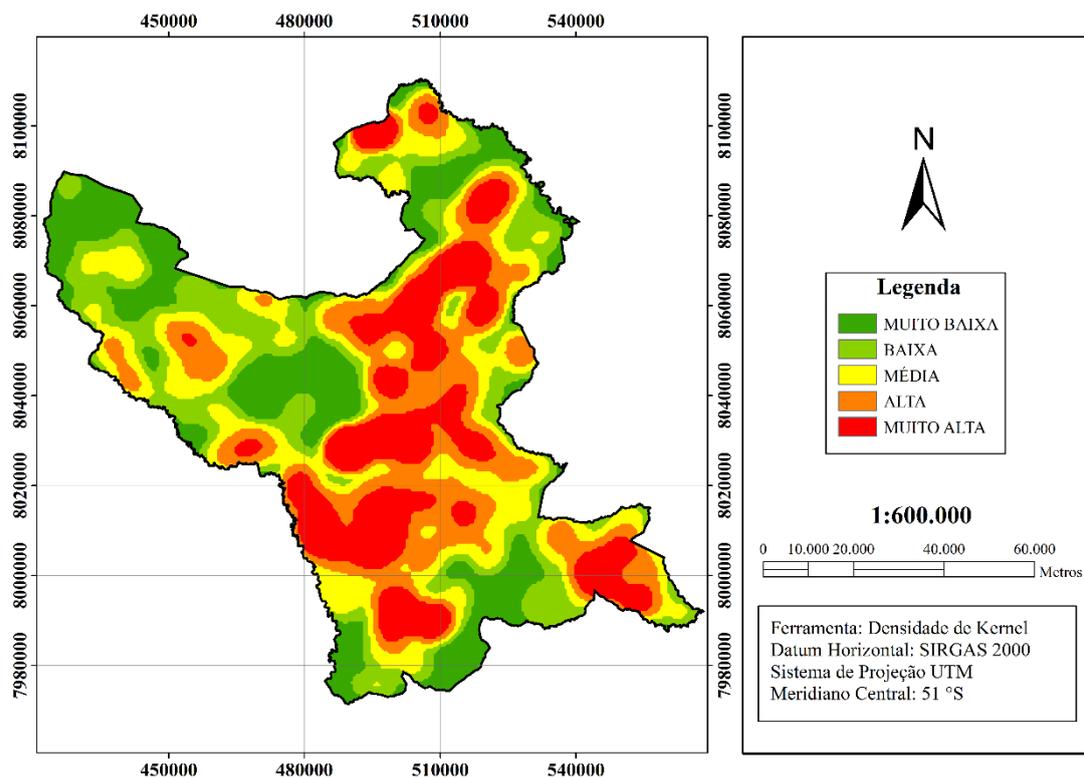


Figura 3 – Mapa de densidade de focos de calor em Rio Verde – GO.

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. (Ghorbanzadeh et al., 2019; Pourghasemi et al., 2020).

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 (Kocher et al., 2017; Vallejo-villalta et al., 2019).

Relação entre focos de calor e as zonas de influência de estradas e residências

A ação dos fatores de ignição como localização de residências pode ser observados através da determinação de zonas de influência para extração de dados (Figura 4). Através do levantamento dos valores perante as classes de distância para residências verificou-se que 3.326 dos 4.181 focos de calor se encontram à distância de no mínimo 1.500 metros de residências, equivalente a 79,550% (Tabela 7). Quando a distância é reduzida para 1.000 metros 2.474 focos de calor se apresentam para essa área, equivalente a 59,172%. Por fim, verificou-se que apenas 20,449% dos focos de calor se encontram sobre a distância superior a 1.500 metros de residências, total de 855 focos de calor detectados para os últimos de 16 anos (2005 – 2020).

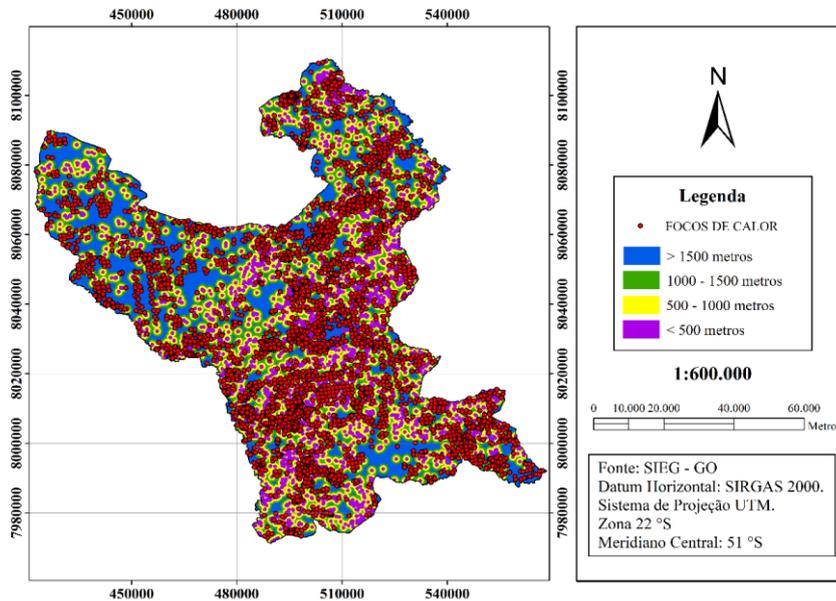


Figura 4 – Mapa de distribuição de focos de calor em relação às zonas de influência de residências no município de Rio Verde – GO.

Tabela 7 – Relação entre classes de distâncias de residências e número de focos de incêndio para o município de Rio Verde – GO.

Classe	Número de focos	Número de focos (%)
< 500m	1.137	27,1945
500 – 1000m	1.337	31,9780
1000 – 1500m	852	20,3779
> 1500m	855	20,4497
Total	4.181	100

O mesmo procedimento foi realizado para determinação das zonas de influência das estradas no município (Figura 5). Em relação a proximidade de estradas verificou-se após extração dos valores perante as classes de distância que 2.423 dos 4.181 focos de calor se encontram dentro das zonas de influência para cada tipologia de estrada, equivalente a 57,953% (Tabela 8). As rodovias do município apresentaram os maiores números com o total de 1.080 focos de calor, equivalente a 25,831%. As estradas secundárias foram as que apresentaram menores números de focos de calor com o total de 282, equivalente a 6,745%.

Essa distribuição dos focos de calor pelo município demonstra a forte influência da localização das estradas e residências. As regiões circunvizinhas, 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).

Tabela 8 – Relação entre classes de distâncias de estradas e número de focos de incêndio para o município de Rio Verde – GO.

Classe	Superfície de distâncias (m)	Número de focos	Número de focos (%)
Rodovias	1.500	1.080	25,831
Estradas principais	1.000	479	11,457
Estradas secundárias	750	282	6,745
Estradas de acesso	500	582	13,920
Nulo	---	1.758	42,047
Total	---	4.181	100,000

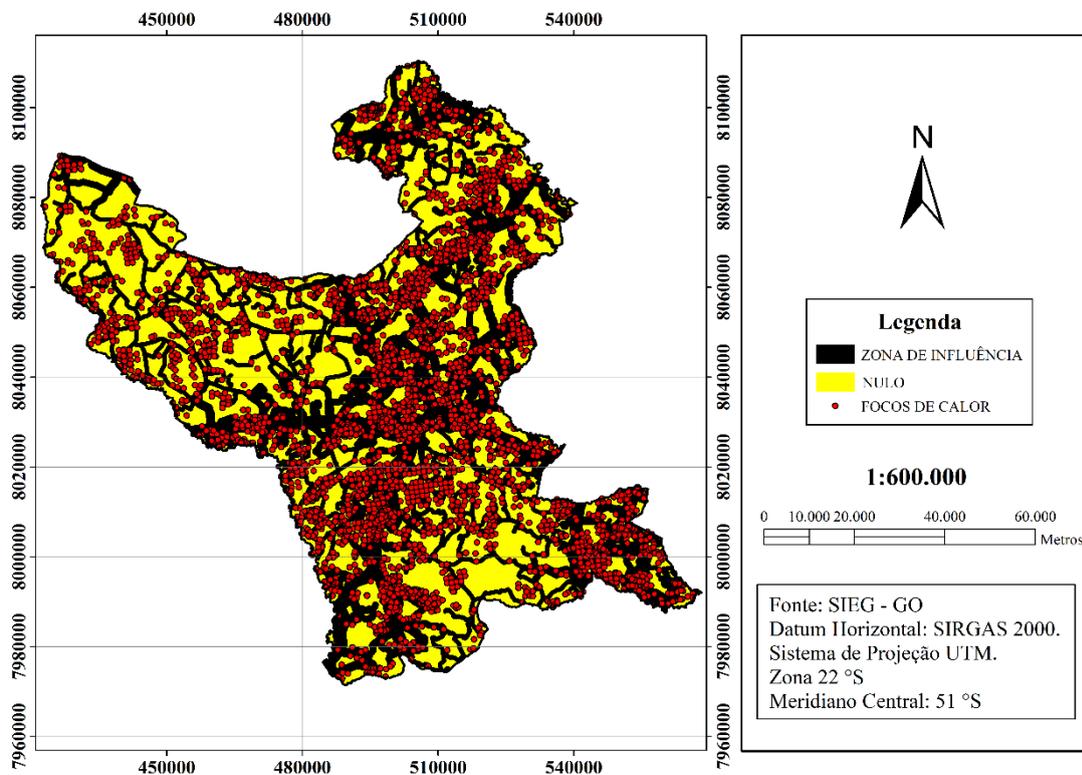


Figura 5 – Mapa de distribuição de focos de calor em relação às zonas de influência de estradas no município de Rio Verde – GO.

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 6.

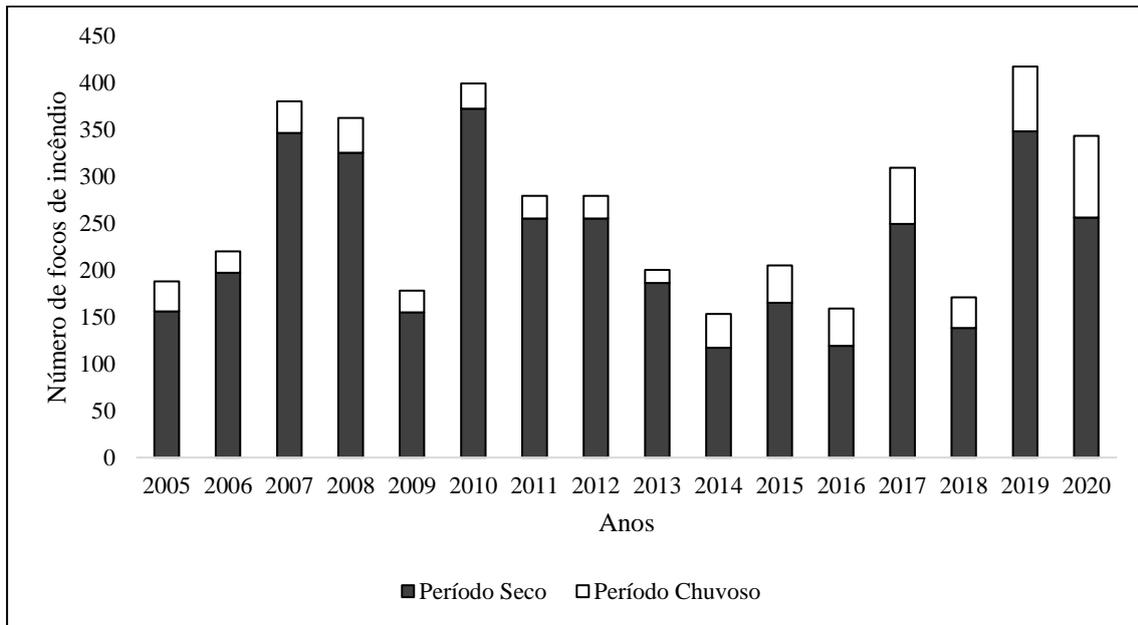


Figura 6 – Número de focos de calor para o município de Rio Verde – GO, para os períodos seco e chuvoso a partir do sensor MODIS abordo dos satélites AQUA e TERRA.

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. Conseqüentemente 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 9).

Tabela 9 – 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); 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); Σ (soma do número de focos de incêndio).

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 (Buschinelli et al., 2020; Rodrigues 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 10). 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 10 – 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)

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 AES e AAG, respectivamente, com a primeira classe com número superior em 13 anos dos 16 anos estudados

(exceto 2013, 2014 e 2018), Tabela 11. 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 11 – 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)

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 (Barreto, 2018; Souza et al., 2020).

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 (Catry et al., 2010; Araújo et al., 2017).

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 (White et al., 2017; Barreto, 2018).

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).

Conclusão

Verificou-se que o município de Rio Verde – GO apresentou 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 muito em virtude de preencherem as regiões circunvizinhas as estradas e de sua vasta área de ocupação no município. 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.

References

- Ajin, Rajendran Sobha et al. 2016. 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*, 2, 109.
- Alvarado, Swanni T. et al 2017. Drivers of fire occurrence in a mountainous Brazilian cerrado savanna: Tracking long-term fire regimes using remote sensing. *Ecological Indicators*, 78, 270-281.
- Angelini, Lucas Peres et al 2021. Surface Albedo and Temperature Models for Surface Energy Balance Fluxes and Evapotranspiration Using SEBAL and Landsat 8 over Cerrado-Pantanal, Brazil. *Sensors*, 21, 7196.
- Anderson, Liana Oighenstein et al 2017. 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*, 69.
- Araujo, Ademir Sergio Ferreira et al 2017. Fungal diversity in soils across a gradient of preserved Brazilian Cerrado. *The Journal of Microbiology*, 55, 273.
- Banko, G. A. 1998. 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.
- Barreto, Clarissa de Araújo, 2018. Agricultura e Meio Ambiente: percepções e práticas de sojicultores em Rio Verde-GO.. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.
- Bernier, Pierre Y. et al, 2016 Mapping local effects of forest properties on fire risk across Canada. *Forests*, 7, 157.
- Bilal, Muhammad et al 2019. A simplified and robust surface reflectance estimation method (SREM) for use over diverse land surfaces using multi-sensor data. *Remote Sensing*, 11, 1344.
- Bouaziz, 2017.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*, 2, 1-7.

- Boening, C.; Willis, J. K.; Landerer, F. W.; Nerem, R. S.; Fasullo, J. Boschetti, L.; Flasse, S. P. 2004.; 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*, 91, 280-292.
- Buschinelli, CC de A.; Costa, 2020. BMR. Expansão da silvicultura no Brasil Central: estudo de caso em Rio Verde (GO). Embrapa Meio Ambiente-Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento (Infoteca-E).
- Cavalcante, Raimundo Nonato Barbosa; Sousa, Maria Hortência Rodrigues; Sousa, José Parmênidas Rodrigues 2019. A interdisciplinaridade entre matemática e geografia: inferindo conceitos de localização e distâncias na cidade. *Revista Encantar-Educação, Cultura e Sociedade*, 1, 07-20.
- Catry, Filipe X. et al. 2010 Modeling and mapping wildfire ignition risk in Portugal. *International Journal of Wildland Fire*, 18, 921-931.
- Clemente, Sara dos; Oliveira Júnior, José Francisco de; Passos Louzada, Marco Aurelio 2017. Focos de calor na Mata Atlântica do Estado do Rio de Janeiro. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 32, 669-677.
- 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. 2021. 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*, 71-91.
- Dorodnykh, Nikita et al, 2022 Forest Fire Risk Forecasting with the Aid of Case-Based Reasoning. *Applied Sciences*, 12 8761.
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – Embrapa (2021). GRÃOS – PORTAL Embrapa. Rio Verde – GO. Acesso em 14 janeiro de 2020.
- Fernandes, Luiza et al, 2020 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*, 11.
- Fernández-garcía, Víctor et al, 2018 Remote sensing applied to the study of fire regime attributes and their influence on post-fire greenness recovery in pine ecosystems. *Remote Sensing*, 10, 733.
- Fibriawati, Liana et al, 2018. Model Koreksi Atmosfer Citra Landsat-7 (Atmospheric Correction Models Of Landsat-7 Imagery). *Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital*, 14.
- Fielding, A. H., Bell, J. F. 1997 A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation*, 24, 38-49.
- Fisher, J. R. B.; Acosta, E. A.; Dennedy-frank, P. J.; Kroeger, T.; Boucher, T. M. 2018. Impact of satellite imagery spatial resolution on land use classification accuracy and modeled water quality. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4, 137-149.
- Florath, Janine; KELLER, 2022. Sina. Supervised Machine Learning Approaches on Multispectral Remote Sensing Data for a Combined Detection of Fire and Burned Area. *Remote Sensing*, 14, 657.
- Fonseca, L. M. G. 2000. Processamento digital de imagens. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 105p.
- Foody, G. M. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment, *Remote Sensing of Environment*, 80, 185 – 201.
- Ghorbanzadeh, Omid et al 2019. Forest fire susceptibility and risk mapping using social/infrastructural vulnerability and environmental variables. *Fire*, 2, 50.
- Giongo, Pedro Rogerio et al 2019. Uso dos solos em assentamentos rurais no sudoeste Goiano. *Brazilian Applied Science Review*, 3, 1331-1347.
- Gouveia, José Rafael Ferreira et al 2021.. 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*, 14, 881-996.
- Guilherme, Frederico Augusto et al., 2020 Estrutura arbórea em um cerrado no sul do estado de Goiás. *Enciclopédia Biosfera*, 17.
- 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, 2019 Anders. Analyzing performances of different atmospheric correction techniques for Landsat 8: application for coastal remote sensing. *Remote Sensing*, 11, 469.
- 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.
- Kanga, Shruti; Tripathi, Gaurav; Singh, Suraj Kumar. 2017 Forest fire hazards vulnerability and risk assessment in Bhajji forest range of Himachal Pradesh (India): a geospatial approach. *Journal of Remote Sensing & GIS*, 8, 1-16,.
- Kocher, Susan D.; Butsic, Van, 2017. Governance of land use planning to reduce fire risk to homes Mediterranean France and California. *Land*, 6, 24.
- Kuklina, Vera et al. Combining Community Observations and Remote Sensing to Examine the Effects of Roads on Wildfires in the East Siberian Boreal Forest. *Arctic Science*, n. ja, 2022.
- 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, 2015 An algorithm for burned area detection in the Brazilian Cerrado using 4 µm MODIS imagery. *Remote sensing*, 7,. 15782-15803.
- Li, Fangjun; Zhang, Xiaoyang; Kondragunta, Shobha., 2020 Biomass burning in Africa: An investigation of fire radiative power missed by MODIS using the 375 m VIIRS active fire product. *Remote Sensing*, 12, 1561.
- 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, 2020 A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111493.
- 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>.
- Maniatis, Yannis; Doganis, Athanasios; Chatzigeorgiadis, Minas. *Fire Risk*, 2022, Probability Mapping Using Machine Learning Tools and Multi-Criteria Decision Analysis in the GIS Environment: A Case Study in the National Park Forest Dadia-Lefkimi-Soufli, Greece. *Applied Sciences*, 12, 2938.
- 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, Lívia Lima Leite; DE Aquino Martins, Patrick Thomaz. 2020. Ocorrência de fogo no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, Goiás, Brasil: histórico recente no contexto da sua ampliação. *GeoTextos*, 16,.
- Melo, Pedro et al, 2021 Assessing Wildfire Regimes in Indigenous Lands of the Brazilian Savannah-Like Cerrado. *Fire*, 4, 34.
- Menezes, Eduarda Soares et al , 2019. Análise temporal de focos de calor na reserva da biosfera da Serra do Espinhaço. *Nativa*, 7, 256-261
- 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.
- Morante-carballo, Fernando et al, 2022 Forest fire assessment using remote sensing to support the development of an action plan proposal in Ecuador. *Remote Sensing*, 14, 1783.
- Nascimento, D. T. F.; Novais, G. T., 2020. Clima do Cerrado: dinâmica atmosférica e características, variabilidades e tipologias climáticas. *Élisée-Rev. Geogr. UEG*, 9, 922021.
- Nimer, E. 1989. *Climatologia do Brasil*. Rio de janeiro: IBGE. 422p.
- Oliveira, U, C; Oliveira, P, S. 2017 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*, 7, 87-99.
- Pereira, Allan Arantes et al, 2012 Validação de focos de calor utilizados no monitoramento orbital de

- queimadas por meio de imagens TM. *Cerne*, 18, 335-343.
- Pereira, José Antônio Vilar; Silva, Janaína Barbosa, 2016 Detecção de Focos de Calor no Estado da Paraíba: um estudo sobre as queimadas. *Revista Geográfica Acadêmica*, 10, 5-16.
- Pinheiro, Evelyn Dias; Peixoto, Erica; Fina, Bruna Gardenal, 2020. Florística e fitossociologia de um remanescente de cerrado, Aquidauana-MS. *Brazilian Journal of Development*, 6, 103413-103428.
- Pope, Richard J. et al, 2020 Substantial increases in Eastern Amazon and Cerrado biomass burning-sourced tropospheric ozone. *Geophysical Research Letters*, 47, 2019GL084143.
- Pourghasemi, Hamid Reza et al, 2020. Is multi-hazard mapping effective in assessing natural hazards and integrated watershed management? . *Geoscience Frontiers*, 11, 1203-1217
- Pradeep, G. S. et al, 2022 Forest fire risk zone mapping of Eravikulam National Park in India: a comparison between frequency ratio and analytic hierarchy process methods. *Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering*, 43, 199-217.
- Rodrigues, Jeferson Botelho et al, 2020. Análise de focos de queimadas no município de Balsas/MA. *Nature and Conservation*, 13, 146-151.
- Rodrigues, Julia Abrantes et al, 2018. 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*, 41, 318-327.
- Rwanga, Sophia S. et al, 2017, Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and GIS. *International Journal of Geosciences*, v. 8,. 611.
- 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, 2021 Wildfire damage assessment over Australia using sentinel-2 imagery and MODIS land cover product within the Google Earth Engine cloud platform. *Remote Sensing*, 13, 220.
- Silva, Alessandro Guerra et al, 2020 Cropping systems and soybean plant population in Brazilian Cerrado. *Brazilian Journal of Development*, 6, 51166-51178.
- Sobrinho, Oswaldo Palma Lopes et al, 2020 Balanço hídrico climatológico mensal e classificação climática de Köppen e Thornthwaite para o município de Rio Verde, Goiás. *Revista Brasileira de Climatologia*, 27.
- Souza, José Carlos; Aquino Martins, Patrick Thomaz; Druciaki, Vinícius Polzin. Uso e cobertura do solo no Cerrado: panorama do período de 1985 a 2018. 2020.
- Soydan, Orhun. , 2022, Determination of Forest Fire Risk Using GIS: A Case Study in Nigde, Turkey. *Bartın Orman Fakültesi Dergisi*, 24, 77-94.
- Szpakowski, David M.; Jensen, Jennifer LR, 2019 A review of the applications of remote sensing in fire ecology. *Remote Sensing*, 11, 2638.
- Vallejo-villalta, Ismael; Rodríguez-navas, Estefanía; Márquez-pérez, Joaquín. Mapping forest fire risk at a , 2019.local scale - A case study in Andalusia (Spain). *Environments*, 6, 30.
- Vermote, E. F.; Justice, C. Claverie, M; Franch, B, 2016. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. *Remote Sensing of Environment*, 185, 46-56.
- Vermote, E. F.; Tanré, D.; Deuzé, J. L.; Herman, M.; Morcrette, J. 1997. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35, 675-686.
- 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 Canada using empirical relationships. *Forest Ecology and Management* 2015; 2015(347): 30-39. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2015.03.011>.
- Villarreal, Miguel L. et al, 2022. Wildfire probability models calibrated using past human and lightning ignition patterns can inform mitigation of post-fire hydrologic hazards. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 13, 568-590.
- Talhada, Acadêmica. 2020 Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 13, 286-301.
- 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, A; G, Juliano; S, Antonio J, F, 2020 Análise espaço-temporal do desmatamento via sensoriamento remoto no projeto de assentamento Santa Júlia, sudoeste do estado do Pará. *Revista Meio Ambiente e Sustentabilidade*, 9.
- Twigg, John et al, 2017 Improved methods for fire risk assessment in low-income and informal settlements. *International journal of environmental research and public health*, 14, 139.
- 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, B, L, A; White, L, A, S, , 2017. Queimadas e incêndios florestais no estado de Sergipe, Brasil, entre 1999 e 2015. *Floresta*, 46, 561-570.
- Yang, Y. U.; Chao, M. A.; Yingchun, F. U, 2018 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.
- 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, , 2021 PDAM–STPNNet: A Small Target Detection Approach for Wildland Fire Smoke through Remote Sensing Images. *Symmetry*, 13, 2260.