



ALLAN ARANTES PEREIRA

**MAPEAMENTO AUTOMÁTICO DE
QUEIMADAS NO BIOMA CERRADO
UTILIZANDO SENSORES ORBITAIS**

LAVRAS - MG

2017

ALLAN ARANTES PEREIRA

**MAPEAMENTO AUTOMÁTICO DE QUEIMADAS NO BIOMA
CERRADO UTILIZANDO SENSORES ORBITAIS**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Doutor.

Prof. Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho
Orientador

Prof. Dr. José Miguel Cardoso Oliveira Pereira
Profa. Dra. Renata Libonati dos Santos
Coorientadores

LAVRAS - MG

2017

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Pereira, Allan Arantes.

Mapeamento automático de queimadas no bioma Cerrado
utilizando sensores orbitais / Allan Arantes Pereira. – 2017.
215p.: il.

Orientador: Luis Marcelo Tavares de Carvalho.

Coorientadores: José Miguel Cardoso Oliveira Pereira; Renata
Libonati dos Santos.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Lavras, 2017.

Bibliografia.

1. Mapeamento de queimadas. 2. Cerrado. 3. Sensoriamento
remoto. 4. *Support Vector Machine*. 5. Multisensores. I. Carvalho,
Luis Marcelo Tavares de. II. Pereira, José Miguel Cardoso Oliveira.
III. Santos, Renata Libonati dos. IV. Título.

ALLAN ARANTES PEREIRA

**MAPEAMENTO AUTOMÁTICO DE QUEIMADAS NO BIOMA
CERRADO UTILIZANDO SENSORES ORBITAIS**

***AUTOMATIC MAPPING OF WILDFIRES IN THE CERRADO
BIOME USING ORBITAL SENSORS***

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADA em 25 de abril de 2017.

Dr. Alberto Waingort Setzer	INPE
Dr. Fabiano Morelli	INPE
Prof. Dr. José Miguel Cardoso Oliveira Pereira	ISA
Prof. Dra. Renata Libonati dos Santos	UFRJ

Prof. Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho
Orientador

LAVRAS-MG

2017

Aos meus pais Roberto Pereira e
Vera Maria Arantes Pereira pela
educação e por todo o incentivo nos estudos,
e a minha esposa Grasiene Cristina da Silva pela compreensão
do tempo dispendido por mim nesta tese e por
sempre me apoiar nesta jornada,
DEDICO.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Universidade Federal de Lavras (UFLA) e aos professores do departamento de Engenharia florestal, pela contribuição na minha formação profissional, em especial, aos professores do Laboratório de Manejo Florestal (LEMAF).

Ao professor Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho (Passarinho), pela confiança, por me aceitar como orientado, pelos conhecimentos repassados e pela amizade.

Ao Instituto Federal de Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais (IFSULDEMINAS), pelo apoio e liberação das minhas atividades docentes para realização deste trabalho. Aos colegas e amigos Hugo Bolzani, Jane Piton e Thomaz Alvisi, que seguraram “as pontas” enquanto estive de licença e também a Mireile Reis dos Santos pela força e amizade.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), em especial aos pesquisadores Dr. Alberto Setzer e Dr. Fabiano Morelli, pela contribuição neste trabalho, em minha formação profissional, pela confiança e oportunidade concedida na minha participação do projeto Ciências Sem Fronteiras e também por sempre me receberem de portas abertas no INPE. Também a toda sua equipe e ao amigo argentino Emiliano Melchiori, pelo apoio em São José dos Campos e pela troca de ideias que certamente contribuíram para este trabalho.

À professora, Dr. Renata Libonati da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) por me coorientar, pela grande contribuição neste trabalho e por estar sempre disposta a ajudar.

Ao Instituto Superior de Agronomia (ISA) da Universidade de Lisboa, ao prof. Dr. José Miguel Cardoso Pereira, pela orientação em Lisboa, pela grande contribuição neste trabalho e por todo o apoio, em Portugal. Também tenho que agradecer a sua equipe, Akli Benali, Ana Sá, Duarte Oom e João

Silva, pelas conversas no cafezinho da Celeste, os conhecimentos repassados e pelo convívio e apoio, em Lisboa.

Ao Instituto Estadual de Florestas de Minas Gerais (IEF), pelo apoio no trabalho de campo e pela oportunidade de trabalhar na parte operacional na prevenção e combate aos incêndios florestais, despertando meu interesse nesta área de estudo. Em especial aos ex-companheiros de trabalho Anderson Rocha, Átila Sanglard e Laudicena Curvelo.

Aos professores Dr. Silvio Péllico e Dr. José Roberto Scolforo, pelos exemplos e pela grande contribuição no início de minha carreira profissional.

Ao CNPq, pela concessão da bolsa 215158/2014-8 e pelos auxílios na estadia da Universidade de Lisboa (Instituto Superior de Agronomia), por meio do programa Ciências Sem Fronteiras, durante o período de dezembro de 2014 a dezembro de 2015.

À CAPES, pela concessão da bolsa de doutorado, por meio do Programa de Formação Doutoral Docente, por intermédio da Pró-reitora de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação do IFSULDEMINAS, durante o período de janeiro de 2016 a abril de 2017.

Por fim agradeço a todos que, de forma direta ou indireta, contribuíram para a realização deste trabalho.

Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou o que deveria ser, mas Graças a Deus, não sou o que era antes". (Marthin Luther King)

RESUMO GERAL

O objetivo desta tese foi desenvolver um algoritmo automático para mapear queimadas no bioma Cerrado, utilizando sensores orbitais. Para isso, foram desenvolvidos quatro artigos: O primeiro analisou 8 índices espectrais, comumente utilizados para mapear queimadas nas imagens Landsat, avaliados por meio do índice de separabilidade M. O estudo foi realizado em um mosaico de Unidades de Conservação do norte de Minas Gerais. O índice NBR2 obteve maior separabilidade, com o valor do M de 2.5, e foi o mais indicado para mapear queimadas nessa região, em imagens Landsat. No segundo artigo, foi desenvolvido um algoritmo automático para mapear queimadas nas imagens Landsat-8 para a mesma região do artigo 1. Para isso, foi construído um compósito multitemporal de seis imagens Landsat com data do período crítico de queimadas do ano de 2015, com base na escolha do pixel de menor valor do índice NBR2. As amostras de queimadas são coletadas por focos ativos e utilizadas para treinar o classificador de classe única *Support Vector Machine* (SVM-OC). Foram avaliados três kernel e diferentes combinações dos parâmetros do SVM-OC, para verificar quais os mais adequados no mapeamento das queimadas. O kernel radial apresentou maior acurácia, com um índice kappa com 0.98. Os resultados mostraram que 13% da área queimada mapeada foram cicatrizes sem focos ativos. O terceiro artigo avaliou quatro técnicas de compósitos multitemporais, utilizando imagens PROBA-V, quanto à capacidade de discriminar áreas queimadas e presença de sombras de nuvens. A técnica que utiliza o segundo menor valor de refletância do canal infravermelho próximo (NIR) obteve uma separabilidade pouco menor que a técnica de primeiro menor valor de refletância do NIR (índice M de 1,3 e 1,4 respectivamente), no entanto, apresentou imagens com menos sombras de nuvens, mais apropriada para o mapeamento de queimadas nas imagens PROBA-V. No quarto artigo, foi desenvolvido um algoritmo para mapear queimadas nos compósitos multitemporais PROBA-V, validado com mapas de queimadas em imagens Landsat (referência) e comparados os resultados com o produto MODIS MCD64A1. O produto PROBA-V apresentou uma omissão total de 30% e o MCD64A1 34%. Já os erros de comissão foram menores para o MCD64A1 quando comparado ao PROBA-V (15% e 22% respectivamente). O PROBA-V obteve melhores resultados em todas as cenas analisadas, na correlação das queimadas analisada em uma grade de 10x10 km, calculada através do coeficiente Kendall, mostrando que o algoritmo desenvolvido pode melhorar as estimativas de áreas queimadas no bioma Cerrado.

Palavras-chave: Mapeamento de queimadas. *Support Vector Machine* de Classe Única. Algoritmo híbrido. Cerrado. Multisensores.

GENERAL ABSTRACT

The objective of this dissertation was to develop an automatic algorithm to map wildfires in the cerrado biome using orbital sensors. To do this, four articles were developed. The first analyzed eight spectral indexes, commonly used to map wildfires in Landsat images, evaluated by means of the M separability index. The study was conducted at a Conservation Unit mosaic in northern Minas Gerais, Brazil. The NBR2 index obtained greater separability, with the value of M of 2.5, considered the most indicated to map wildfires in this region by Landsat images. In the second article, an automatic algorithm was developed to map wildfires in Landsat-8 images for the same region as studied in article 1. To do this, a multi-temporal composite of six Landsat images, with date of the critical wildfire period of 2015, based on the pixel choice of the lowest NBR2 index value. The wildfire samples were collected by active hotspots, and used to train the Support Vector Machine (SVM-OC) single class classifier. Three kernel and different combinations of SVM-OC parameters were evaluated in order to verify which were most adequate in mapping wildfires. The radial kernel presented higher accuracy, with kappa index of 0.98. The results showed that 13% of the mapped burnt area were scars with no active hotspots. The third article evaluated four multi-temporal composite techniques, using PROBA-V, images regarding the capacity of discriminating burnt areas and the presence of cloud shadows. The technique that uses the second lowest reflectance value of the near infrared channel (NIR) obtained separability little lower than the technique of the lowest reflectance value of the NIR (M indexes of 1.3 and 1.4, respectively). However, it presented images with less cloud shadows, being considered the most appropriate for mapping wildfires in PROBA-V images. In the fourth article, an algorithm was developed to map wildfires in the PROBA-V multi-temporal composites, validated with wildfire maps in Landsat images (reference), comparing the results with the MODIS MCD64A1 product. The PROBA-V product presented total omission of 30%, while MCD64A1 presented 34%. The commission errors were smaller for MCD64A1 when compared to the PROBA-V (15% and 22%, respectively). PROBA-V obtained the best results in all analyzed scenarios, analyzing the wildfire correlation in a 10x10 km grid, calculated by means of the Kendall coefficient, showing that the developed algorithm can improve the estimates of burnt areas in the cerrado biome.

Keywords: Wildfire mapping. Single Class Support Vector Machine. Hybrid algorithm. Cerrado. Multi-sensors.

SUMÁRIO

	PRIMEIRA PARTE	13
1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Motivação	15
1.2	Objetivo geral	15
1.3	Objetivos específicos	16
1.4	Contribuições	16
1.5	Organização da tese	17
2	REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1	Caracterização do Cerrado	19
2.1.1	Uso e ocupação do solo do Cerrado	22
2.2	O fogo no Cerrado	23
2.3	Sensoriamento remoto e o mapeamento de áreas queimadas	25
2.3.1	Características espectrais das queimadas	28
2.3.1.1	Comprimento de ondas do visível (0,4 – 0,7 μm) – (VIS)	31
2.3.1.2	Comprimento de ondas do Infravermelho próximo (0,7 – 1,3 μm) (NIR)	31
2.3.1.3	Comprimento de ondas do infravermelho médio de ondas curtas (1,3 – 3,2 μm) (SWIR)	33
2.3.1.4	Infravermelho médio (3,2 – 8 μm) (MIR)	34
2.3.1.5	Infravermelho termal (8 – 14 μm) (TERMAL)	35
2.3.2	Permanência do sinal espectral	36
2.3.3	Incidência de nuvens e compósitos multitemporais	38
2.3.4	Mapeamento de queimadas em imagens de alta/moderada resolução espacial	41
2.3.5	Mapas de queimadas em imagens de baixa resolução especial	43
2.4	Estimativas de áreas queimadas no Cerrado	47
	REFERÊNCIAS	51
	SEGUNDA PARTE - ARTIGOS	63
	ARTIGO 1 - ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE ÁREAS QUEIMADAS EM IMAGENS LANDSAT 8	63
	ARTIGO 2 - NOVO PROCEDIMENTO DE ALGORITMOS HÍBRIDOS NO MAPEAMENTO DE QUEIMADAS UTILIZANDO CLASSIFICADOR DE CLASSE ÚNICA SUPPORT VECTOR MACHINE	97
	ARTIGO 3 - AVALIAÇÃO DE COMPÓSITOS MULTITEMPORAIS DE IMAGENS PROBA-V PARA O MAPEAMENTO DE ÁREAS QUEIMADAS	143

	ARTIGO 4 - A NEW PROCEDURE FOR AUTOMATED BURNED AREA MAPPING IN THE BRAZILIAN SAVANNA USING PROBA-V DATA AND ONE-CLASS SVM	165
6	CONSIDERAÇÕES GERAIS	211
6.1	Principais conclusões	211
6.2	Recomendações e sugestões de trabalhos futuros	214

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO

O tema central desta tese é o uso de sensoriamento remoto para mapear queimadas no bioma Cerrado. Assim, a primeira questão que se levanta é: qual a relevância deste tema? Apesar de ocorrer de forma natural e fazer parte da ecologia de alguns biomas, incluindo o Cerrado (COUTINHO, 2006), o aumento da frequência e da recorrência das queimadas provoca perturbações na ecologia dos ecossistemas, modificando a estrutura da floresta e sua composição florística (FIEDLER et al., 2002; FRIZZO et al., 2011; XAUD, 2013).

As queimadas provocadas por ações antrópicas são consideradas as principais fontes de emissões de gases de efeito estufa (LIOUSSE et al., 2004; MOUILLOT et al., 2006), principalmente nos continentes África, América Central e América do Sul (LIOUSSE et al., 2004). Dessa forma, o relatório de mudanças climáticas do IPCC (Intergovernmental Panel On Climate Change) aponta as queimadas como uma das causas do aquecimento global (IPCC, 2014).

Assim, conhecer onde, quando e como as queimadas ocorrem, torna-se necessário para quantificar os impactos e mitigar os danos ambientais, além de fornecer informações sobre a ecologia do fogo e para tomadas de decisões por órgãos ambientais (PEREIRA et al., 2015; SOARES; SANTOS, 1997). Nesse sentido, o interesse por informações sobre localização e extensão de áreas queimadas tem sido crescente nos últimos anos, principalmente por gestores ambientais e cientistas que estudam o impacto das queimadas nas mudanças climáticas (MOUILLOT et al., 2014).

Diante desse contexto, esta tese explora a utilização de dados de sensores orbitais de diferentes resoluções espaciais e técnicas de sensoriamento remoto, para propor um algoritmo automático adaptável a esses dados.

O algoritmo proposto baseia-se em algoritmos híbridos, que têm como característica a utilização de dados de diferentes fontes como, valores de refletância e focos ativos. Diversos autores apontam vantagens no uso de focos ativos como dados auxiliares ao mapeamento de queimadas (ALONSO-CANAS; CHUVIECO, 2015; FRASSER; LI; CIHLAR, 2000; GIGLIO et al., 2009; LIBONATI et al., 2015). Esses autores utilizam os dados de focos ativos como sementes para algoritmos de crescimento de região, ou para caracterização estatística das queimadas que norteiam procedimentos estatísticos para o mapeamento das queimadas. A principal limitação desses algoritmos é a necessidade de, pelo menos, um foco ativo dentro das cicatrizes de queimadas nas imagens, para que sejam mapeadas (BOSCHETTI et al., 2015).

A inovação proposta por este trabalho está na utilização de focos ativos como amostra de treino em uma classificação supervisionada *one-class* por meio do classificador *Support Vector Machine Novelty Detection* (SVM-OC). Esse classificador é considerado como um método de aprendizado de máquinas, desenvolvido para resolver problemas de classificação envolvendo apenas uma classe de interesse (SCHOLKOPF et al., 2000).

O uso de métodos de aprendizagem de máquinas em problemas de classificação de uma classe tem sido utilizado em diversos ramos da ciência, apresentado como promissor (PIMENTEL et al., 2014). No entanto, até o presente momento, ainda são poucos os estudos de mapeamento de queimadas que utilizam esses classificadores. Nesses estudos, a automação total dos procedimentos ainda não foi solucionada, em função da necessidade da intervenção do usuário para a coleta de amostras (MAZHER; LI; ZHANG, 2012; MUÑOZ-MARÍ et al., 2010; SONG et al., 2016).

Esse tipo de classificação tem a vantagem de não necessitar de amostras negativas (classe “não queimadas” no caso deste trabalho). Além disso, a

vantagem de utilizar de focos ativos como amostra de treino para esse tipo de classificador está em poder mapear queimadas não detectadas por focos.

Assim, esta tese baseia-se na seguinte questão:

A utilização de focos ativos na coleta de amostras de pixels de queimadas em imagens de satélite, para treinar um classificador de classe única, pode melhorar as estimativas de área queimada no bioma Cerrado?

1.1 Motivação

A motivação deste trabalho foi desenvolver um algoritmo automático capaz de fornecer informações periódicas com a finalidade de melhorar as estimativas de áreas queimadas para o bioma Cerrado.

Este trabalho faz parte do projeto “*Desenvolvimento de mapas de áreas queimadas no Brasil utilizando dados diários do sensor PROBA-V*”, financiado pelo CNPq por meio do programa Ciências sem Fronteiras e desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), em parceria com a Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Instituto Superior de Agronomia de Lisboa (ISA), Universidade de Lavras (UFLA) e Instituto Federal de Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais (IFSULDEMINAS). Este projeto propõe um método regional automatizado para detecção de áreas queimadas no Brasil, com base em imagens do satélite PROBA-V, com o intuito de melhorar as estimativas de áreas queimadas para o Brasil.

1.2 Objetivo geral

O objetivo geral foi desenvolver um algoritmo para mapear queimadas no bioma Cerrado de forma automática, utilizando informações de diferentes sensores orbitais.

1.3 Objetivos específicos

- a) Avaliar qual o melhor índice espectral na distinção de queimadas de diferentes alvos, em imagens Landsat;
- b) Avaliar os parâmetros do classificador SVM-OC para o mapeamento de queimadas em compósitos multitemporais de imagens Landsat, com amostras coletadas por focos ativos VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite);
- c) Avaliar quatro técnicas de compósitos multitemporais de imagens PROBA-V, para o mapeamento de queimadas do Cerrado;
- d) Validar os resultados do algoritmo desenvolvido para imagens PROBA-V, por meio de mapas de referência gerados a partir de imagens Landsat 8 e comparar com o produto de áreas queimadas do sensor MODIS, MCD64A1.

1.4 Contribuições

Este trabalho contribui com o projeto supracitado chamado “*Desenvolvimento de mapas de áreas queimadas no Brasil utilizando dados diários do sensor PROBA-V*”. Os resultados servem de base para o aprimoramento do mapeamento de queimadas no Cerrado, podendo melhorar as estimativas de queimadas nesse bioma. Os resultados poderão ser incorporados na base de dados de queimadas do INPE.

Outras contribuições deste trabalho foram as análises dos índices espectrais em áreas de Cerrado, a avaliação de compósitos multitemporais no mapeamento de queimadas, o desenvolvimento de um algoritmo automático para mapear queimadas em imagens com diferentes características de resoluções espaciais, espectrais e temporais (Landsat 8 e PROBA-V) e a exploração do classificador de classe única SVM-OC para o mapeamento das queimadas por meio de algoritmos híbridos.

1.5 Organização da tese

A tese está dividida em três partes: a 1ª parte é introdutória e contextualiza, por meio de uma revisão bibliográfica, as queimadas no bioma Cerrado e a utilização do sensoriamento remoto para o mapeamento desse fenômeno. Na 2ª parte, estão os 4 artigos desenvolvidos para atingir o objetivo principal da tese, e a 3ª parte apresenta as considerações finais, principais conclusões e recomendações de trabalhos futuros.

O 1º artigo, chamado “*Análise exploratória de queimadas em imagens Landsat-8*”, faz uma caracterização espectral das queimadas em imagens Landsat 8, sensor OLI (*Operational Land Imager*) e dos índices espectrais, frequentemente, utilizados no mapeamento de áreas queimadas. Os índices foram avaliados quanto à capacidade de discriminar áreas queimadas de não queimadas nas imagens Landsat. Este artigo foi motivado pela seguinte questão: Qual o melhor índice espectral para mapear áreas queimadas em imagens Landsat em áreas do Cerrado? Os resultados desse artigo geraram informações complementares para o desenvolvimento do artigo 2.

No 2º artigo, nomeado “*Novo procedimento de algoritmos híbridos no mapeamento de queimadas utilizando classificador de classe única support vector machine*”, foi desenvolvido um algoritmo para mapeamento automático de queimadas em imagens Landsat 8, utilizando o classificador SVM-OC, treinado por amostras coletadas por meio de focos ativos. Foram testados diferentes parâmetros do SVM-OC e diferentes kernels. A questão analisada desse artigo foi:

O uso de focos ativos para coletar amostras de queimadas e treinar um classificador de classe única, pode melhorar as estimativas de queimadas com o mapeamento das cicatrizes não detectadas por focos ativos? A avaliação dos resultados foi realizada com base na matriz de erros, comparados com amostras de verdade de campo.

O terceiro 3º artigo, intitulado “*Avaliação de técnicas de compósitos multitemporais em imagens PROBA-V para o mapeamento de áreas queimadas*”, foi desenvolvido com o intuito de gerar informações sobre compósitos temporais em imagens PROBA-V e sua capacidade de gerar imagem livre de nuvens e sombras e que preserve as características espectrais das queimadas. A pergunta científica desse artigo foi: Qual a melhor técnica de compósitos multitemporais para o mapeamento de áreas queimadas, utilizando imagens diárias de imagens PROBA-V? Para isso, foram testadas 4 técnicas de compósitos considerando as informações espectrais contidas no sensor PROBA-V. Esse artigo serviu de base para a escolha dos compósitos utilizados no mapeamento de áreas queimadas que trata o artigo 4.

Por fim, no 4º artigo que tem como título “*A new procedure for automated mapping of burned areas in the Brazilian Savanna using PROBA-V data and One-class SVM*”, foi desenvolvido um algoritmo automático para mapear queimadas para o bioma Cerrado, em compósitos multitemporais das imagens PROBA-V. A pergunta que motivou esse artigo foi: 1 - O uso dos focos ativos para coletar amostras de treino, em uma classificação supervisionada de queimadas utilizando o SVM-OC, pode melhorar as estimativas desse fenômeno no bioma Cerrado? Para isso, foi desenvolvido um algoritmo que coleta amostras mediante focos ativos VIIRS e classifica as queimadas utilizando o SVM-OC. Os resultados foram validados com mapas de referência gerados a partir de imagens Landsat 8 e comparados com o produto de áreas queimadas da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) MODIS MCD64A1.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

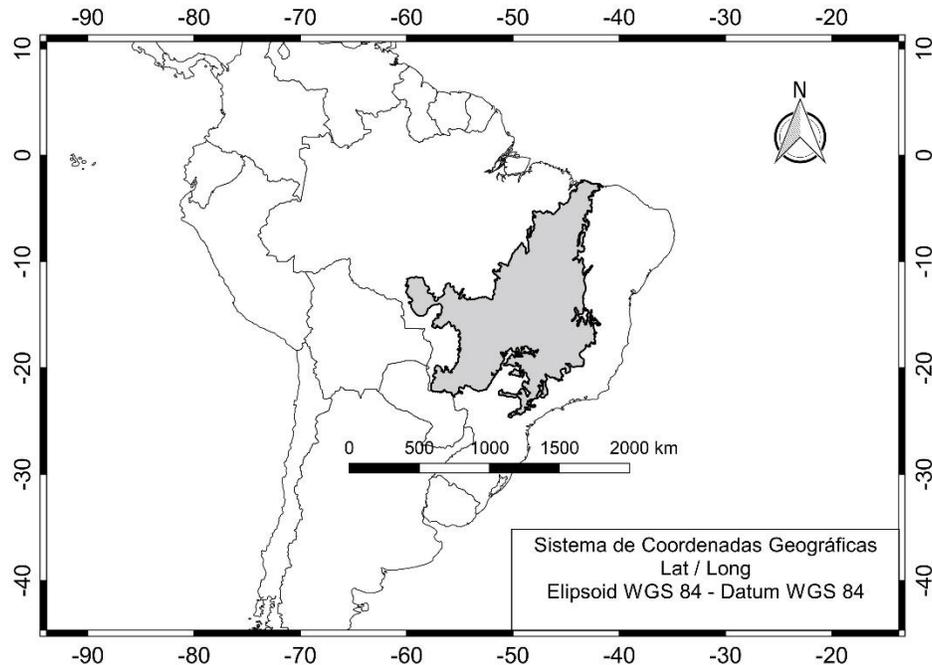
2.1 Caracterização do Cerrado

O algoritmo para mapear queimadas proposto por esta tese foi desenvolvido para áreas do bioma Cerrado, devido à sua importância ecológica, a riqueza da flora e fauna (OLIVEIRA; MARQUIS, 2002), sua relação evolutiva com o fogo (COUTINHO, 1977, 2006; MIRANDA; SATO, 2005) e pelo fato de ter a maior área queimada nos últimos anos, quando comparado aos outros biomas brasileiros (ARAÚJO; FERREIRA; ARANTES, 2012; TANSEY et al., 2004).

A área do Cerrado no Brasil é de 2,039 milhões de km² (BRASIL, 2015), é considerado o segundo maior bioma brasileiro e forma um corredor entre as duas principais florestas tropicais da América do Sul, a Floresta Amazônica e a Atlântica (OLIVEIRA-FILHO; RATTER, 2002). O Cerrado é considerado prioritário para conservação da biodiversidade devido a sua riqueza de espécies e alto endemismo (RATTER; RIBEIRO, 1997).

A denominação "cerrado" tem vários usos e significados na literatura brasileira, a sua utilização pode gerar controvérsias e dificuldades de comparação entre os diferentes estudos (FRANÇA, 2000). Sugere-se o uso da palavra cerrado de três formas: 1) Cerrado com a grafia de "C" maiúsculo, quando se tratar dos domínios fitogeográficos desse bioma. 2) cerrado sensu lato ou cerrado, refere-se as fitofisionomias do cerrado do campo limpo ao cerradão; e 3) cerrado sensu stricto, refere-se a uma das fisionomias do Cerrado, também chamado de cerrado típico (BATALHA, 2011). Neste trabalho, a palavra Cerrado grafado com inicial em maiúscula refere-se ao bioma, localizado entre as latitudes 2,3°S a 24,7°S e as longitudes 41,7°W a 60,1°W (FIGURA 1).

Figura 1 - Delimitação do bioma Cerrado (em cinza).



Delimitação do Cerrado.

Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2004).

A vegetação do Cerrado é típica de savanas, com variações gradativas de fitofisionomias campestre, savânicas e formações florestais. As áreas campestres são caracterizadas pela presença predominante de gramíneas e herbáceas, podendo conter alguns arbustos. As savanas possuem um extrato gramíneo, com densidade de árvores sem a formação de um dossel contínuo. Já as formações florestais a predominância é de espécies arbóreas, com formação de um dossel contínuo ou descontínuo (RIBEIRO; WALTER, 1998).

A formação campestre é composta de campo limpo, campo sujo e campo rupestre. A diferença entre o campo limpo e o campo sujo é a quantidade de arbustos, mais abundante no campo sujo. Já o campo rupestre é caracterizado

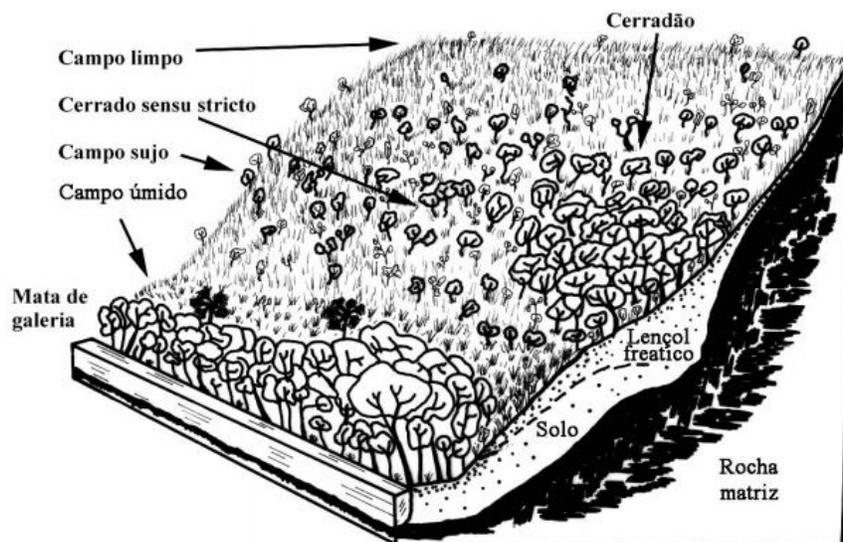
pela presença predominante de gramíneas e herbáceas sobre rochas, com presença de pequenos arbustos (RIBEIRO; WALTER, 1998).

Nas formações savânicas, as variações são o cerrado ralo, cerrado típico, e cerrado denso. Essas variações têm relação com a densidade de árvores, sendo crescente, respectivamente. Entre as árvores, encontram-se gramíneas e arbustos. Também estão presentes nessa formação as veredas, encontradas em solos hidromórficos, com alto teor de matéria orgânica (RAMOS et al., 2006) e vegetação com predominância de palmeiras da espécie buritis (*Mauritia flexuosa*). As queimadas associadas a esse tipo de vegetação, geralmente, são subterrâneas e a resiliência ao fogo é baixa, quando comparada aos outros ambientes de Cerrado.

As formações florestais possuem maior densidade de árvores, com estrato arbóreo e encontro das copas, formando dossel. São consideradas formações florestais de savanas as matas ciliares, matas de galeria e florestas mesófilas, encontradas em solos mais férteis e de boa drenagem (OLIVEIRA-FILHO; RATTER, 2002).

A Figura 2 mostra a distribuição das diferentes formações florestais na paisagem do Cerrado.

Figura 2 - Diagrama de bloco da distribuição das fisionomias de cerrado sensu lato em relação à profundidade do solo na vertente de um vale.



Fonte: Henriques (2005).

O clima predominante no Cerrado, segundo a Classificação de Köppen, é o Aw, caracterizado como tropical com estação de inverno seco e com temperaturas acima de 18° C, típico de regiões tropicais de savanas, com chuvas concentradas no verão. A precipitação anual está em torno de 1.200 a 1800 mm, com uma redução drástica entre os meses de maio a setembro, podendo chegar a zero e resulta a uma estação de seca de três a cinco meses (COUTINHO, 2002).

2.1.1 Uso e ocupação do solo do Cerrado

A ocupação do Cerrado para a expansão de fronteiras agrícolas iniciou-se na década de 40, quando o governo de Getúlio Vargas cria as colônias agrícolas, em Cárceres, no Mato Grosso do Sul, e em Ceres, em Goiás. Porém, a expansão e modernização da agricultura brasileira inicia-se no governo de Juscelino Kubitschek, com incentivos para colonizar a região central do País, nos anos 60. Na década de 70, aumentam-se os incentivos governamentais para a

ocupação do Cerrado e iniciam-se os primeiros plantios florestais, motivados pelo incentivo fiscal de reflorestamento, fomentado pelo governo (SILVA, 2000).

Atualmente, 54% do Cerrado estão cobertos de vegetação nativa, 20,5% são áreas de formações florestais e 33,5% são áreas savânicas ou campestre (BRASIL, 2015).

Quanto aos usos do solo, a pastagem plantada é predominante, ocupando 29,5% da área do Cerrado, mais presentes nos estados de Goiás, Mato Grosso e Minas Gerais. O fogo é comumente utilizado para manejo de pastagens, após o período da seca. No entanto, essa prática decorre em perdas de nutrientes, diminuição na infiltração e retenção da água no solo (FERREIRA et al., 2008; JACQUES, 2003; KAUFFMAN; CUMMINGS; WARD, 1994).

Outros usos do solo no Cerrado são a agricultura anual e perene, que ocupam uma área de 8,5% e 3,1% desse bioma. Os estados com maior cultivo de culturas anuais são o Mato Grosso, Goiás, Bahia e Minas Gerais. As principais culturas agrícolas cultivadas nessa região é o milho, a soja e o algodão (BRASIL, 2015).

Os cultivos perenes estão mais presentes nos estados de São Paulo e Minas Gerais, o café, a laranja e a cana de açúcar (considerada semiperene) são as principais culturas agrícolas (BRASIL, 2015).

2.2 O fogo no Cerrado

Diversos estudos apontam que o fogo age como fator determinante para a ecologia do Cerrado (COUTINHO, 1977, 2006; DURIGAN; RATTER, 2006, 2016; FROST; ROBERTSON, 1987; NASCIMENTO, 2001; RAMOS-NETO; PIVELLO, 2000). A primeira hipótese da relação do fogo com o Cerrado teve início na primeira metade do século XIX, com o trabalho do naturalista

dinamarquês Peter Wilhelm Lund “Anotações sobre a vegetação nos planaltos do interior do Brasil, especialmente fito-históricas” (HENRIQUES, 2005, p. 81).

Um dos registros mais antigos do fogo no Cerrado são de 32.400 anos antes presente encontrado em um estudo paleontológico na cidade de Comínea, Goiás (VICENTINI, 1993). Outros estudos comprovaram a ocorrência de queimadas provocadas de forma natural no Cerrado, por meio de vestígios em camadas de sedimentos do terciário, encontradas a partir de pesquisas geológicas (NASCIMENTO, 2001). A presença do homem no Brasil central é de 11.000 – 12.000 anos, antes do presente, dessa forma, presume-se que os fogos, antes dessas datas, teriam causas naturais, como erupções de vulcões ou raios (MIRANDA; BUSTAMANTE; MIRANDA, 2002).

Com a ocupação do Cerrado pelo homem, o fogo fez parte da sua cultura como ferramenta de manejo do solo e caça. Estudos mostram que o fogo era utilizado por populações indígenas para estimular a frutificação de espécies arbóreas, controle de espécies indesejáveis e caça (MISTRY et al., 2005).

Após a expansão das fronteiras agrícolas, o fogo utilizado na agricultura (ou para desmatamento e implantação de culturas agrícolas, pastagens ou florestas de produção) alterou o ciclo natural das queimadas no Cerrado, passando a ser recorrente (MISTRY et al., 2005; NASCIMENTO, 2001).

Apesar do fogo fazer parte da ecologia do Cerrado, estudos mostram que o aumento da frequência e da recorrência promovem alteração na estrutura da vegetação (FRIZZO et al., 2011), favorece o aparecimento de herbáceas (RATTER; RIBEIRO, 1997) e reduz a riqueza de espécies (SILVA; BATALHA, 2008).

As formações campestres têm maior susceptibilidade ao fogo e ocorre com maior intensidade, principalmente onde se há acúmulo de biomassa por gramíneas. Apesar disso, essa fitofisionomia tem uma maior capacidade de regeneração, após a queimada (resiliência). Já em vegetações savânicas, a

paisagem é desuniforme e os incêndios tendem a ser menos intensos, devido à descontinuidade de gramíneas (FROST; ROBERTSON, 1987). As áreas de florestas são mais úmidas, e, por isso são mais resistentes ao fogo, porém, têm menor resiliência após uma queimada.

Após a ocorrência do fogo no cerrado, a vegetação sofre um processo de regressão para uma formação mais aberta, com o estrato inferior dominado por gramíneas e diminuição das espécies arbustivas. Com o aumento na frequência das queimadas, espécies arbóreas mais sensíveis ao fogo não conseguem manter uma taxa positiva de crescimento populacional (HENRIQUES, 2005).

Porém, não se pode equalizar os efeitos do fogo nas diferentes fitofisionomias do Cerrado, devido à diversidade dos parâmetros envolvidos nesse processo, em virtude das diferentes paisagens (NASCIMENTO, 2001). Além disso, o fogo não é um evento uniforme nesse bioma, e sua intensidade depende, principalmente, do material combustível e condições climáticas. Esses fatores influenciam diretamente nos danos ambientais causados pelas queimadas (KAUFFMAN; CUMMINGS; WARD, 1994).

Para conhecer os efeitos do fogo no Cerrado, é necessário entender em que medida as queimadas influenciam na ecologia das diferentes fitofisionomias e como afeta a composição e estrutura da vegetação (FROST; ROBERTSON, 1987). Uma base de dados consistente sobre a ocorrência de queimadas nesse bioma é o ponto de partida para essa análise.

2.3 Sensoriamento remoto e o mapeamento de áreas queimadas

Os estudos sobre o mapeamento de áreas queimadas através de imagens de satélite iniciaram-se nos anos 70, a partir do lançamento do primeiro satélite da série Landsat chamado *Earth Resources Technology Satellite 1* (ERTS 1), (SEEVERS; JENSEN; DREW, 1973).

Devido às limitações computacionais como armazenamento e processamento de dados, esses primeiros estudos foram direcionados para mapeamentos locais, com o objetivo de conhecer as características espectrais das queimadas e fornecer informações para estudos de ecologia (CHEN; SHIMABUKURO, 1979; SANTOS; AOKI, 1978).

Os primeiros trabalhos sobre mapeamento de áreas queimadas e sensoriamento remoto no Brasil foram realizados pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), desenvolvidos por meio de um sistema de processamento de imagens chamado “IMAGE-100”, adquirido pelo INPE, na década de 70 (CHEN; SHIMABUKURO, 1979; PONZONI; LEE; HERNANDEZ-FILHO, 1986; SANTOS; AOKI, 1978).

Assim, a maioria dos estudos sobre mapeamento de queimadas e sensoriamento remoto eram regionais, devido às restrições tecnológicas. Dessa forma, as estimativas de áreas queimadas para todo o território brasileiro eram limitadas às poucas informações coletadas nas Unidades de Conservação e pelas empresas florestais, por meio de formulários (SOARES; BATISTA; SANTOS, 2006; SOARES; SANTOS, 1997).

Nos anos 90, a utilização de satélites com baixa resolução espacial, porém alta frequência temporal, possibilitou estimar as queimadas em escala regional (BARBOSA et al., 1999b; SETZER; PEREIRA, 1991). Desde então, diversos estudos foram desenvolvidos com o objetivo de mapear áreas queimadas em escala regional e global por meio de dados orbitais (ALONSO-CANAS; CHUVIECO, 2015; GIGLIO et al., 2009a; LIBONATI et al., 2015; ROY et al., 2005; SILVA; SÁ; PEREIRA, 2005; SIMON et al., 2004; TANSEY et al., 2004).

A principal limitação apontada por esses trabalhos está relacionada à omissão de pequenas queimadas (BARBOSA et al., 1999a; LIBONATI et al.,

2015; SILVA; SÁ; PEREIRA, 2005). Isso porque o tamanho do pixel tem influência direta na detecção dessas queimadas (LIBONATI et al., 2015).

A diversidade das características e do comportamento espectral dos diferentes usos e ocupação do solo, a permanência das cicatrizes das queimadas nas imagens e as diferentes resoluções interferem diretamente na precisão desses mapeamentos e provocam divergências nos diferentes trabalhos desenvolvidos com esse propósito (LIBONATI et al., 2015; PEREIRA et al., 1999; SIMON et al., 2004). Assim, a validação desses produtos, bem como os níveis de confiança, são informações importantes para usuários que utilizam esses dados como fonte de informação secundárias em suas pesquisas (MOUILLOT et al., 2014).

A validação dos dados é importante, também, para conhecer as limitações dos produtos de áreas queimadas, derivados de satélites. Existem diversos métodos de avaliação da acurácia das classificações advindas do sensoriamento remoto (CONGALTON, 1991). Na validação do mapeamento de queimadas, imagens de melhor resolução espacial são comumente utilizadas na comparação com mapas regionais e globais, para a avaliação da acurácia (PADILLA et al., 2015; PADILLA; STEHMAN; CHUVIECO, 2014). Essa avaliação é feita por meio da comparação dos mapeamentos globais e regionais, com mapas de referência obtidos por imagens de melhor resolução. Nesse sentido, Boschetti, Roy e Justice (2009) propuseram um protocolo para padronização e orientações na geração dos mapas de referência, com intuito de compartilhar esses dados.

Além de serem utilizadas na validação em mapas de baixa escala, as imagens de melhor resolução como, por exemplo, as imagens Landsat, são utilizadas, frequentemente, para estudos locais (BASTARRIKA, 2009; BOSCHETTI et al., 2015; KOUTSIAS et al., 1999; MAZHER; LI; ZHANG, 2012; STROPPIANA et al., 2012) e podem fornecer dados para estudos de

ecologia local e para gestores nas tomadas de decisões para prevenção e combate aos incêndios (PEREIRA; LAUDICENA; FERREIRA, 2007).

Apesar dos diversos estudos utilizando o sensoriamento remoto para mapeamento de queimadas, a automação completa desse procedimento, sem a necessidade da intervenção de um usuário, ainda é um considerada um desafio (BOSCHETTI et al., 2015). Isso é devido a diversos fatores como a diversidade dos ecossistemas globais e seus diferentes comportamentos em relação ao fogo, diferentes usos do solo, semelhança espectral das queimadas com diferentes alvos (sombra, corpos d'água, rochas), permanência das cicatrizes de queimadas e persistência de nuvens nas imagens (PEREIRA, 2003).

2.3.1 Características espectrais das queimadas

A análise espectral é considerada primordial no mapeamento de áreas queimadas, utilizando sensores orbitais (CHUVIECO; CONGALTON, 1988). As pesquisas desenvolvidas sobre esse tema, foram direcionadas para avaliar a viabilidade das técnicas de sensoriamento remoto para mapear queimadas em escala local e regional, através da informação espectral (JUSTICE; MALINGREAU; SETZER, 1993). Essa análise consiste em verificar em quais canais espectrais a refletância das queimadas diverge dos demais alvos presentes nas imagens coletadas por sensores a bordo de satélites orbitais. No caso da análise multitemporal, são avaliadas, também, as mudanças dessa informação, nas imagens adquiridas antes e depois das queimadas.

Visivelmente (aos olhos humanos), as queimadas modificam a paisagem com o escurecimento do solo, devido à deposição do carvão proveniente da queima da matéria orgânica. Já os sensores a bordo dos satélites, podem registrar diferentes valores de refletância em diferentes comprimentos de onda, uma vez que a retirada da vegetação promove uma diminuição do albedo e,

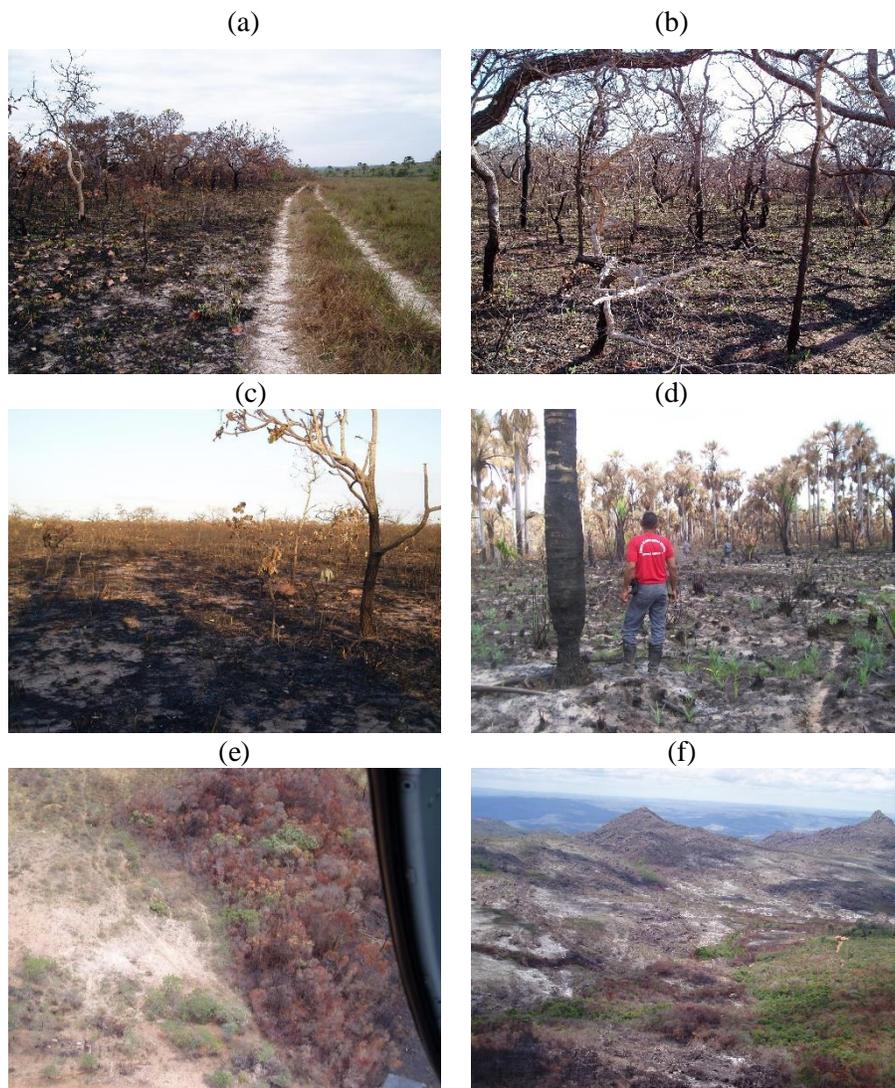
consequentemente, uma maior absorção da radiação (FROST; ROBERTSON, 1987).

Os sensores orbitais podem registrar quatro tipos de sinais espectrais derivado das queimadas: 1) O fogo emite radiação perceptível através do canal termal, este canal é utilizado na detecção de focos ativos, registrando as queimadas que estão ocorrendo na hora da passagem do satélite (JUSTICE; MORISETTE; ROY, 2002; SCHROEDER et al., 2014; SETZER; PEREIRA, 1991); 2) a fumaça produz aerossóis perceptíveis aos canais espectrais dos sensores orbitais; 3) os resíduos sólidos do carvão e; 4) a estrutura da vegetação alterada (cicatriz) (PEREIRA et al., 1999).

No mapeamento de queimadas, são avaliados os sinais deixados pelos resíduos sólidos do carvão e na estrutura da vegetação alterada. Os principais problemas no mapeamento de queimadas por meio de sensores orbitais são a confusão com alvos com características espectrais semelhantes (ex. sombras, corpos d'água, agricultura, rochas), a permanência do sinal espectral deixado pela deposição das cinzas e da cicatriz na vegetação e a presença de nuvens e sombras nas imagens (PEREIRA et al., 1999; TRIGG; FLASSE, 2001).

A intensidade do fogo também interfere nos sinais das queimadas nas imagens. Geralmente, queimadas mais intensas deixam sinais mais evidentes. A intensidade é resultado do tipo de material combustível, quantidade desse material e condições climáticas na hora da ocorrência da queimada (FROST; ROBERTSON, 1987). A Figura 3 mostra alguns exemplos de diferentes sinais deixados pelo fogo, em diferentes formações do Cerrado.

Figura 3 - Diferentes sinais deixados pelo fogo em diferentes paisagens do Cerrado. (a) é uma área de transição com o campo e o cerrado típico; (b) cerrado típico queimado; (c) cerrado ralo; (d) veredas; (e, f) vista aérea de matas de galeria.



Fonte: Arquivo pessoal.

2.3.1.1 Comprimento de ondas do visível (0,4 – 0,7 μm) – (VIS)

A interação da radiação solar no comprimento de ondas na faixa do visível com a vegetação é caracterizada pela presença dos pigmentos presentes na folha. Os pigmentos fotossintéticos como, por exemplo, as clorofilas, absorvem a radiação solar no comprimento de ondas na região do azul (~0,445 μm) e do vermelho (~0,7 μm) e refletem com maior intensidade a cor verde (PONZONI et al., 2012).

As mudanças dos valores de refletância nesses canais após uma queimada, dependem do vigor da vegetação, antes da ocorrência desse evento. No caso do Cerrado, a grande maioria das queimadas acontecem na estação da seca, quando a vegetação está em senescência. Dessa forma, os valores do comprimento de ondas do visível estão acima do normal (FRANÇA, 2004).

Diversos estudos indicam que canal do visível não distingue claramente as áreas queimadas dos diferentes alvos presentes nas imagens de satélites (KOUTSIAS; KARTERIS, 1998; PEREIRA et al., 1999; PEREIRA; SETZER, 1993; PONZONI et al., 1986; SANTOS; AOKI, 1978; SEEVERS; JENSEN; DREW, 1973). Nessa faixa de comprimento de ondas, as queimadas recentes possuem refletância semelhantes a corpos d'água, áreas úmidas, florestas densas e também a diferentes tipos de solo (FRANÇA, 2004; PEREIRA et al., 1999) e apresentam uma variação da refletância após a queimada (crescente ou decrescente) (KOUTSIAS; KARTERIS, 1998).

2.3.1.2 Comprimento de ondas do Infravermelho próximo (0,7 – 1,3 μm) (NIR)

A região do comprimento de ondas do infravermelho próximo (0,72 – 1,1 μm) é a mais utilizada em estudos de mapeamento de queimadas (PEREIRA et al., 1999). Nessa região há uma baixa absorção da radiação solar por parte das folhas (PONZONI et al., 2012) e, conseqüentemente, uma alta refletância.

Após a ocorrência de uma queimada, os valores desse canal apresentam um decréscimo (KOUTSIAS; KARTERIS, 1998; PEREIRA et al., 1999; PEREIRA; SETZER, 1993; PONZONI; LEE; HERNANDEZ-FILHO, 1986; SANTOS et al., 1978). Segundo França (2004), essa queda é um consenso na literatura, independentemente do ecossistema ou da cobertura vegetal.

Algumas exceções são relatadas nos trabalhos de Pereira et al. (2016) e Silva, Sá e Pereira (2005), em que foi constatado um acréscimo da refletância do canal NIR em algumas queimadas em savanas na África e no Brasil. A presença de solos esbranquiçados (ex.: neossolos quartzosos) com material combustível fino, aliado à dispersão das cinzas, podem provocar o aumento da refletância desse canal após uma queimada devido à exposição desses solos. A Figura 4 mostra dois exemplos de queimadas em solos esbranquiçados, classificados como neossolo, em uma região da Serra do Espinhaço em Minas Gerais, no Parque Estadual do Biribiri.

Figura 4 - Queimada sobre solos do tipo neossolo, com baixo material combustível. Foto do Parque Estadual do Biribiri, Minas Gerais.



Legenda: Na Figura (a), observa-se no detalhe a vegetação verde em meio à queimada. Na Figura (b) a baixa quantidade de matéria orgânica fez com que o solo ficasse totalmente exposto, após a queimada.

Fonte: Arquivo pessoal.

Apesar dessas exceções, esse canal ainda é o mais indicado por diversos pesquisadores (KOUTSIAS; KARTERIS, 1998; PEREIRA et al., 1999; PEREIRA; SETZER, 1993; PONZONI et al., 1986; SANTOS; AOKI, 1978).

2.3.1.3 Comprimento de ondas do infravermelho médio de ondas curtas (1,3 – 3,2 μm) (SWIR)

Essa região espectral tem como característica a absorção da radiação devido à presença de água na folha, essa absorção é mais considerável na região espectral de 1,3 μm a 2,0 μm (PONZONI et al., 2012). A perda de água contida nos tecidos das plantas são o fator determinante para o aumento da refletância desse canal, após uma queimada (FRANÇA, 2004).

A análise desse comprimento de ondas para o mapeamento de áreas queimadas tornou-se mais frequente, a partir do lançamento do LandSat-4, com o sensor TM (PEREIRA et al., 1999). Alguns autores apontam que a refletância das queimadas nessa faixa de comprimentos de ondas possui comportamento variado (ARINO et al., 2001; KOUTSIAS et al., 2010). Entretanto, os sensores orbitais possuem canais espectrais diferenciados nessa faixa do espectro, o que auxilia na diferenciação do comportamento dos diferentes comprimentos de ondas dessa região espectral.

Ponzoni, Lee e Hernandez-Filho (1986), em um estudo no Parque Nacional de Brasília, verificaram que a região espectral do infravermelho de ondas curtas SWIR 1 (1,6 μm) apresentou uma maior homogeneidade dos dados dentro das cicatrizes de queimadas. Em divergências com esses resultados, Shimabukuro e Santos (1991) encontraram uma alta variabilidade dos dados do SWIR 1 das queimadas em imagens TM, no Parque Nacional das Emas.

Pereira et al. (2016) analisaram a assinatura espectral das queimadas em duas imagens Landsat TM dentro do bioma Cerrado, e verificaram divergências no comportamento espectral do comprimento de ondas do SWIR 1. Foram

detectados baixo decréscimo dos valores de refletância em uma imagem e um pequeno acréscimo na outra. Enquanto que O SWIR 2 (2.1 μm) apresentou um padrão uniforme nas duas imagens, com um acréscimo acentuado nos valores de refletância desse canal

Em outro estudo da análise espectral de queimadas, utilizando dados hiperespectrais em uma área do mediterrâneo na Grécia, os autores verificaram que o canal SWIR 1 não segue um padrão espectral único. Os resultados mostraram que o sinal espectral das superfícies queimadas nesse comprimento de onda depende, principalmente, do tipo de vegetação queimada. Nesse mesmo estudo, o SWIR 2 (2.1 μm) apresentou acréscimos nos valores de refletância em todas as queimadas (KOUTSIAS et al., 2010).

Um estudo realizado na Amazônia verificou uma boa capacidade do SWIR 1 em distinguir queimadas em imagens TM. No entanto, os autores desse estudo apontam que queimadas recentes podem ser confundir com água e recomendam o uso desse canal em conjunto com o Canal NIR (PEREIRA; SETZER, 1993).

Alguns autores indicam que o espaço bi espectral NIR-SWIR tem uma capacidade discriminante mais forte para superfícies recentemente queimadas do que o espaço NIR / visível clássico (PEREIRA et al., 1999). Outros estudos em áreas de savanas sugerem que o espaço SWIR 1-SWIR 2 apresentaram melhores resultados na discriminação de queimadas (MELCHIORI et al., 2015; PEREIRA et al., 2015a, 2016; TRIGG; FLASSE, 2001).

2.3.1.4 Infravermelho médio (3.2 – 8 μm) (MIR)

França (2000) aponta o comprimento de onda 3,7 μm como um comprimento de onda especialmente complexo, por conter informações do espectro eletromagnético emitido e refletido. Nesse comprimento de ondas, também há uma grande influência na refletância da vegetação, em função da

absorção da água pelas folhas. Após a ocorrência de uma queimada, os solos ficam mais secos, o que leva ao aumento da refletância desse canal.

Pereira et al. (1990) utilizaram o canal 3 do sensor AVHRR ($3,7 \mu\text{m}$), para mapear queimadas no Parque Nacional das Emas. Os autores indicaram esse canal como um bom discriminante de áreas queimada, no entanto, apontaram a necessidade de outros canais complementares a essa informação. Outros estudos, utilizando o canal 3 desse sensor foram desenvolvidos para áreas dos Cerrado, apontando esses dados como informação importante no mapeamento de queimadas (FRANÇA, 2000; PEREIRA; SETZER, 1996; SHIMABUKURO; SANTOS, 1991).

Segundo Libonati et al. (2010), a vantagem do comprimento de onda $3,7\mu\text{m}$ no mapeamento de queimadas deve-se ao fato de esse canal não ser sensível à presença de aerossóis. Com base nessa informação, desenvolveram um índice espectral para mapeamento de queimadas chamado *W*, que utiliza dados de refletância desse canal. Posteriormente, esse índice foi utilizado para o mapeamento de áreas Queimadas no Cerrado, apresentando melhores índices de acurácia, quando comparados a outros mapas de áreas queimadas (LIBONATI et al., 2015).

2.3.1.5 Infravermelho termal (8 – 14 μm) (TERMAL)

Após a ocorrência de uma queimada, os solos ficam expostos e tendem a aumentar a amplitude térmica, com variações de altas temperaturas, no dia, a baixas temperaturas, à noite (MIRANDA; SATO, 2005). Apesar dessa característica marcante, esse canal tem sido pouco utilizado no mapeamento de áreas queimadas (FRANÇA, 2004), é mais utilizado na detecção de focos ativos.

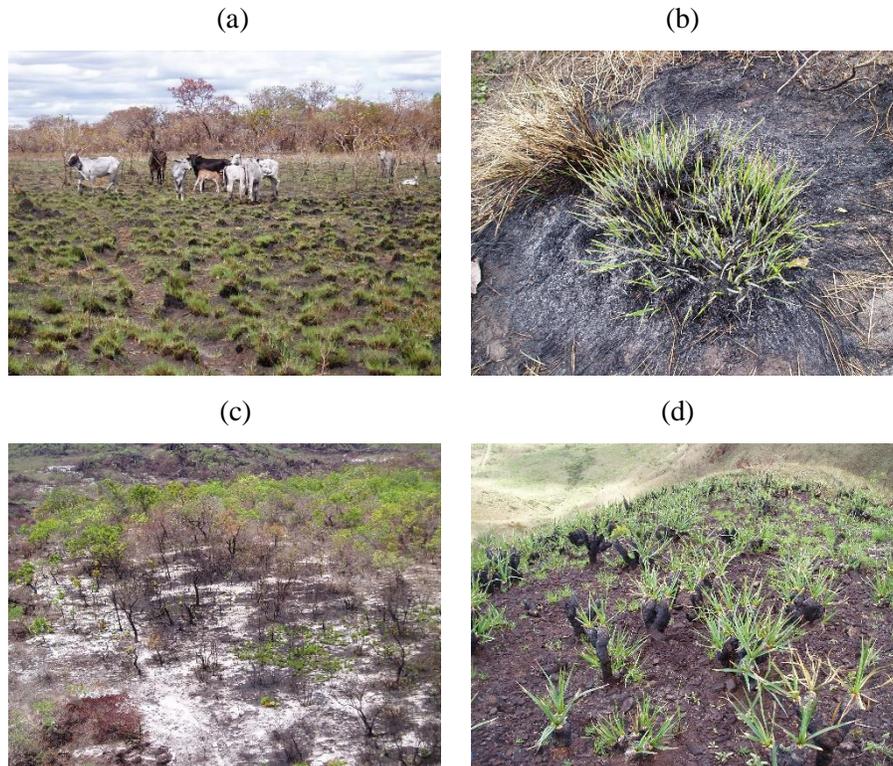
Os focos ativos têm sido utilizados em algoritmos para mapear queimadas, como uma informação auxiliar, chamados de algoritmos híbridos. Esses dados auxiliam na caracterização espectral das queimadas para a

classificação por meio de métodos estatísticos (FRASSER; LI; CIHLAR, 2000; GIGLIO et al., 2009a) ou como sementes em algoritmos de crescimento de regiões (ALONSO-CANAS; CHUVIECO, 2015; LIBONATI et al., 2015).

2.3.2 Permanência do sinal espectral

A permanência do sinal das queimadas nas imagens é determinada por uma série de fatores, entre eles, os principais são o tipo e o tamanho do material queimado, aspectos climáticos, após a queimada, como chuva e vento e capacidade de regeneração da vegetação (PEREIRA et al., 1999). Dessa forma, é de se esperar uma variabilidade na permanência dos sinais espectrais, em virtude dos diferentes tipos de vegetação. A dispersão das cinzas e a regeneração da vegetação diminuem a capacidade de delimitar as queimadas nas imagens. A Figura 5 mostra alguns exemplos de regeneração depois de uma queimada.

Figura 5 - Permanência dos sinais das queimadas.



Legenda: (a) Área de campo em regeneração; (b) detalhe da pastagem natural em recuperação; (c) cerrado ralo em regeneração; e (d) indivíduos da espécie Canela de Ema (*Vellozia squamata*) com suas bases queimadas e as folhas verdes.
Fonte: Arquivo pessoal.

Krug, Rivera-Lombardi e Santos (2004) verificaram uma alta variabilidade da permanência dos sinais de queimadas, no Cerrado em duas imagens Landsat. Os autores apontam que os principais fatores que influenciam na persistência do sinal das queimadas são os eventos após o fogo, como chuvas ou secas e o aparecimento de herbívoros. Uma maior uniformidade na persistência dos sinais espectrais foi encontrada na vegetação de campo.

O tamanho e o tipo de material queimado, bem como a intensidade também interferem nesse processo. Os sinais dos resíduos sólidos são divididos

em “cinza branca” para materiais, onde a severidade do fogo foi maior, com combustão completa e “cinza escura” para materiais que não foram completamente queimados e que apresentam um carvão de coloração escura (CHANDLER et al., 1983). Essa divisão é importante para entender a permanência das cicatrizes nas imagens, uma vez que a persistência do sinal dos resíduos varia em função do tamanho da partícula do material combustível (PEREIRA et al., 1999). A Figura 7 exemplifica os dois tipos de cinzas produzidas pela queima dos citados acima.

Figura 6 - Exemplificação dos tipos de cinzas.



Legenda: Em (a) observa-se o destaque para um tronco em combustão produzindo cinzas brancas e em (b) foto de um tronco com uma combustão de baixa intensidade, produzindo carvão preto.

Fonte: Arquivo pessoal.

2.3.3 Incidência de nuvens e compósitos multitemporais

A presença de nuvens nas imagens de satélites pode “esconder” as queimadas por tempo suficiente para regeneração da vegetação, dispersão das cinzas e enfraquecer o sinal das cicatrizes deixado pelas queimadas.

Apesar das imagens com maior frequência temporal serem frequentemente utilizadas em mapeamento das queimadas, as nuvens ainda podem ser um problema em regiões tropicais (PEREIRA, 2003). Para

minimizar essa questão, diversos autores sugerem construção de compósitos multitemporais (BARBOSA; PEREIRA; GRÉGOIRE, 1998; CABRAL et al., 2003; CARREIRAS; PEREIRA, 2005; CHUVIECO et al., 2005; STROPPIANA et al., 2002), a partir de múltiplas imagens de diferentes datas.

O critério de escolha das datas depende do que se pretende analisar. O objetivo é escolher pixels que melhor representam o alvo de interesse em um conjunto de imagens. Em estudos de observação dos objetos terrestres, os compósitos são criados para excluir as nuvens e sobras e preservar as características espectrais do alvo de interesse.

A técnica de compósitos mais comum é o MVC (*Maximum Value Composite*), na qual se escolhe o valor máximo do índice de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) (HOLBEN, 1986; HUETE, 1988), tem sido utilizada em estudos de sazonalidade da vegetação com objetivo de evidenciar o seu vigor. Porém, no mapeamento de queimadas, o MVC suaviza o contraste entre cicatrizes de queimadas e diferentes alvos e dificulta a sua discriminação (CHUVIECO et al., 2005).

Alguns autores propõem diferentes métodos para criação de compósitos com a finalidade de mapear queimadas. Uma vez que o sinal produzido pelas cicatrizes de queimadas apresenta uma queda nos valores de refletância do canal NIR, esse canal tem sido utilizado como critério de escolha dos pixels para criação de compósitos multitemporais para mapear queimadas, sendo utilizado em conjunto com outros canais espectrais, ou apenas seus dados de refletância (BARBOSA; PEREIRA; GRÉGOIRE, 1998; CABRAL et al., 2003; CARREIRAS; PEREIRA, 2005; CHUVIECO et al., 2005; STROPPIANA et al., 2002).

Barbosa, Pereira e Grégoire (1998) avaliaram cinco técnicas de compósitos mensais, a partir de dados do sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) para cartografar áreas queimadas em florestas tropicais

da África. Foram analisados compósitos com valor máximo NDVI, dados de temperatura, e valores mínimos de refletância dos canais RED, NIR e o albedo. Os autores constataram que o menor valor de albedo (MiVCA), seguido do menor valor de refletância do canal NIR (MiVCB2) obtiveram melhor separabilidade, com baixa presença de nuvens.

Stroppiana et al. (2002) investigaram diferentes técnicas de compósitos no nordeste da Austrália, usando imagens do satélite SPOT-4 VEGETATION (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*) e constataram que o valor mínimo de refletância no canal NIR foi o mais apropriado para mapear queimadas, e o menos afetado pela presença de nuvens e sombras.

Cabral et al. (2003) também verificaram que os compósitos produzidos a partir de valores mínimos de refletância no canal NIR obtiveram melhores resultados na eliminação de nuvens e sombras no sul da África.

Sousa, Pereira e Silva (2003) analisaram alternativas de compósitos, usando imagens do sensor AVHRR, na região central de Portugal, África e no norte da Guiana. Os autores avaliaram técnicas de compósitos com valores máximos do NDVI, canal dos valores no termal e valores mínimos de refletância do canal NIR e albedo. Avaliaram, também, as combinações entre o mínimo valor de refletância no canal NIR, seguido do máximo valor no canal termal e compósitos de mínimo albedo, seguido do máximo valor do canal termal. Os autores concluíram que a técnica de menor valor do canal NIR combinada com valores máximos do canal termal foram os mais indicados para mapear queimadas.

Chuvieco et al. (2005) avaliaram compósitos quanto à discriminação de queimadas de diferentes alvos e exclusão de nuvens, com imagens do satélite *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) e AVHRR. Nesse estudo, os autores indicam que a combinação de valores de refletância do canal

NIR com canal termal obtiveram melhores resultados na discriminação de áreas queimadas e na obtenção de imagens sem nuvens e sombras.

2.3.4 Mapeamento de queimadas em imagens de alta/moderada resolução espacial

Mapas de áreas queimadas utilizando imagens de alta e moderada resolução espacial como, por exemplo, imagens Landsat, abrangem uma menor cobertura espacial dos dados, quando comparado a imagens de baixa resolução, devido à cobertura da área monitorada. Entretanto, apresentam uma melhor acurácia devido à sua resolução espacial. Em geral, esses mapas são utilizados para mapeamentos locais, úteis na gestão ambiental de Unidades de Conservação, e também para validação dos dados de queimadas obtidos por sensores de baixa resolução espacial (BOSCHETTI; ROY; JUSTICE, 2009; LIBONATI et al., 2015; PADILLA et al., 2015; SMITH et al., 2007).

Os primeiros estudos de mapeamento de queimadas locais no Brasil foram realizados no Parque Nacional de Brasília (PONZONI; LEE; HERNANDEZ-FILHO, 1986; SANTOS; AOKI, 1978; SHIMABUKURO; SANTOS, 1991). Esses estudos tinham por objetivo explorar as características espectrais das queimadas para verificar qual o melhor canal para mapear queimadas, utilizando imagens Landsat.

Desde então, diversos estudos foram realizados para mapear queimadas através de imagens Landsat. No entanto, esses estudos foram limitados a áreas locais, com exceção de alguns trabalhos, como em Boschetti et al. (2015), em que foram mapeadas as queimadas para a região dos Estados Unidos Continental. Abaixo, estão descritos alguns dos trabalhos mais recentes com objetivos de mapear queimadas de forma semiautomática ou automática em imagens Landsat.

Melchori et al. (2014) propuseram um método de automação no mapeamento de queimadas com base nas mudanças dos índices NDVI e NBR2, por meio de regras de decisões pré-determinadas mediante conhecimentos prévios de mudanças espectrais das queimadas. Os autores concluíram que o método tem potencial para o mapeamento em larga escala.

Bastarrika et al. (2014) propuseram um método semiautomático para o mapeamento de áreas queimadas Landsat com base em índices espectrais e crescimento de regiões, com uma interação entre o usuário por meio da verificação dos resultados. Em uma primeira etapa, o usuário insere amostras de queimadas como dado de entrada no algoritmo. Na segunda etapa, são verificados os resultados e pode-se inserir novas amostras até que os resultados sejam satisfatórios por meio de interpretação visual do usuário. Os autores compararam resultados com perímetros oficiais, verificando bons resultados.

A automação total dos processos de classificação das queimadas em imagens de alta/moderada resolução espacial é uma das principais limitações na utilização dessas imagens para o mapeamento de queimadas em larga escala. Nesse sentido, Boschetti et al. (2015) propuseram o uso de um algoritmo híbrido, até então aplicado em imagens de baixa resolução espacial, nas quais focos ativos coletam informações das queimadas nas imagens. Os autores mapearam as queimadas do Estados Unidos continental, por meio de uma análise contextual, envolvendo características espaciais e temporais dos focos ativos MODIS MCD14, combinado com imagens Landsat. Entretanto, esse método exige que as queimadas sejam detectadas por focos ativos para que sejam mapeadas. Segundo os autores, essa limitação afeta todos os algoritmos híbridos que utilizam focos ativos combinados com alterações da refletância.

2.3.5 Mapas de queimadas em imagens de baixa resolução espacial

Os algoritmos para mapear queimadas globais foram desenvolvidos, inicialmente, para estudos climáticos. Com o passar do tempo, com as informações advindas desses produtos, passaram a ser utilizados, também, por diversos ramos da ciência e por gestores ambientais (MOUILLOT et al., 2014). A vantagem desses dados é uma maior cobertura terrestre dos dados. Porém, a baixa resolução espacial provoca uma omissão das pequenas queimadas, o que se considera o principal fator limitante desses dados (GIGLIO et al., 2010; PADILLA; STEHMAN; CHUVIECO, 2014; SILVA; SÁ; PEREIRA, 2005).

Em modelos de emissões de gases de efeito estufa, a área queimada é a variável que mais contribui para incertezas dessa informação (TANSEY et al., 2004). Para a avaliação da incerteza da área queimada a partir de satélites, existem várias questões difíceis de responder quantitativamente, como: Quantas queimadas pequenas e irregulares são omitidas? Qual a real extensão das queimadas menores que 1 km²? O quanto a cobertura de nuvens interfere no mapeamento das queimadas? Quantos fogos de turfa são omitidos devido à baixa temperatura e invisibilidade em termos de refletância (HOELZEMANN et al., 2004)? Estudos mostram que a omissão das queimadas menores que 100 ha é alta em mapeamentos realizados com esses satélites (GIGLIO et al., 2009b; SILVA; SÁ; PEREIRA, 2005).

As imagens de baixa resolução espacial cobrem uma maior área com um menor volume de dados em termos computacionais, o que facilita o processamento dos dados em escala continental. Um dos primeiros trabalhos desenvolvidos para a África continental foi realizado com imagens do sensor AVHRR, com resolução de 8 km. A metodologia utilizada nesse trabalho consiste em classificar compósitos multitemporais por meio de técnicas de multilímiar, utilizando o índice de vegetação (NDVI), temperatura e albedo. Apesar dos resultados serem considerados como satisfatórios, os autores atentam

para as limitações do sensor, especialmente no que diz respeito a detecção de pequenas queimadas (BARBOSA et al., 1999a).

Frasser, Li e Cihlar (2000) desenvolveram o algoritmo HANDS (*Hotspot And NDVI Sinergy*) para mapear queimadas em áreas do Canadá, utilizando dados do sensor NOAA/AHVR, a partir da sinergia entre focos ativos e a diferença de compósitos de NDVI. O algoritmo propõe uma análise estatística regionalizada dos pixels através de amostras de focos ativos, para definir de limiares na determinação de pixels considerados queimados. Os autores relatam que o algoritmo tem melhor desempenho em áreas maiores que 10 km² e cicatrizes que permanecem por um longo tempo, como no caso de floresta boreal, onde foi desenvolvido o trabalho.

A abordagem que utiliza dados de refletância em conjunto com focos ativos é chamada de algoritmo híbrido e tem sido aplicado com sucesso no mapeamento queimadas em imagens de baixa resolução espacial (ALONSO-CANAS; CHUVIECO, 2015; FRASSER; LI; CIHLAR, 2000; GIGLIO et al., 2009b; LIBONATI et al., 2015; SUKHININ et al., 2004).

Boschetti, Brivio e Gregoire (2003) desenvolveram um algoritmo para mapear queimadas em regiões tropicais, utilizando o satélite geoestacionário METEOSAT (resolução espacial de 3x3 km). O algoritmo baseia-se na escolha de múltiplos limiares, com base no canal térmico e no índice desenvolvido neste trabalho denominado Índice Simples para Áreas Queimadas (SIBA). A vantagem é a alta resolução temporal dos dados, o que facilita a obtenção de imagens sem nuvens em regiões tropicais. A baixa resolução espacial do sensor foi a principal limitação, ocasionando na omissão de pequenas queimadas.

O projeto GlobScar utilizou dados do sensor Along Track Scanning Radiometer (ATSR) com o intuito de inventariar queimadas globais para o ano de 2000, por uma iniciativa da Agência Espacial Europeia. As queimadas foram classificadas por meio da combinação de dois algoritmos, um com base no

espaço espectral NIR-Termal e o outro, por meio de uma série de limiares aplicados aos quatro canais. Os resultados estimaram 2,1 milhões de km² de queimadas globais (SIMON et al., 2004).

Em outro estudo com objetivo inventariar as queimadas globais do ano de 2000, desenvolvido por Tansey et al. (2004) por meio do projeto GBA2000 foram mapeados 3,5 milhões de km² de áreas queimadas no globo terrestre. Foram verificadas também divergências locais como, por exemplo, em queimadas no Brasil, onde o GLOBSCAR mapeou 55.000 km², enquanto no GBA-2000 foram mapeados 18.250 km² (SIMON et al., 2004). Os autores relataram problemas das abordagens de sensoriamento remoto para detecção de áreas queimadas em regiões nebulosas e a falsa detecção de áreas queimadas causadas por inundações ou rochas escuras.

Setzer, Morelli e Rivera-Lombardi (2007) desenvolveram um algoritmo automático para mapeamento de áreas queimadas em imagens MODIS baseado no trabalho de França (2000). O algoritmo relaciona a ocorrência de queimadas com mudanças na cobertura da terra utilizando a informação contida na região do visível para estimar o NDVI (atual) e de um NDVI de referência (máximo) e na região do MIR (bandas 1, 2, 20 e 21 do sensor MODIS, respectivamente). Entre as limitações relatadas pelos autores estão a assinatura espectral das queimadas com baixo destaque, as queimadas de baixa dimensão. A vegetação queimada parcialmente, as diferenças entre a queimada em vegetação viva e vegetação morta e a regeneração em áreas de pastagem e cerrado.

Os produtos globais MCD45A1 (ROY et al., 2005) e MCD64A1 (GIGLIO et al., 2009b) derivados das imagens do sensor MODIS, são os dados sobre mapeamento de queimadas mais utilizados no trabalhos de emissões de gases de efeito estufa (MOUILLOT et al., 2014). Esses produtos possuem uma resolução espacial de 500 metros e possuem métodos distintos, apesar de derivados do mesmo sensor.

O MCD45A1 compara dados diários de refletância com um modelo de expectativas das mudanças da refletância bidirecional, com base em séries temporais. A vantagem desse método está na utilização de múltiplas bandas para mapear as queimadas (bandas 2, 5, 6 e 7 com os comprimentos de ondas 0,85 μm ; 1,24 μm ; 1,64 μm e 2,13 μm respectivamente) (ROY et al., 2005).

Já o MCD64A1 utiliza focos ativos como dados auxiliares para fazer mapas acumulativos que são usados na coleta de amostras de queimado e não queimado. Esse algoritmo híbrido aplica limiares dinâmicos em compósitos multitemporais gerados a partir do índice espectral NBR2 e uma medida de textura temporal e espacial. Os mapas acumulativos dos focos ativos são usados para coletar amostras de pixels considerados queimados e pixels não queimadas e para orientar a especificação de probabilidades prévias das queimadas (GIGLIO et al., 2009b). Segundo os autores, o uso de focos ativo e dados de refletância permite uma adaptação regional do algoritmo em uma ampla gama de condições pré e pós-queima nos diferentes ecossistemas terrestres.

Alonso-Canas e Chuvieco (2015) utilizaram focos ativos como sementes em algoritmos de crescimento de regiões em um algoritmo para mapeamento global de áreas queimadas, utilizando imagens MERIS (*MEdium Resolution Imaging Spectrometer*) com resolução espacial de 300 m. Devido às diferenças nas resoluções espaciais entre os focos ativos e as imagens utilizadas no mapeamento, esses dados foram, previamente, tratados para não ocorrerem falsos alarmes. Os autores propuseram limiares regionais com base na análise da função de densidade acumulada (CDF) dos dados de refletância do canal NIR, definidos pela intersecção do decil inferior das queimadas com o primeiro decil de amostras de não queimadas. As amostras de não queimadas foram coletadas em áreas onde não havia focos ativos em um grid de 64 x 64 pixels.

Libonati et al. (2015) também utilizaram focos ativos como sementes em algoritmos de crescimentos de região utilizando imagens do sensor MODIS,

para o mapeamento de queimadas em regiões do Cerrado. O algoritmo baseia-se na utilização do índice espectral sensível à queimada chamado W (LIBONATI et al., 2010), calculado utilizando dados de refletância dos comprimentos de ondas do infravermelho próximo (0,8) e infravermelho médio (3,7 μm).

A utilização de focos ativos nos trabalhos supracitados, exige que as queimadas sejam detectadas por estes para que sejam mapeadas. A inovação proposta por esta tese está no uso de focos ativos para treinar um classificador de classe única, para mapear queimadas não detectadas por focos ativos.

2.4 Estimativas de áreas queimadas no Cerrado

Os primeiros trabalhos de áreas queimadas no Cerrado eram limitados a estimativas locais, devido às restrições computacionais da época. Esses trabalhos tinham por objetivo explorar o potencial do uso do sensoriamento remoto para o mapeamento de queimadas, através de suas características espectrais. Um dos primeiros trabalhos (se não o primeiro) desenvolvidos no Parque Nacional de Brasília avaliou os canais espectrais 5 e 7 do sensor MSS (com os comprimentos de ondas 0,6-0,7 μm e 0,8-1,1 μm respectivamente), por meio da classificação automática, utilizando o classificador máxima verossimilhança (SANTOS; AOKI, 1978). Esse trabalho mostrou o potencial do uso das imagens de satélite para o mapeamento de queimadas no Cerrado.

Ponzoni, Lee e Hernandez-Filho (1986) também avaliaram o uso do sensoriamento remoto para mapear queimadas corridas no Parque Nacional de Brasília, utilizando imagens Landsat. Os autores relataram uma melhor separabilidade dos canais 4 e 5 (0,8-1,1 μm e 1,5–1,7 μm).

Pereira et al. (1990) estimaram queimadas no Parque Nacional das Emas, utilizando focos ativos detectados por meio do canal 3 do sensor AVHRR (~3,7 μm). Comparando os resultados com outros estudos utilizando imagens

Landsat os autores verificaram que foram estimados apenas 10% da área queimada.

Shimabukuro e Santos (1991) propuseram uma abordagem multissensorial para o mapeamento de queimadas no Parque Nacional das Emas. Nesse estudo, foram avaliados os dados do sensor AVHRR, canais 1, 2, 3 (0,58-0,68 μm ; 0,75-1,1 μm ; 3,55-3,9 μm) e sensor TM canais 3, 4 e 5 (0,63-0,69 μm ; 0,76-0,9 μm ; 1,5-1,75 μm) para o mapeamento de queimadas utilizando o classificador “*Single cell*” (paralelepípedo). Os autores utilizaram também técnicas de componentes principais para gerar uma imagem sem informações redundantes, com base nos canais analisados. A banda 5 do canal TM foi que apresentou maior contribuição para o primeiro componente.

Pereira e Setzer (1996) propuseram a estimativa de áreas queimadas para o Cerrado, a partir da correlação de focos ativos com queimadas mapeadas em imagens TM, a partir de interpretação visual. A maioria dos incêndios detectados pela AVHRR foram validados nas imagens TM mostrando o potencial desse sensor de satélite, como base de dados regular para regiões onde não há informações sobre áreas queimadas, dadas as limitações da época. Os resultados mostraram que 57% das cicatrizes em imagens TM tiveram focos ativos e 74% dos focos ativos estavam associados a cicatrizes TM. Os autores indicam que as limitações no mapeamento de queimadas no Cerrado como, incêndios pequenos e rápidos, cobertura de nuvens, solos reflexivos e mudanças rápidas da cobertura do solo, podem ser minimizadas em parte, com o uso de multisensores com diferentes resoluções espaciais e temporais.

França (2000) desenvolveu um método para mapear queimadas em imagens AVHRR com base em compósitos multitemporais, baseados no maior valor de NDVI e no menor valor do canal 3. Os resultados mostram que o canal 3 é mais adequado para mapear queimadas utilizando imagens AVHRR. Nesse trabalho, foi constatado que o NDVI não é o mais adequado para identificar

queimadas no Cerrado, pois sua condição pré-fogo é de baixo NDVI, assim como o pós-fogo. Os resultados desse trabalho mostraram uma área de 429.000 km² de queimadas, entre o período de maio de 1998 a abril de 1999 (FRANÇA, 2004).

Em 2002, foi realizado o primeiro inventário de gases de emissões de efeito estufa no Brasil. Nesse trabalho, a base de dados de áreas queimadas utilizada foi adquirida por interpretação visual de 42 cenas Landsat (41% do Cerrado), seguida de uma estimativa por meio de amostragem estratificada (KRUG et al., 2002). Os dados Landsat foram avaliados para o período dos meses de junho e julho do ano de 1999, e extrapolados para o período de julho a novembro de 1999 por meio da contagem de focos ativos do sensor AVRRH e sua relação com as queimadas Landsat. Foram estimados 197.602 km² em áreas não antrópicas do Cerrado, no período analisado.

Diante dos esforços para o mapeamento de queimadas em escala Global, dois importantes projetos Europeus foram executados com intuito de fornecer os dados, GLOBSCAR (SIMON et al., 2004) e o GBA-2000 (TANSEY et al., 2004). Apesar dos mesmos objetivos e das mesmas imagens utilizadas (AVHRR), os dois projetos possuem diferentes metodologias e diferentes resultados. Enquanto o GLOBSCAR apresentou uma área de 55.239 km², os resultados do GBA-2000 foram de 18.229 km². Desses resultados do projeto GBA-2000, 67% encontravam em áreas de Cerrado.

Posteriormente, dois produtos de áreas queimadas em nível global foram desenvolvidos pela NASA, os produtos do sensor MODIS MCD45A1 (ROY et al., 2005) e MCD64A1 (GIGLIO et al., 2009b) (já apresentados no texto anteriormente). Esses produtos têm sido amplamente utilizados no mapeamento de queimadas, para fornecimento de dados com intuito de estudos de emissões globais, conforme citado por Mouillot et al. (2014). Além disso, esses dados têm

sido utilizados também em estudos de análises de padrões espaciais de queimadas no Cerrado (ARAÚJO; FERREIRA; ARANTES, 2012).

Riveira-Lombardi (2009) avaliou os dados de queimadas do produto MCD45A1 comparando com dados de referência, adquiridos através de imagens Landsat. A área mapeada no produto de referência foi de 115.700 km², enquanto que o produto MCD45A1 obteve uma área de 77.400 km², o que indica uma omissão de 33%.

Araújo, Ferreira e Arantes (2012) avaliaram áreas queimadas no Cerrado utilizando dados do produto MODIS45A1, durante o período de 2002 a 2010 e constataram 541.000 km² de queimadas das quais 73% estão presentes em áreas de Cerrado.

Araújo (2015) avaliou o desempenho do produto MCD45A1 comparando com perímetros de queimadas em mapas de referência adquiridos com imagens Landsat. Erros significativos de omissão (até 68%) foram associados às pequenas menores que 0,5 km².

Libonati et al. (2015) desenvolveram um algoritmo chamado AQM para mapeamento de queimadas para o Brasil, com base em imagens MODIS e o índice *W*, conforme citado anteriormente. Para validar o algoritmo, os autores realizaram um estudo, em que avaliaram sua capacidade de detectar e quantificar áreas queimadas no Jalapão, no Tocantins, situado no Cerrado brasileiro, usando como referência mapas derivados de imagens obtidas pelo sistema orbital Landsat.

Utilizando esse mesmo algoritmo Paulucci, Machado-Silva e Libonati (2017) estimaram as áreas queimadas para o Cerrado em uma média de 381.186 km² anuais, durante o período de 2005 a 2014. Os autores avaliaram a correlação entre as queimadas e dados climáticos e concluíram que, apesar da influência dos fatores climáticos, a atividade antropogênica, também possui um papel importante na dinâmica do fogo.

REFERÊNCIAS

- ALONSO-CANAS, I.; CHUVIECO, E. Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 163, p. 140-152, June 2015.
- ARAÚJO, F. M. de. **Avaliação das áreas queimadas no bioma Cerrado: proposições para o monitoramento e conservação**. 2015. 142 p. Tese (Doutorado em Ciências Ambientais)-Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2015.
- ARAÚJO, F. M. de; FERREIRA, L. G.; ARANTES, A. E. Distribution patterns of burned areas in the Brazilian biomes: an analysis based on satellite data for the 2002-2010 period. **Remote Sensing**, Basel, v. 4, n. 7, p. 1929-1946, 2012.
- ARINO, O. et al. Methods of mapping surfaces burned in vegetation fires. In: AHERN, F. J.; GOLDAMMER, J. G.; JUSTICE, C. O. (Ed.). **Global and regional vegetation fire monitoring from space: planning a coordinated international effort**. The Hague: SPB Academic, 2001. p. 227-255.
- BARBOSA, P. M. et al. An algorithm for extracting burned areas from time series of AVHRR GAC data applied at a continental scale an algorithm for extracting burned areas from time series of AVHRR GAC data applied at a continental scale. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 69, p. 253-263, 1999a.
- BARBOSA, P. M. et al. An assessment of vegetation fire in Africa (1981-1991): burned areas, burned biomass, and atmospheric emissions. **Global Biogeochemical Cycles**, Washington, v. 13, n. 4, p. 933-950, 1999b.
- BARBOSA, P. M.; PEREIRA, J. M. C.; GRÉGOIRE, J. M. Compositing criteria for burned area assessment using multitemporal low resolution satellite data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 65, n. 1, p. 38-49, 1998.
- BASTARRIKA, A. **Cartografía automática de área quemada a nivel local-regional mediante algoritmos de contexto espacial**. 2009. 283 p. Tese (Doctorado de Cartografía, S.I.G. y Teledetección)-Universidad de Alcalá, Alcalá Henares, 2009.
- BASTARRIKA, A. et al. BAMS: a tool for supervised burned area mapping using landsat data. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 12, p. 12360-12380, 2014.
- BATALHA, M. A. O cerrado não é um bioma. **Biota Neotropica**, Campinas, v.

11, n. 1, p. 21-24, 2011.

BOSCHETTI, L.; BRIVIO, P. A.; GREGOIRE, J. M. The use of Meteosat and GMS imagery to detect burned areas in tropical environments. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 85, n. 1, p. 78-91, 2003.

BOSCHETTI, L. et al. MODIS-Landsat fusion for large area 30m burned area mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 161, p. 27-42, Mar. 2015.

BOSCHETTI, L.; ROY, D. P.; JUSTICE, C. O. **International global burned area satellite product validation protocol: part I, production and standardization of validation reference data**. Washington: Committee on Earth Observation Satellites, 2009. 11 p.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Mapeamento do uso e cobertura do Cerrado: projeto TerraClass Cerrado 2013**. Brasília, DF, 2015. 67 p.

CABRAL, A. et al. Multi-temporal compositing approaches for SPOT-4 Vegetation. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 24, n. 16, p. 3343-3350, 2003.

CARREIRAS, J. M. B.; PEREIRA, J. M. C. SPOT-4 Vegetation multi-temporal compositing for land cover change studies over tropical regions. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 26, n. 7, p. 1323-134, 2005.

CHANDLER, C. et al. **Fire in forestry: forest fire behavior and effects**. New York: J. Wiley, 1983.

CHEN, S. C.; SHIMABUKURO, Y. E. The mapping of burned area in forest by IMAGE-100. In: UN REGIONAL SEMINAR ON THE USE OF SATELLITE TECHNOLOGY FOR DISASTER APPLICATION, 1979, São José dos Campos. **Proceedings...** São José dos Campos: INPE, 1979. p. 1-9.

CHUVIECO, E.; CONGALTON, R. G. Mapping and inventory of forest fires from digital processing of TM data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Falls Church, v. 3, p. 41-53, 1988.

CHUVIECO, E. et al. Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 94, n. 4, p. 450-465, 2005.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991.

COUTINHO, L. M. Aspectos ecológicos do fogo no Cerrado: II., as queimadas e a dispersão de sementes em algumas espécies anemocóricas do estrato herbáceo-subarbuscivo. **Boletim de Botânica**, São Paulo, v. 5, p. 57-63, 1977.

COUTINHO, L. M. O conceito de bioma. **Acta Botanica Brasilica**, Belo Horizonte, v. 20, n. 1, p. 1-11, 2006.

COUTINHO, M. M. O bioma cerrado. In: KLEIN, H. L. (Ed.). **Eugen Warming e o cerrado brasileiro, um século depois**. São Paulo: Ed. UNESP, 2002. p. 77-92.

DURIGAN, G.; RATTER, J. A. The need for a consistent fire policy for Cerrado conservation. **Journal of Applied Ecology**, London, v. 53, n. 1, p. 11-15, 2016.

DURIGAN, G.; RATTER, J. A. Successional changes in Cerrado and Cerrado: forest ecotonal vegetation in western São Paulo State, Brazil, 1962-2000. **Edinburgh Journal of Botany**, Cambridge, v. 63, n. 1, p. 119-130, 2006.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Conhecimento, tecnologia e compromisso ambiental**. 2. ed. Planaltina: EMBRAPA Cerrados, 2005. 43 p. (Documentos).

FERREIRA, A. J. D. et al. Soil and water degradation processes in burned areas: lessons learned from a nested approach. **Catena**, Berlin, v. 74, n. 3, p. 273-285, 2008.

FIEDLER, N. C. et al. Efeito de incêndios florestais na estrutura e composição florística de uma área de cerrado sensu stricto na fazenda água limpa-DF. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 28, n. 1, p. 129-138, 2002.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos básicos de sensoriamento remoto**. Brasília, DF: CONAB, 2005. 32 p.

FRANÇA, H. Identificação e mapeamento de cicatrizes de queimadas com imagens AVHRR/NOAA. In: _____. **Aplicações ambientais brasileiras dos satélites NOAA e TIROS-N**. São Paulo: Oficina de Textos, 2004. p. 57-78.

FRANÇA, H. **Metodologia de identificação e quantificação de áreas**

queimadas no Cerrado com imagens AVHRR/NOAA. 2000. 133 p. Tese (Doutorado em Ecologia)-Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

FRASSER, R. H.; LI, Z.; CIHLAR, J. Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): a new technique for burned area mapping over boreal forest. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 74, n. 3, p. 362-376, 2000.

FRIZZO, T. L. M. et al. Revisão dos efeitos do fogo sobre a fauna de formações savânicas do Brasil. **Oecologia Australis**, Rio de Janeiro, v. 15, n. 2, p. 365-379, 2011.

FROST, P. G. H.; ROBERTSON, F. The ecological effects of fire in savannas. In: WALKER, T. S.; WALKER, T. H. (Ed.). **Determinants of tropical savannas**. 3rd ed. Oxford: Springer, 1987. p. 93-140.

GIGLIO, L. et al. An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 113, n. 2, p. 408-420, 2009a.

GIGLIO, L. et al. Assessing variability and long-term trends in burned area by merging multiple satellite fire products. **Biogeosciences**, Orono, v. 7, n. 3, p. 1171-1186, 2010.

GIGLIO, L. et al. Remote sensing of environment an active- fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 113, n. 2, p. 408-420, 2009b.

HENRIQUES, R. P. B. Influência da história, solo e fogo na distribuição e dinâmica das fitofisionomias no bioma do Cerrado. In: SILVA, J. C. S.; FELFILI, J. M. (Ed.). **Cerrado: ecologia, biodiversidade e conservação**. Brasília, DF: Ministério do Meio Ambiente, 2005. p. 73-92.

HOELZEMANN, J. J. et al. Global Wildland Fire Emission Model (GWEM): evaluating the use of global area burnt satellite data. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, Washington, v. 109, n. D14, p. 1-18, July 2004.

HOLBEN, B. N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstock, v. 7, n. 11, p. 1417-1434, 1986.

HUANG, H. et al. Separability analysis of Sentinel-2A Multi-Spectral Instrument (MSI) data for burned area discrimination. **Remote Sensing**, New

York, v. 8, n. 10, p. 1-18, 2016.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de biomas do Brasil**. Rio de Janeiro, 2004. Escala 1:5.000.000. Disponível em: <ftp://geofp.ibge.gov.br/informacoes_ambientais/vegetacao/mapas/brasil/biomas.pdf>. Acesso em: 15 fev. 2017.

INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Climate Change 2014: impacts, adaptation and vulnerability: regional aspects**. Cambridge: Cambridge University Press, 2014.

JACQUES, A. V. A. A queima das pastagens naturais: efeitos sobre o solo e a vegetação. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 33, n. 1, p. 177-181, 2003.

JUSTICE, C. O.; MALINGREAU, J.; SETZER, A. W. Satellite remote sensing of fires: potential and limitations. In: CRUTZEN, P. J.; GOLDAMMER, J. G. (Ed.). **Fire in the environment: the ecological, atmospheric, and climatic importance of vegetation fires**. Maryland: J. Wiley, 1993. p. 77-88.

JUSTICE, C. O.; MORISETTE, J. T.; ROY, D. The MODIS fire products the MODIS fire products. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 83, p. 244-262, 2002.

KAUFFMAN, J. B.; CUMMINGS, D. L.; WARD, D. E. Relationships of fire, biomass and nutrient dynamics along a vegetation gradient in the Brazilian Cerrado. **The Journal of Ecology**, London, v. 82, n. 3, p. 519-531, 1994.

KOUTSIAS, N. Spectral signatures of burned surfaces: evidence from hyperspectral remote sensing data. In: **HYPERSPECTRAL 2010 WORKSHOP, 2010**, Frascati. **Proceedings...** Frascati, 2010. 1 CD-ROM.

KOUTSIAS, N. et al. Burned land mapping at local scale. In: _____. **Remote sensing of large wildfires**. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1999. p. 157-187.

KOUTSIAS, N.; KARTERIS, M. Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 19, n. 18, p. 3499-3514, 1998.

KOUTSIAS, N.; PLENIOU, M. Comparing the spectral signal of burned surfaces between Landsat 7 ETM+ and Landsat 8 OLI sensors. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 36, n. 14, p. 3714-3732, 2015.

KRUG, T. et al. **Emissões de gases de efeito estufa da queima de biomassa no cerrado não-antrópico utilizando dados orbitais**. Brasília, DF: Ministério da Ciência e Tecnologia, 2002. 52 p.

KRUG, T.; RIVERA-LOMBARDI, R. J.; SANTOS, J. R. Burned area, recurrence of fires and permanence of burnt scars in selected areas of the Brazilian Cerrado using TM-LANDSAT imagery. In: ISPRS CONGRESS: GEO-IMAGERY BRIDGING CONTINENTS, 20., 2004, Istanbul. **Proceedings...** Istanbul, 2004. p. 243-246.

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

LIBONATI, R. et al. On a new coordinate system for improved discrimination of vegetation and burned areas using MIR/NIR information. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 6, p. 1464-1477, 2011.

LIBONATI, R. et al. Retrieving middle-infrared reflectance for burned area mapping in tropical environments using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 4, p. 831-843, 2010.

LIOUSSE, C. et al. Deriving global quantitative estimates for spatial and temporal distributions of biomass burning emissions. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, Malden, v. 109, n. 14, p. 1-16, 2004.

MAZHER, A.; LI, P.; ZHANG, J. Mapping burned areas from Landsat TM imgs: a comparative study. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION IN REMOTE SENSING, 2012, Beijing. **Proceedings...** Beijing, 2012. p. 285-290.

MELCHIORI, A. E. et al. A Landsat-TM/OLI algorithm for burned areas in the Brazilian Cerrado: preliminary results. In: ADVANCES IN FOREST FIRE RESEARCH, 2014, Coimbra. **Anais...** Coimbra: Universidade de Coimbra, 2014. 1 CD-ROM.

MELCHIORI, A. E. et al. Spectral indices and multi-temporal change image detection algorithms for burned area extraction in the Brazilian Cerrado. In:

SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 643-650.

MIRANDA, H. S.; BUSTAMANTE, M. M. C.; MIRANDA, A. C. The fire factor. In: OLIVEIRA, P. S.; MARQUIS, R. J. (Ed.). **The cerrados of Brazil**. New York: Columbia University Press, 2002. p. 51-68.

MIRANDA, H. S.; SATO, M. N. Efeitos do fogo na vegetação lenhosa do Cerrado. In: SCARIOT, A.; SOUSA-SILVA, J. C.; FELFILI, J. M. (Ed.). **Cerrado ecologia e caracterização**. Brasília, DF: Ministério de Meio Ambiente, 2005. p. 66-123.

MISTRY, J. et al. Indigenous fire management in the cerrado of Brazil: the case of the Krahô of Tocantíns. **Human Ecology**, New York, v. 33, n. 3, p. 365-386, 2005.

MOUILLOT, F. et al. Global carbon emissions from biomass burning in the 20th century. **Geophysical Research Letters**, Malden, v. 33, n. 1, p. 2-5, 2006.

MOUILLOT, F. et al. Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing: a review, analysis of user needs and recommendations for future developments. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 64-79, Feb. 2014.

MUÑOZ-MARÍ, J. et al. Semisupervised one-class support vector machines for classification of remote sensing data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 48, n. 8, p. 3188-3197, 2010.

NASCIMENTO, I. V. Cerrado: o fogo como agente ecológico. **Territorium**, Lousã, v. 8, p. 25-36, 2001.

OLIVEIRA, P. S.; MARQUIS, R. J. **The cerrados of Brazil**. New York: Columbia University Press, 2002. 373 p.

OLIVEIRA-FILHO, A. T.; RATTER, J. A. Vegetation physiognomies and wood flora of the Cerrado biome. In: OLIVEIRA, P. S.; MARQUIS, R. J. (Ed.). **The cerrados of Brazil**. New York: Columbia University Press, 2002. p. 91-120.

OTTMAR, R. D. et al. **Stereo photo series for quantifying Cerrado fuels in Central Brazil**. Washington: USDA, 2001. 87 p. (General Technical Report. PNW GTR 5191).

PADILLA, M. et al. Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 160, p. 114-121, Apr. 2015.

PADILLA, M.; STEHMAN, S. V.; CHUVIECO, E. Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 144, p. 187-196, Mar. 2014.

PAULUCCI, T. B.; MACHADO-SILVA, F.; LIBONATI, R. Análise espaço-temporal da ocorrência de áreas queimadas no Cerrado para o período de 2005 a 2014 e sua relação com a precipitação. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 18., 2017, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2017. No prelo.

PEREIRA, A. A. et al. Análise dos focos ativos em Minas Gerais entre os anos de 2008 a 2013. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015a. p. 3097-3104.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de índices espectrais para identificação de áreas queimadas no cerrado utilizando dados LandSat TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 68, p. 1665-1680, 2016.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de nove índices espectrais quanto a separabilidade entre queimadas e diferentes alvos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2005, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015b. p. 3105-3112.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de técnicas de compósitos multitemporais em imagens PROBA-V para o mapeamento de áreas queimadas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 18., 2015, São José dos Campos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2017. 1 CD-ROM.

PEREIRA, A. A.; LAUDICENA, C. P.; FERREIRA, R. V. Monitoramento dos incêndios florestais no estado de Minas Gerais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 4535-4540.

PEREIRA, A. C.; SETZER, A. W. Comparison of fire detection in savannas using AVHRR's channel 3 and TM images. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 17, n. 10, p. 1925-1937, 1996.

PEREIRA, J. M. C. Remote sensing of burned areas in tropical savannas. **International Journal of Wildland Fire**, Wellington, v. 12, p. 259-270, 2003.

PEREIRA, J. M. C. et al. 7 spectral characterisation and discrimination of burnt areas. In: _____. **Remote sensing of large wildfires**. Berlin: Springer, 1999. p. 123-138.

PEREIRA, M. C. et al. Estimativa da área total queimada no Parque Nacional das Emas com o uso das imagens da banda 3 do AVHRR: comparação com estimativas do TM-Landsat. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 6., 1990, Manaus. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1990. p. 302-310.

PEREIRA, M. C.; SETZER, A. W. Spectral characteristics of deforestation fires in NOAA/AVHRR images. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 14, n. 3, p. 583-597, 1993.

PIMENTEL, M. A. F. et al. A review of novelty detection. **Signal Processing**, Amsterdam, v. 99, p. 215-249, June 2014.

PONZONI, F. J.; LEE, D. C. L.; HERNANDEZ-FILHO, P. Avaliação da área queimada e da regeneração da vegetação afetada pelo fogo no PARNA de Brasília através de dados TM/LandSat. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 6., 1986, Gramados. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1986. p. 615-621.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação**. 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2012. 160 p.

RAMOS, M. V. V. et al. Veredas do triângulo mineiro: solos, água e uso. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 30, n. 2, p. 283-293, mar./abr. 2006.

RAMOS-NETO, M. B.; PIVELLO, V. R. Lightning fires in a Brazilian savanna National Park: rethinking management strategies. **Environmental Management**, New York, v. 26, n. 6, p. 675-684, 2000.

RATTER, J. A.; RIBEIRO, J. F. The Brazilian Cerrado vegetation and threats to its biodiversity. **Annals of Botany**, Oxford, v. 80, p. 223-230, 1997.

RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. Fitofisionomias do bioma Cerrado. In:

SANO, S. M.; ALMEIDA, S. P. (Ed.). **Cerrado: ambiente e flora**. Brasília, DF: Embrapa Cerrados, 1998. p. 87-166.

RIVEIRA-LOMBARDI, R. J. **Estimativa de áreas queimadas com produtos modis como subsídio à estimativa de emissões de gases de efeito estufa pela queima de biomassa na amazônia e cerrado brasileiros**. 2009. 187 p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto)-Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009.

ROY, D. P. et al. Prototyping a global algorithm for systematic fire-affected area mapping using MODIS time series data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 97, n. 2, p. 137-162, 2005.

SANTOS, J. R. dos; AOKI, H. Monitoramento do paque nacional de Brasília através de dados orbitais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 6., 1978, São José dos Campos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1978. p. 118-134.

SCHOLKOPF, B. et al. Support vector method for novelty detection. **Advances in Neural Information Processing Systems-MIT**, Massachusetts, v. 12, p. 582-588, 2000.

SCHROEDER, W. et al. The New VIIRS 375m active fire detection data product: algorithm description and initial assessment. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 143, p. 85-96, Mar. 2014.

SEEVERS, M.; JENSEN, P.; DREW, J. V. Satellite for fire imagery range in the assessing damage Nebraska Sandhills AND. **Journal of Range Management**, Denver, v. 26, n. 6, p. 462-463, 1973.

SETZER, A.; MORELLI, F.; RIVERA-LOMBARDI, R. Estimativa quinzenal de áreas queimadas. In: RUDORFF, B. F. T.; SHIMABUKURO, Y. E.; CEBALLOS, J. C. (Ed.). **O sensor Modis e suas aplicações ambientais no Brasil**. São José dos Campos: A. S. Vieira, 2007. cap. 28, p. 403-417.

SETZER, A. W.; PEREIRA, M. C. Amazonia biomassa burnings in 1987 and an estimate of their topospheric emissions. **AMBIO**, Stockoholm, v. 20, n. 1, p. 19-22, 1991.

SHIMABUKURO, Y. E.; SANTOS, J. R. dos. Dados sensoriados no monitoramento e avaliacao de areas queimadas: o caso do Parque Nacional de Emas (GO). **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 26, n. 10, p.

1589-1598, out. 1991.

SILVA, D. M. da; BATALHA, M. A. Soil-vegetation relationships in cerrados under different fire frequencies. **Plant and Soil**, The Hague, v. 311, n. 1/2, p. 87-96, 2008.

SILVA, J. M. N.; SÁ, A. C. L.; PEREIRA, J. M. C. Comparison of burned area estimates derived from SPOT-VEGETATION and Landsat ETM+ data in Africa: influence of spatial pattern and vegetation type. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 96, p. 188-201, 2005.

SILVA, L. L. O papel do estado no processo de ocupação das áreas de cerrado entre as décadas de 60 e 80. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 1, n. 2, p. 24-36, 2000.

SIMON, M. et al. Burnt area detection at global scale using ATSR-2: the GLOBSCAR products and their qualification. **Journal of Geophysical Research Atmospheres**, Malden, v. 109, n. 14, p. 1-16, 2004.

SMITH, A. M. S. et al. Production of Landsat ETM+ reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstock, v. 28, n. 12, p. 2753-2775, 2007.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; SANTOS, J. F. Evolução do perfil dos incêndios florestais em áreas protegidas no Brasil, de 1983 a 2002. **Revista Floresta**, Curitiba, v. 36, n. 1, p. 93-100, 2006.

SOARES, R. V.; SANTOS, J. F. Perfil dos incêndios florestais no Brasil de 1994 a 1997. **Revista Floresta**, Curitiba, v. 32, n. 2, p. 219-232, 1997.

SONG, B. et al. One-class classification of remote sensing images using kernel sparse representation. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, New York, v. 9, n. 4, p. 1613-1623, 2016.

SOUSA, A. M.; PEREIRA, J. M.; SILVA, J. M. Evaluating the performance of multitemporal image compositing algorithms for burned area analysis. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 24, n. 6, p. 1219-1236, Jan. 2003.

STROPPIANA, D. et al. A method for extracting burned areas from Landsat TM/ETM+ images by soft aggregation of multiple Spectral Indices and a region

growing algorithm. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 69, p. 88-102, Apr. 2012.

STROPPIANA, D. et al. Radiometric analysis of SPOT-VEGETATION images for burnt area detection in Northern Australia. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 82, p. 21-37, 2002.

SUKHININ, A. I. et al. AVHRR-based mapping of fires in Russia: new products for fire management and carbon cycle studies. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 93, n. 4, p. 546-564, 2004.

TANSEY, K. et al. A global inventory of burned areas at 1 km resolution for the year 2000 derived from spot vegetation data. **Climatic Change**, Cambridge, v. 67, n. 2/3, p. 345-377, 2004.

TRIGG, S.; FLASSE, S. An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 22, n. 13, p. 2641-2647, 2001.

VICENTINI, K. R. C. F. **Análise palinológica de uma Vereda em Cromínia - GO**. 1993. 99 p. Dissertação (Mestrado em Ecologia)-Universidade de Brasília, Brasília, DF, 1993.

XAUD, H. A. M. **Abordagem multisensor aplicada ao monitoramento de florestas tropicais atingidas por incêndios em roraima**. 2013. 127 p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto)-Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2013.

SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

**ARTIGO 1 - ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE ÁREAS QUEIMADAS EM
IMAGENS LANDSAT 8**

ARTIGO FORMATADO DE ACORDO COM A NBR 6022 (ABNT, 2003).

RESUMO

Apesar de ser um bioma dependente do fogo, a alteração no regime de fogo devido à ação humana é a principal ameaça à biodiversidade do Cerrado Brasileiro. Informações sobre o regime do fogo como frequência, recorrência e distribuições espacial é importante, não só para uma melhor gestão dos recursos naturais, mas também para estudos sobre emissões de gases de efeito estufa. O sensoriamento remoto contribui, nesse âmbito, como uma ferramenta indispensável ao monitoramento, especialmente em áreas extensas e/ou de difícil acesso. Nesse contexto, este trabalho visa a aprimorar o conhecimento científico sobre o comportamento espectral das queimadas e sobre os índices espectrais comumente utilizados nos estudos de queimadas, quanto ao desempenho na discriminação de áreas queimadas em imagens Landsat OLI. Foram avaliadas quatro bandas espectrais desse sensor e oito índices espectrais: Banda 4, Banda 5, Banda 6, Banda 7, *Burned Area Index* (BAI), *Char Soil Index* (CSI), *Normalized Burn Ratio* (NBR), *variation of Normalized Burn Ratio* (NBR2), *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI), *Mid-Infrared Burn index* (MIRBI), *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI). O índice M de separabilidade foi utilizado para avaliar a eficácia de cada um dos índices espectrais em discriminar pixels queimados e não queimados. Os resultados mostram que a banda 7 foi a que apresentou melhor desempenho na separação das queimadas. Entre os índices, aqueles que utilizam as bandas infravermelho médio de ondas curtas (banda 5 e banda 7) possuem maior capacidade de separabilidade de áreas queimadas, principalmente, o NBR2, este é o mais recomendado para o mapeamento de queimadas na região deste estudo.

Palavras-chave: Índices espectrais, Áreas queimadas, Sensoriamento Remoto, Landsat 8.

Exploratory analysis of wildfire areas in LANDSAT 8 images

ABSTRACT

Despite being a fire dependent biome, the change in fire regime due to human action is the main threat to the biodiversity of Brazilian cerrado. Information on the fire regime such as frequency, recurrence and spatial distribution are important not only for the better management of natural resources, but for studying the emission of greenhouse effect gases. Remote sensing contributes, in this scope, as an essential tool for monitoring, especially extensive and/or difficult access areas. In this context, this work aims at improving scientific knowledge on the spectral behavior of wildfires and on spectral indexes commonly used when studying wildfires, regarding performance in discriminating burned areas in Landsat OLI images. Four spectral bands of this sensor and eight spectral indexes were evaluated: Band 4, Band 5, Band 6, Band 7, Burned Area Index (BAI), Char Soil Index (CSI), Normalized Burn Ratio (NBR), variation of Normalized Burn Ratio (NBR2), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Moisture Index (NDMI), Mid-Infrared Burn Index (MIRBI), Soil Adjustment Variation Index (SAVI). The M separability index was used to evaluate the efficacy of each spectral index in discriminating burned and non-burned pixels. The results show that Band 7 presented the best performance in separating the wildfires. Among the indexes, those using intermediate short wave infrared bands (Band 5 and Band 7) presented the highest capacities for separating burned areas, especially NBR2, considered the most recommended for mapping wildfires in the region of this study.

Keywords: Spectral indexes, burnt areas, remote sensing, Landsat 8.

1 INTRODUÇÃO

O mapeamento de áreas queimadas é um produto cada vez mais requerido por estudos climáticos e por gestores ambientais (MOUILLOT et al., 2014). Entretanto, também é requerido mais precisão desses produtos, uma vez que interferem diretamente nos cálculos de emissões de gases de efeito estufa (TANSEY et al., 2004).

Apesar dos diversos estudos desenvolvidos com o intuito de mapear queimadas por meio de imagens de satélites, a confusão espectral das queimadas com diferentes alvos (ex. sombra, água, rocha) é considerado um problema na automação do mapeamento de áreas queimadas (BOSCHETTI et al., 2015). Dessa forma, índices espectrais são comumente aplicados a essas imagens, com o intuito de melhorar a discriminação das queimadas em imagens de satélite (PEREIRA et al., 2016).

Os índices espectrais são transformações radiométricas que podem evidenciar informações que não estão muito visíveis nas imagens, e são utilizados em várias aplicações. Em estudos relacionados à vegetação, os índices que utilizam o espaço espectral infravermelho/vermelho (NIR/RED) são mais comumente utilizados. Isso porque grande parte da radiação solar no comprimento de onda do vermelho é absorvida pela clorofila e o comprimento de ondas do NIR é altamente refletivo em função da estrutura celular das folhas. Assim, essas bandas mostram uma relação forte com o estado de vigor da planta (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Os principais índices que utilizam o espaço NIR-VERMELHO no mapeamento de queimadas são o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), o *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) e o *Burned Área Index* (BAI), cujas fórmulas estão apresentadas na Tabela 1. Além das características em relação ao espaço espectral descrito acima, a facilidade de utilizar esses índices,

deve-se ao fato de a maioria dos sensores terem as bandas nos comprimentos de onda do vermelho e infravermelho.

Apesar de comumente utilizado, Pereira (1999) não encontrou bons resultados na separabilidade do NDVI para regiões do mediterrâneo. O autor sugere que o espaço espectral NIR-MIR pode produzir melhores resultados. Outros trabalhos apontam que o NDVI não é o mais adequado para o mapeamentos e áreas queimadas (CHUVIECO et al., 2005; PEREIRA et al., 2016).

O índice SAVI é uma variação do índice NDVI, com adaptações para melhorar o índice em áreas onde a vegetação não recobre todo o solo. Esse índice foi proposto por (HUETE, 1988) que inseriu a variável L , que tem valor 0 em área de vegetação densa e valor 1 em áreas de vegetação pouco densa, é indicado um valor generalizado de 0,5 (BASTARRIKA, 2009). Esse índice apresentou melhores resultados quando comparado ao NDVI, em um estudo em área do cerrado, onde a vegetação é pouco densa. Nesse estudo, os autores utilizaram valor 1 para L (PEREIRA et al., 2016).

O índice BAI foi desenvolvido especificamente para áreas queimadas por Chuvieco, Martin e Palacios (2002) para região do mediterrâneo, mostrando bons resultados na discriminação de áreas queimadas chamado BAI. No entanto, em áreas de savanas, esse índice não apresenta bons resultados (MELCHIORI et al., 2015; PEREIRA et al., 2015a, 2016; SMITH et al., 2007). Isso pode ser explicado devido às diferenças entre as vegetações estudadas.

Diversos autores consideram que o espaço espectral do SWIR-NIR tem uma alta capacidade de discriminar áreas queimadas (BASTARRIKA, 2009; MELCHIORI et al., 2015; PEREIRA, 1999; PEREIRA et al., 2015a, 2016). A absorção da água presente na vegetação pela banda SWIR, faz com que essa banda aumente a refletância após a ocorrência de um incêndio. Esse

comportamento pode ser variado em função das características da vegetação (KOUTSIAS, 2010).

Entre os índices que utilizam esse espaço espectral, o *Normalized Burn Ratio* (NBR), *Char Soil Index* (CSI) e o *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI) também são utilizados em estudos de mapeamento de áreas queimadas.

A análise do espaço espectral SWIR 1/ SWIR2 foi realizada por Trigg e Flasse (2001) em savanas africanas na Namíbia. Os autores verificaram uma alta capacidade de distinção das queimadas por esse espaço espectral. Com base em suas análises, os autores propuseram o índice MIRBI utilizando essas bandas espectrais.

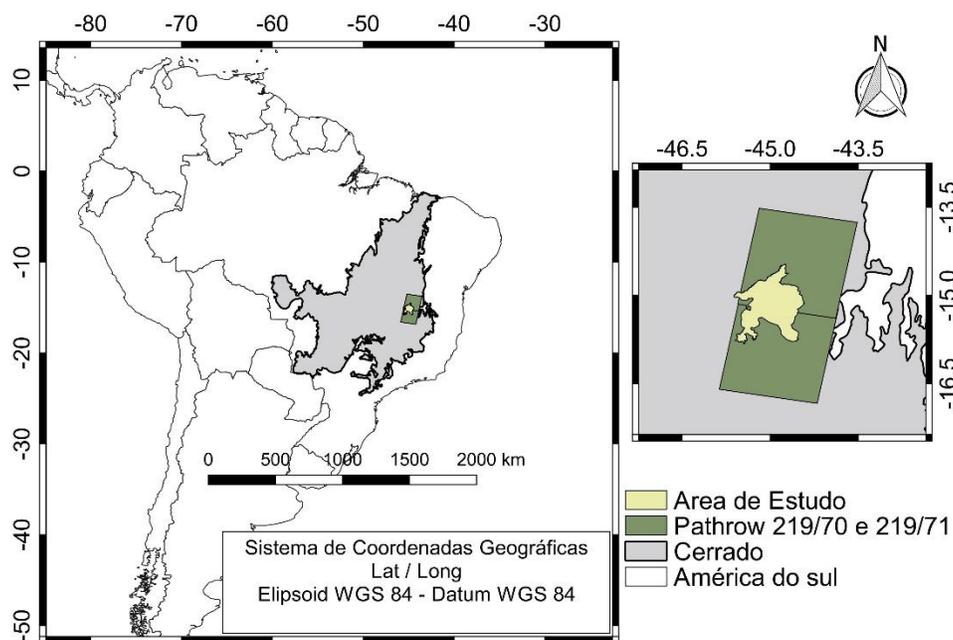
Diante desse contexto, este trabalho é norteado pelas seguintes questões: (1) Qual o comportamento espectral das queimadas na região deste estudo? (2) Qual índice espectral é o mais indicado para o mapeamento de queimadas nesta região? Assim, o objetivo desse trabalho é investigar o comportamento espectral das queimadas e também qual o índice espectral mais indicado para o mapeamento das queimadas na região da área deste estudo.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Área de estudo

A área de estudo está localizada no norte do estado de Minas Gerais, região sudeste do Brasil, entre as coordenadas – LAT 14.4° S – 15.8° S; LONG - 44.4° O – 45.6° O, margem esquerda do rio São Francisco. A Figura 1 apresenta as imagens utilizadas e a área de estudo.

Figura 1 - Área de estudo, que corresponde ao mosaico de Unidades de Conservação AMSF e cenas Landsat utilizadas.



Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

A escolha da área de estudo levou em consideração as Unidades de Conservação com maior frequência de focos ativos em Minas Gerais (PEREIRA et al., 2015b). Assim, a área escolhida faz parte do Mosaico de Unidades de

Conservação do Alto Médio São Francisco (AMSF). Esse mosaico de Unidades de Conservação possui uma área de 9.772,8 km² e é considerada uma região de alta relevância ecológica devido à alta diversidade das fitofisionomias e grau de conservação da flora (CARVALHO, L. G. et al., 2008).

Devido a sua importância ecológica, nessa área estão localizadas três Unidades de Conservação (UCs) de Proteção Integral; Parque Estadual (PQE) Serra das Araras; PQE Veredas do Peruaçu; e Refúgio Selvagem da Vida Silvestre Rio Pandeiros, além de três Uso Sustentável; Área de Proteção Ambiental (APA) Pandeiros, APA Gibão e Cochá; Reserva do Desenvolvimento Sustentável Veredas do Acari.

O bioma presente na área de estudo é o Cerrado com diferentes fitofisionomias; Cerrado Strictu Sensu, Campo Cerrado, Campo, Veredas e Florestas Estacionais (CARVALHO et al., 2006). O clima da região é caracterizado por uma transição entre os climas subúmido seco e semiárido com precipitação média anual variando de 818 a 1076 mm e a temperatura média anual de 22,2 a 26,2° C (CARVALHO, L. M. et al., 2008).

2.2 Imagens Landsat 8

As imagens utilizadas neste trabalho são provenientes do satélite Landsat 8, sensor OLI (*Operational Land Image*), possuem uma resolução espacial de 30 metros nas bandas do visível (VIS) (0,4 - 0,7 µm), infravermelho próximo (NIR) (0,8 µm), infravermelho de ondas curtas (SWIR 1 e SWIR 2) (1,6 e 2,1 µm) e uma revisita de 16 dias. Essas imagens foram adquiridas na base de dados do Serviço Geológico dos Estados Unidos (<https://earthexplorer.usgs.gov/>), já com correções geométricas e atmosféricas.

Para a escolha das datas, considerou-se pelo menos uma imagem por mês, dentre agosto a dezembro de 2015, período no qual foram detectados 91% dos focos ativos VIIRS (*Visible Infrared Imaging Radiometer Suite*). Ao todo

foram utilizadas 12 imagens, 6 para cada órbita ponto. As cenas e as datas utilizadas podem ser observadas na Tabela 1:

Tabela 1 - Datas das imagens Landsat 8 utilizadas neste estudo.

Órbita Ponto	Datas
219/70 219/71	6/8/2015
	7/9/2015
	23/09/2015
	9/10/2015
	10/11/2015
	12/12/2015

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Foram utilizados os dados de refletância ao topo da superfície (TOC) das bandas 4, 5, 6, 7, nos respectivos comprimentos de onda; vermelho (RED) (0,6 μm), infravermelho próximo (NIR) (0,8 μm), infravermelho de ondas curtas (SWIR 1 e SWIR 2) (1,6 e 2,1 μm).

2.3 Análise da discriminação das queimadas

A análise da discriminação das queimadas nas imagens Landsat foi realizada da seguinte forma: gráfico de dispersão dos espaços espectrais das bandas utilizadas no cálculo dos índices; Cálculo dos índices espectrais; Cálculo do índice M de separabilidade; Histograma de sobreposição dos valores antes (T1) e depois (T2) das bandas e dos índices calculados, e gráfico de dispersão de T1 e T2.

Para isso, foram coletados 10.000 pontos em cicatrizes de queimadas nas imagens OLI, por meio de interpretação visual das imagens na composição R-G-B 5-6-7 e avaliados os dados de refletâncias antes e depois das queimadas, nas bandas 4, 5, 6, 7.

A análise dos espaços espectrais das bandas foi realizada com o intuito de entender melhor as características associadas a essas bandas.

Após essa análise, foram calculados 8 índices espectrais utilizados no mapeamento de áreas queimadas. Os índices utilizados neste trabalho podem ser separados por espaços espectrais em quatro grupos;

1) RED/NIR; *Burned Area Index* (BAI) (CHUVIECO; MARTINEZ; PALACIOS, 2002); *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (ROUSE; HAAS; DEERING, 1974); *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) (HUETE, 1988);

2) NIR/SWIR1 *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI) (GAO, 1996);

3) NIR/SWIR2 ; *Char Soil Index* (CSI) (SMITH et al., 2007), *Normalized Burn Ratio* (NBR) (KEY; BENSON, 1999);

4) SWIR1/SWIR2; *Mid-Infrared Burn Index* (MIRBI) (TRIGG; FLASSE, 2001), *Variation of Normalized Burn Ratio* (NBR2) (KEY; BENSON, 1999).

A Tabela 2 resume os índices utilizados neste trabalho, na qual R refere-se à banda 4 (vermelho, 0,60 – 0,69), NIR à banda 5 (infravermelho próximo, 0,76 - 0,90 μm), SWIR1 à banda 6 (infravermelho de onda curta, 1,55 – 1,75 μm) e SWIR2 à banda 7 (infravermelho de onda curta, 2,08 - 2,35 μm).

Tabela 2 - Índices espectrais utilizados.

Índices Espectrais	Acrônimo	Equação	Ref.
Burned Area Index	BAI	$1/[(\text{NIR} - 0.06)^2 + (\text{R} - 0.1)^2]$	Chuvieco, Mart e Palacios (2002)
Char Soil Index	CSI	$\text{NIR}/\text{SWIR2}$	Smith et al. (2007)
Mid-Infrared Burn Index	MIRBI	$(10*\text{SWIR2}) - (9.8*\text{SWIR1}) + 2$	Trigg e Flasse (2001)
Normalized Burn Ratio	NBR	$(\text{NIR} - \text{SWIR2}) / (\text{NIR} + \text{SWIR2})$	Key e Benson (1999)
Normalized Difference Moisture Index	NDMI	$(\text{NIR} - \text{SWIR1}) / (\text{NIR} + \text{SWIR1})$	Gao (1996)
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$(\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{R})$	Rouse, Haas e Deering (1974)
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$(1+L)*[(\text{NIR} - \text{R})/(\text{NIR} + \text{R} + \text{L})]$ onde $L=1$	Huete (1988)
Variation of Normalized Burn Ratio	NBR2	$(\text{SWIR2} - \text{SWIR1}) / (\text{SWIR2} + \text{SWIR1})$	Key e Benson (1999)

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

A análise visual de imagens contendo áreas queimadas e não queimadas, não é um método adequado para avaliar a capacidade de discriminação de um índice espectral. É necessário quantificar essa capacidade de discriminação, levando em consideração tanto a magnitude das diferenças dentro de cada classe (queimada e não queimada) quanto a magnitude da variação intraclasses (PEREIRA et al., 2016). Nesse contexto, a avaliação do índice espectral que melhor discrimina as queimadas foi realizada pelo cálculo do índice M de separabilidade, comumente utilizado em sensoriamento remoto em análise da

discriminação de classes de interesse (BASTARRIKA; CHUVIECO; MARTÍN, 2011; KAUFMAN; REMER, 1994; LIBONATI et al., 2011; PEREIRA et al., 2016). Esse índice representa a sobreposição dos histogramas de frequência de duas classes. Nessa análise, foi utilizado o índice M, calculado pela seguinte fórmula:

$$M = |\mu_{nq} - \mu_q| / (\sigma_{nq} + \sigma_q) \quad (1)$$

μ_{nq} (σ_{nq}) e μ_q (σ_q) são, respectivamente, a média (desvio padrão) dos valores do conjunto de pixels não queimados (T1) e queimados (T2), de baixa separabilidade entre as classes quando $M < 1$ e alta separabilidade quando $M > 1$ (PEREIRA, 1999; VERAVERBEKE; HARRIS; HOOK, 2011).

Com a finalidade de comparar com os resultados do índice de M e verificar a sobreposição de queimadas e não queimadas, foi feito um histograma de sobreposições para os valores antes e depois das queimadas.

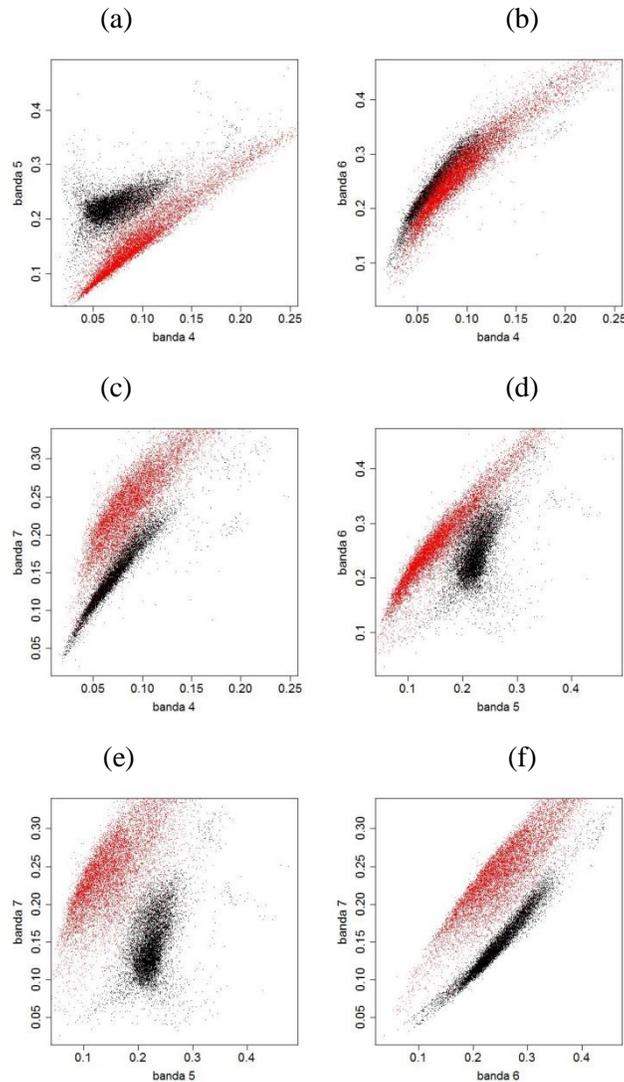
Também foram feitos gráficos de dispersão dos valores antes e depois das queimadas. Essa análise permite verificar o comportamento dos valores das bandas e dos índices, após a ocorrência de uma queimada.

3 RESULTADOS

3.1 Espaços espectrais

A Figura 2 mostra os espaços espectrais dos valores de refletância antes e depois das queimadas para as bandas utilizadas no cálculo dos índices espectrais.

Figura 2 - Espaços espectrais bidimensionais entre as bandas OLI.



Os pontos pretos representam as refletâncias antes das queimadas e os vermelhos pós queimada. (a) espaço espectral das bandas 4 e 5; (b) espaço espectral das bandas 4 e 6; (c) espaço espectral das bandas 4 e 7; (d) espaço espectral das bandas 5 e 6; (e) espaço espectral das bandas 5 e 7; (f) espaço espectral das bandas 6 e 7;

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

A Figura 2f mostra um comportamento mais linear nos espaços das bandas 6 e 7, quando comparado aos outros espaços espectrais. Nessa Figura, observa-se também uma menor sobreposição dos dados entre pontos vermelhos e pretos. Um padrão parecido é encontrado nos espaços espectrais da Figura 2c, entre os espaços da banda 4 e 7, no entanto, mais sobreposição é encontrada nesse espaço.

O espaço com maior sobreposição entre os dados foi a banda 4 e banda 6.

3.2 Sumário das bandas e índices espectrais

Foram avaliados os índices espectrais construídos a partir dos espaços espectrais NIR - RED (banda 5 / banda 4), NIR - SWIR2 (banda 5 / banda 7) e SWIR1 - SWIR2 (banda 6 / banda 7), quanto à capacidade de discriminação de queimadas em imagens Landsat 8. Para isso, calculados os índices descritos na Tabela 2. Os valores médios de refletância antes e depois das queimadas e também dos índices espectrais calculados estão apresentados na Tabela 3. Também estão apresentados a média de T1-T2, o desvio padrão de T1-T2 e a mudança relativa $(T1-T2) / T1$.

Tabela 3 - Valores das médias das amostras para T1, T2, T1-T2 (Média Dif.) e o desvio padrão de T1-T2 (Desv. Pad. Dif.).

		Média T1	Média T2	Média Dif	Desv. Pad. Dif	Mud. Relativa (%)
Bandas OLI	Banda 4	0.072	0.098	-0.025	0.037	0.35
	Banda 5	0.225	0.164	0.061	0.065	0.27
	Banda 6	0.245	0.268	-0.022	0.066	0.09
	Banda 7	0.146	0.251	-0.105	0.051	0.72
Índices Espectrais	BAI	3.214	4.106	-0.892	1.103	0.28
	CSI	1.638	0.654	0.984	0.478	0.60
	MIRBI	1.053	1.880	-0.827	0.324	0.78
	NBR	0.223	-0.225	0.447	0.169	2.01
	NBR2	0.262	0.030	0.232	0.073	0.89
	NDVI	0.522	0.254	0.267	0.092	0.51
	NDMI	-0.038	-0.255	0.216	0.112	5.66
	SAVI	0.235	0.102	0.132	0.052	0.56

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Observa-se na Tabela 2 que a banda com maior valor absoluto de mudança é a banda 7, seguido da banda 5. A maior mudança relativa aconteceu na banda 7. A banda 5 e 6 apresentaram um maior desvio padrão, mostrando uma maior heterogeneidade nas mudanças. Em relação aos índices, as maiores mudanças relativas ocorreram no NDMI, NBR e NBR2. Dentre os índices com maiores mudanças relativas, o NBR2 teve menor valor de desvio padrão.

A Figura 3 mostra os valores de T1 e T2 para cada banda e índice espectral analisado. O eixo X representa os valores antes das queimadas e o eixo Y os valores depois das queimadas. A linha preta representa os valores coincidentes, nos quais não houveram mudanças. Acima da linha preta observam-se os valores com mudanças positivas (valores com acréscimo após a

queimada) e, abaixo da linha preta, as mudanças negativas (valores com decréscimo após a queimada).

Figura 3 - Dispersão dos valores antes e depois das queimadas.

(continua)

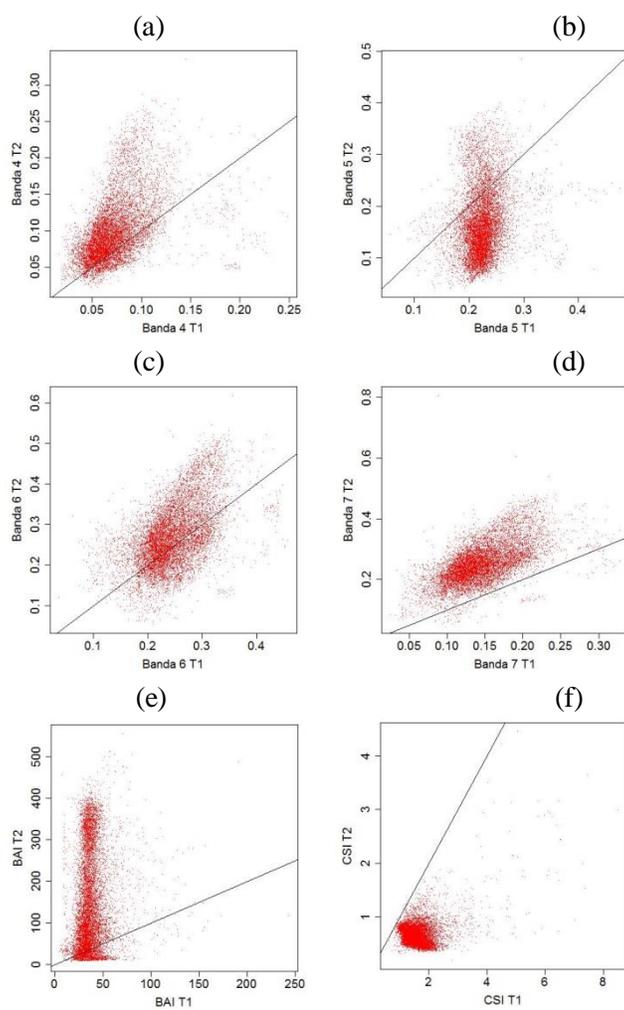
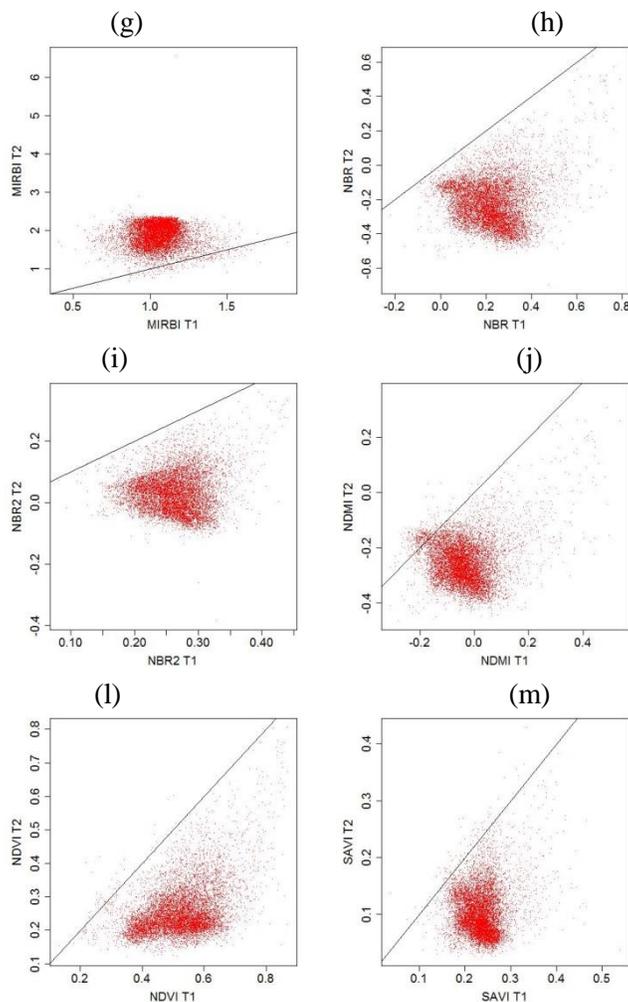


Figura 3 - Dispersão dos valores antes e depois das queimadas.

(conclusão)



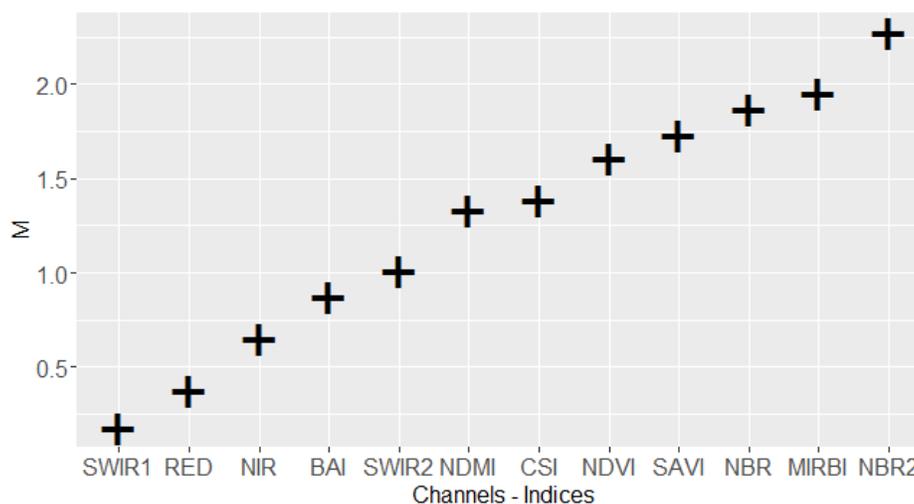
Legenda: No eixo Y estão os valores depois das queimadas e no eixo X os valores antes. A linha preta representa os dados coincidentes. Dispersão dos valores T1 e T2 para: (a) banda 4; (b) banda 5; (c) banda 6; (d) banda 7; (e) índice BAI; (f) índice CSI; (g) índice MIRBI; (h) índice NBR; (i) índice NBR2; (j) índice NDMI; (l) índice NDVI; (m) índice SAVI.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

3.3 Índice M de separabilidade e histograma de sobreposição

O cálculo do índice M mostrou que os índices espectrais que utilizam o espaço espectral SWIR 1 e SWIR 2 (NBR2 e MIRBI) foram os que apresentaram maior separabilidade. Em seguida, os índices espectrais NBR, SAVI, NDVI. Já os piores resultados entre os índices foram o BAI, NDMI e o CSI, o pior deles foi o BAI. Entre as bandas espectrais analisadas, o SWIR 2 foi o que apresentou maior separabilidade, seguido do NIR. Os valores mais baixos do índice M entre as bandas foram o RED e o SWIR1. A Figura 4 apresenta o gráfico com os valores de M para cada banda e índice espectral analisados neste trabalho.

Figura 4 - Índice de separabilidade M calculado para quatro bandas OLI e 8 índices espectrais.



Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

O índice M representa a sobreposição dos valores analisados. Dessa forma, foram construídos histograma dos valores antes e depois das queimadas para avaliar o quanto os valores estão sobrepostos. A Figura 5 apresenta os

histogramas antes de depois das queimadas para as bandas e os índices espectrais analisados por este trabalho.

Figura 5 - Histograma de sobreposição dos dados.

(continua)

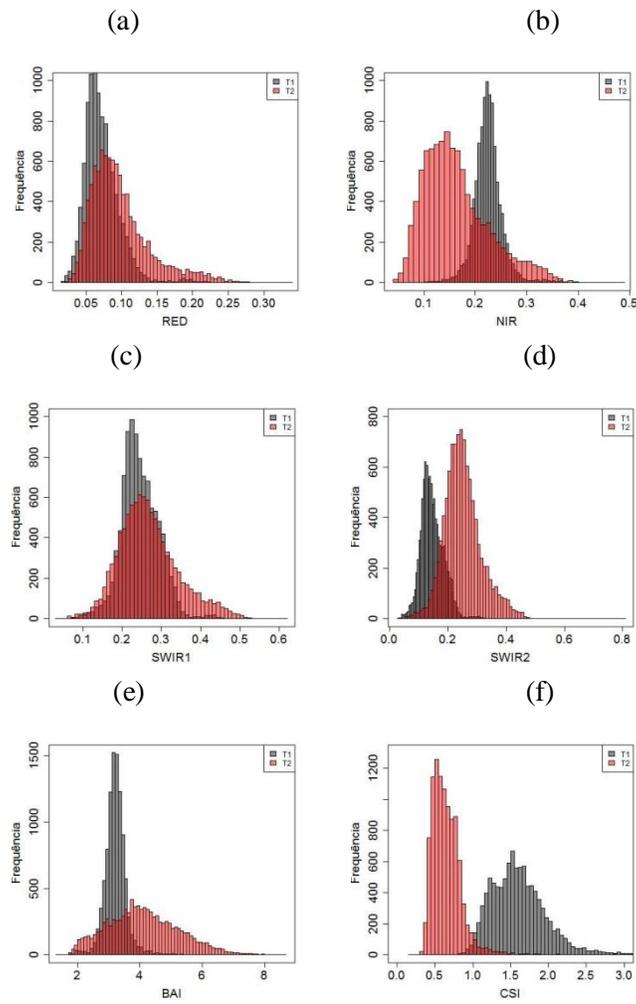
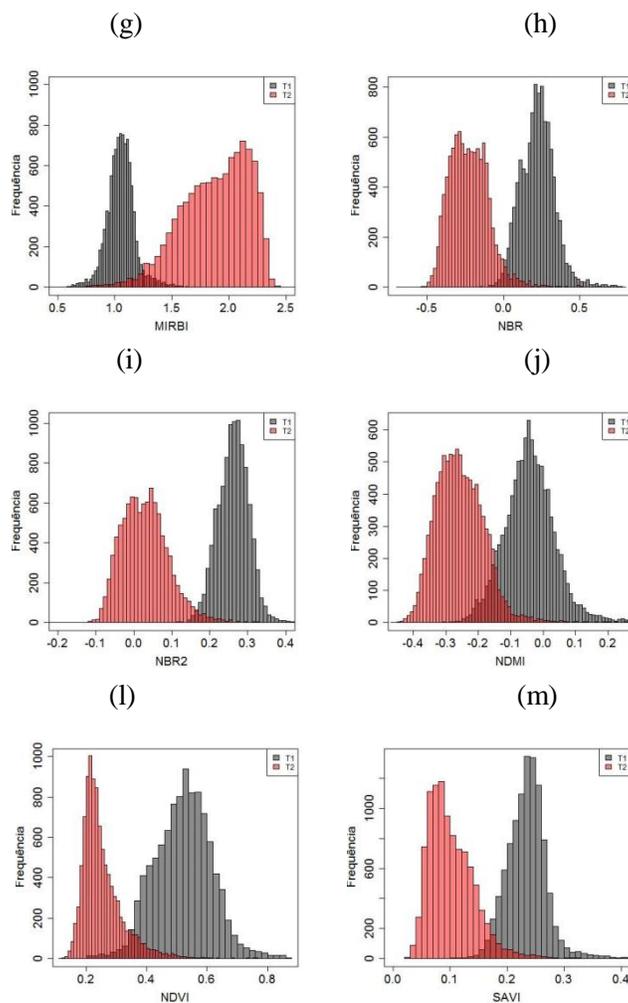


Figura 5 - Histograma de sobreposição dos dados.

(conclusão)



Legenda: No eixo Y estão os valores da frequência absoluta e no eixo X os valores dos índices. As barras mais escuras representam os valores pós queimadas e as mais claras antes das queimadas. As Figuras representam os seguintes histogramas: (a) banda 4; (b) banda 5; (c) banda 6; (d) banda 7; (e) índice BAI; (f) índice CSI; (g) índice MIRBI; (h) índice NBR; (i) índice NBR2; (j) índice NDMI; (l) índice NDVI; (m) índice SAVI.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Ao encontro com os resultados do índice M, os canais espectrais, observa-se uma menor sobreposição da banda 7 (SWIR2). Já entre os índices, a

menor sobreposição está no NBR2. Por outro lado, observa-se uma grande sobreposição da banda 6 (SWIR1) e do índice BAI, no qual o índice M mostrou uma baixa separabilidade entre os dados antes e depois das queimadas.

4 DISCUSSÃO

Os índices espectrais são calculados com base nos valores de refletância dos canais espectrais dos sensores orbitais. Dessa forma, as características da vegetação interferem diretamente nos valores de refletância e nas variações temporais desses valores.

As mudanças da refletância no comprimento de ondas da faixa do visível (0.4-0.7 μm) ocorrem devido à presença de pigmentos presentes na folha. Os pigmentos fotossintéticos com as clorofilas absorvem a energia solar no comprimento de ondas na região do azul (~0,445 μm) e do vermelho (~0,7 μm) e refletem com maior intensidade a cor verde (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Em regiões do Cerrado, os incêndios são provocados, em sua maioria, na estação da seca, quando a vegetação está em senescência, apresentando valores de refletância comprimento de ondas do visível acima do normal (FRANÇA, 2004). As mudanças nesse comprimento de ondas não são muito expressivas, não há indicação para o mapeamento de áreas queimadas em imagens de satélites (KOUTSIAS; KARTERIS, 1998; PEREIRA et al., 1999; PEREIRA; SETZER, 1993; PONZONI; LEE; HERNANDEZ-FILHO, 1986). Neste estudo, a banda 4 (comprimento de ondas do vermelho) não apresentou boa separabilidade.

A região do infravermelho próximo (0,72 – 1,1 μm) tem uma baixa absorção da radiação solar por parte das folhas (PONZONI et al., 2012) e, conseqüentemente, uma alta refletância. Após a ocorrência de uma queimada, os valores desse canal apresentam um decréscimo. Segundo França, 2004, a queda de valores de refletância desse canal, após a queimada, é um consenso na literatura, independentemente do ecossistema ou da cobertura vegetal.

No entanto, algumas exceções são relatadas nos trabalhos de (PEREIRA et al., 2016; SILVA; SÁ; PEREIRA, 2005). Nesses estudos, os autores

verificaram um acréscimo do valor de refletância do canal NIR em algumas queimadas em áreas de savanas. Solos com cores esbranquiçadas (como por exemplo neossolos) e secos, material combustível fino (poucas gramíneas), dispersão das cinzas e regeneração da vegetação podem explicar o aumento dos valores de refletância do NIR após uma queimada. No gráfico de dispersão da mudança desse canal (Figura 4), observa-se um aumento desses valores em algumas regiões. Estes valores estão representados pelos pontos acima da reta.

O comprimento de ondas da região do SWIR tem como característica a absorção da refletância pela presença de água na folha, é mais considerável essa absorção na região espectral de 1,3 μm a 2,0 μm (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Assim, a perda de água contida nos tecidos das plantas são o fator determinante para o aumento da refletância desse canal após uma queimada (FRANÇA, 2004).

A banda 5 apresentou uma baixa queda nos valores de refletância e uma alta sobreposição dos dados antes e depois das queimadas. Pereira et al. (2016) detectaram baixas mudanças desses valores em cicatrizes de queimadas com pequeno acréscimo da média depois de uma queimada. Isso indica uma variação no comportamento desse canal após as queimadas. Assim, como nesse estudo, Koutisias et al. (2010) indicaram que o SWIR1 não segue um padrão espectral único. Esses autores indicam que o sinal espectral das queimadas nesse comprimento de onda depende, principalmente, do tipo de vegetação queimada.

Nesse mesmo estudo, os autores verificaram um padrão consistente do comprimento de ondas do SWIR2 (2.1 μm), apresentando acréscimos nos valores de refletância em todas as queimadas (KOUTSIAS et al., 2010). Assim como neste trabalho, no qual pode-se verificar pelo gráfico de dispersão de mudanças e pelo índice M, que esse canal possui uma maior capacidade de distinção de áreas queimadas para a área deste nosso estudo.

Observa-se, a partir da análise gráfica dos espaços espectrais das bandas analisadas, que a menor sobreposição está no espaço que utilizam as bandas 6 e 7. Esse resultado vai ao encontro dos trabalhos de Pereira et al. (2015a) e Trigg e Flasse (2001), no qual este espaço é apontado como o melhor na separabilidade de queimadas e áreas de Savanas.

O espaço espectral das bandas 4 e 5, apesar de serem muito utilizadas em estudos envolvendo vegetação, não apresentam bons resultados, quando comparados ao espaço das bandas 6 e 7. Pereira (1999) também não encontrou bons resultados nesse espaço espectral para a região de Portugal, estudando índices em imagens AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), indicando como não adequado para o mapeamento de queimadas.

Assim como neste estudo, Melchiori et al. (2014), Pereira et al. (2015a, 2016) e Trigg e Flasse (2001) indicam que o melhor espaço espectral para a discriminação de áreas queimadas está nos canais SWIR 1-SWIR 2. Ao encontro com esses trabalhos, os índices com maior separabilidade foram o NBR2 e o MIRBI. Melchiori et al. (2015) e Pereira et al. (2015a, 2016) também encontraram melhor separabilidade no índice NBR2 para áreas de Cerrado.

5 CONCLUSÕES

O objetivo deste estudo foi verificar qual índice espectral tem a melhor capacidade de discriminar áreas queimadas em imagens Landsat 8, para regiões do Cerrado. Nesse sentido, pode-se verificar no conjunto das análises propostas, que o melhor índice para discriminar áreas queimadas foi o NBR2. Esses dados corroboram com a literatura sobre os índices espectrais na região do Cerrado.

Entre as bandas analisadas, o SWIR2 apresentou uma maior capacidade de discriminação dos dados e uma maior estabilidade no comportamento espectral, com um acréscimo dos valores de refletância pós fogo.

Apesar do comportamento do canal NIR ser consenso na literatura, apresentando um decréscimo, neste estudo podem ser verificados alguns acréscimos nos valores de refletância desse canal, pós-fogo.

Por fim, recomenda-se a utilização do índice NBR2 para o mapeamento de queimadas para a região estudada.

REFERÊNCIAS

- BASTARRIKA, A. **Cartografía automática de área quemada a nivel local-regional mediante algoritmos de contexto espacial**. 2009. 283 p. Tese (Doctorado de Cartografía, S.I.G. y Teledetección)-Universidad de Alcalá, Alcalá Henaes, 2009.
- BASTARRIKA, A.; CHUVIECO, E.; MARTÍN, M. P. Mapping burned areas from Landsat TM ETM+ data with a two-phase algorithm, balancing omission and commission errors. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 4, p. 1003-1012, Apr. 2011.
- BOSCHETTI, L. et al. MODIS-Landsat fusion for large area 30m burned area mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 161, p. 27-42, Mar. 2015.
- CARVALHO, L. G. de et al. Clima. In: _____. **Zoneamento ecológico-econômico do Estado de Minas Gerais**: componentes geofísico e biótico. Lavras: Ed. UFLA, 2008. p. 89-102.
- CARVALHO, L. M. T. et al. Flora. In: _____. **Zoneamento ecológico-econômico do Estado de Minas Gerais**: componentes geofísico e biótico. Lavras: Ed. UFLA, 2008. p. 137-150.
- CARVALHO, L. M. T. et al. Projeto monitoramento 2005. In: SCOLFORO, J. R. S.; CARVALHO, L. M. T. de (Ed.). **Mapeamento e inventario da flora nativa e reflorestamentos de Minas Gerais**. Lavras: Ed. UFLA, 2006. v. 1, p. 58-63.
- CHUVIECO, E. et al. Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 94, n. 4, p. 450-465, 2005.
- CHUVIECO, E.; MART, M. P.; PALACIOS, A. Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. **International Journal Remote Sensing**, Basingstoke, v. 23, n. 23, p. 5103-5110, 2002.
- FRANÇA, H. Identificação e mapeamento de cicatrizes de queimadas com imagens AVHRR/NOAA. In: _____. **Aplicações ambientais brasileiras dos satélites NOAA e TIROS-N**. São Paulo: Oficina de Textos, 2004. p. 57-78.

GAO, B. C. NDWI: a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

KAUFMAN, Y. J.; REMER, L. Remote sensing of vegetation in the mid-IR: the 3.75 μm channels. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, New York, v. 32, p. 672-683, 1994.

KEY, C. H.; BENSON, N. C. **The Normalized Burn Ratio (NBR)**: a Landsat TM radiometric measure of burn severity. Washington: U.S. Department of the Interior, Northern Rocky Mountain Science Centre, 1999.

KOUTSIAS, N. Spectral signatures of burned surfaces: evidence from hyperspectral remote sensing data. In: **HYPERSPECTRAL 2010 WORKSHOP**, 2010, Frascati. **Proceedings...** Frascati, 2010. 1 CD-ROM.

KOUTSIAS, N. et al. Spectral signatures of burned surfaces: evidence from hyperspectral remote sensing data. In: **PROCEEDINGS OF HYPERSPECTRAL**, 2010, Frascati. **Proceedings...** Frascati, 2010. p. 17-19.

KOUTSIAS, N.; KARTERIS, M. Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 19, n. 18, p. 3499-3514, 1998.

LIBONATI, R. et al. On a new coordinate system for improved discrimination of vegetation and burned areas using MIR/NIR information. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 6, p. 1464-1477, 2011.

MELCHIORI, A. E. et al. Spectral indices and multi-temporal change image detection algorithms for burned area extraction in the Brazilian Cerrado. In: **SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO**, 17., 2014, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: INPE, 2014. 1 CD-ROM.

MELCHIORI, A. E. et al. Spectral indices and multi-temporal change image detection algorithms for burned area extraction in the Brazilian Cerrado. In: **SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO**, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 643-650.

MOUILLOT, F. et al. Ten years of global burned area products from spaceborne

remote sensing: a review, analysis of user needs and recommendations for future developments. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 64-79, Feb. 2014.

PEREIRA, A. A. et al. Análise dos focos ativos em Minas Gerais entre os anos de 2008 a 2013. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015a. p. 3097-3104.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de índices espectrais para identificação de áreas queimadas no cerrado utilizando dados LandSat TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 68, p. 1665-1680, 2016.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de nove índices espectrais quanto a separabilidade entre queimadas e diferentes alvos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015b. p. 3105-3112.

PEREIRA, J. M. C. Vegetation indexes for burned surface detection a comparative evaluation of NOAA / AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 37, n. 1, p. 217-226, 1999.

PEREIRA, J. M. C. et al. 7 spectral characterisation and discrimination of burnt areas. In: _____. **Remote sensing of large wildfires**. Berlin: Springer, 1999. p. 123-138.

PEREIRA, M. C.; SETZER, A. Spectral characteristics of fire scars in Landsat 5tm images of Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 14, n. 11, p. 2061-2078, 1993.

PONZONI, F. J.; LEE, D. C. L.; HERNANDEZ-FILHO, P. Avaliação da área queimada e da regeneração da vegetação afetada pelo fogo no PARNA de Brasília através de dados TM/LandSat. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 6., 1986, Gramados. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1986. p. 615-621.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação**. 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2012. 160 p.

ROUSE, W.; HAAS, R. H.; DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems**

in the Great Plains with ERT: third earth resources technology Satellite-1 symposium, volume I, technical presentations. Washington: NASA, 1974. 309 p.

SILVA, J. M. N.; SÁ, A. C. L.; PEREIRA, J. M. C. Comparison of burned area estimates derived from SPOT-VEGETATION and Landsat ETM+ data in Africa: influence of spatial pattern and vegetation type. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 96, p. 188-201, 2005.

SMITH, A. M. S. et al. Production of Landsat ETM+ reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstock, v. 28, n. 12, p. 2753-2775, 2007.

TANSEY, K. et al. A global inventory of burned areas at 1 km resolution for the year 2000 derived from spot vegetation data. **Climatic Change**, Cambridge, v. 67, n. 2/3, p. 345-377, 2004.

TRIGG, S.; FLASSE, S. An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 22, n. 13, p. 2641-2647, 2001.

VERAVERBEKE, S.; HARRIS, S.; HOOK, S. Evaluating spectral indices for burned area discrimination using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 10, p. 2702-2709, 2011.

**ARTIGO 2 - NOVO PROCEDIMENTO DE ALGORITMOS HÍBRIDOS
NO MAPEAMENTO DE QUEIMADAS UTILIZANDO
CLASSIFICADOR DE CLASSE ÚNICA SUPPORT VECTOR MACHINE**

ARTIGO FORMATADO DE ACORDO COM A NBR 6022 (ABNT, 2003).

RESUMO

Neste artigo, é apresentado um algoritmo desenvolvido para o mapeamento automático de áreas queimadas em imagens Landsat, com base na coleta de amostras por focos ativos e o classificador de classe única Support Vector Machine. Foram utilizadas imagens Landsat 8 (OLI), focos ativos do sensor VIIRS (*Visible Infrared Imaging Radiometer Suite*) e o classificador da classe de estatística de aprendizagem, *Support Vector Method For Novelty Detection* (SVM-OC). A área escolhida para o desenvolvimento deste trabalho faz parte do Mosaico de Unidades de Conservação do Alto Médio São Francisco e está localizada no norte do estado de Minas Gerais, região sudeste do Brasil. As etapas do algoritmo são: 1) compósito multitemporal; 2) seleção de amostras coletadas por focos ativos; 4) escolha do kernel e ajuste dos parâmetros; 5) ajuste do modelo de classificação. Os compósitos multitemporais foram construídos com base no índice NBR2. A seleção das amostras coletadas por meio de focos ativos é feita através de limiares definidos por meio da distribuição dos dados e pelo método de classificação natural break. A escolha do kernel e ajuste dos parâmetros é realizada por meio da validação cruzada de 75 combinações. O ajuste do modelo de classificação é feito com base nos resultados da etapa anterior. Os resultados mostram que as vantagens do método proposto são: 1) a automação da coleta de amostras por meio de focos ativos, 2) automação da escolha do kernel e dos parâmetros do SMV-OC e 3) a detecção de queimadas sem a presença de focos ativos. Como vantagens do método proposto podemos destacar a automação de todo processo de classificação, utilizando apenas amostras de queimadas.

New hybrid algorithm procedure for mapping wildfires using the Support Vector Machine single class classifier

ABSTRACT

In this article, an algorithm was developed for the automatic mapping of wildfire areas using Landsat images, based on samples collected from active hotspots and the Support Vector Machine single class classifier. Landsat 8 images (OLI), active hotspots of the VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) sensor and learning statistic class classifier, Support Vector Method for Novelty Detection (SVM-OC), were used. The area chosen for developing this work is part of the Mosaic of Conservation Units of the High Medium São Francisco River, and is located in Northern Minas Gerais, Brazil. The stages of the algorithm are: 1) multi-temporal composite; 2) selection of samples collected at active hotspots; 3) choice of the kernel and parameter adjustment; 4) adjustment of the classification model. The multi-temporal composites were constructed based on the NBR2 index. The selection of samples collected at active hotspots is done by limits defined by data distribution and the natural break classification method. The choice of kernel and the adjustment to the parameters is done by cross validation of 75 combinations. The adjustment of the classification model is done based on the results from the previous stage. The results show that the advantages of the proposed method are: 1) the automation of sample collection by means of active hotspots; 2) automation of the choice of kernel and SMV-OC parameters and 3) the detection of wildfires without the presence of active hotspots. The automation of the entire classification process using only wildfire samples can be highlighted in the advantages of the proposed method.

Keywords:

1 INTRODUÇÃO

Quando frequente e recorrente, o fogo é considerado uma das principais ameaças à biodiversidade. No entanto, diversos ecossistemas dependem do fogo para sua manutenção ecológica, como no caso do Cerrado (COUTINHO, 2006; MIRANDA; SATO, 2005). Esses biomas são considerados dependentes do fogo, onde a mudança na frequência das queimadas ou a extinção total podem comprometer a sua integridade (SHLISKY et al., 2007).

Entender a dinâmica do fogo, como por exemplo, frequência, recorrência e intensidade, é fundamental para conhecer os aspectos ecológicos do fogo, bem como avaliar os possíveis danos. Nesse sentido, o registro das ocorrências de queimadas são dados importantes para uma análise (SOARES; BATISTA; SANTOS, 2006).

Além disso, estudos envolvendo as emissões de gases do efeito estufa na atmosfera provenientes de queimadas têm sido cada vez mais frequente nos últimos anos (LIOUSSE et al., 2004; MOUILLOT et al., 2006). O crescente interesse em mudanças climáticas aumentou também a necessidade de obter informações confiáveis sobre quanto se queima anualmente no globo terrestre (MOUILLOT et al., 2014). Dessa forma, diversos estudos foram desenvolvidos com o intuito de mapear queimadas, por meio de imagens de satélite (ALONSO-CANAS; CHUVIECO, 2015; BASTARRIKA; CHUVIECO; MARTÍN, 2011; BOSCHETTI et al., 2015; GIGLIO et al., 2009; LIBONATI et al., 2015).

Esses estudos utilizam base de dados proveniente de sensores orbitais, com diferentes características espectral, espacial e temporal. Essas características são importantes e estão relacionadas a aspectos fundamentais do sensoriamento remoto de queimadas como confusões espectrais (ex. sombra, água, rocha, agricultura), mapeamento de pequenas queimadas e problemas em função da recorrência de nuvens (PEREIRA, 2003).

Os mapas de queimadas derivados de satélites de baixa resolução espacial, como por exemplo MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) e NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*), possuem a vantagem de uma maior cobertura de monitoramento e maior frequência de dados. Entretanto, o tamanho do pixel mostra ser um fator limitante no mapeamento de pequenas queimadas (ARAÚJO, 2015; SILVA; SÁ; PEREIRA, 2005). Outro fator limitante é a generalização do processo que não permite tratar as características regionais de cada bioma (LIBONATI et al., 2015).

Por outro lado, imagens de melhor resolução espacial, como por exemplo imagens Landsat, possuem a vantagem de mapear pequenas queimadas omitidas por satélites de baixa resolução espacial. Entretanto, a baixa frequência temporal (16 dias) é um fato limitante, uma vez que diminuem as chances de obter imagens livre de nuvens, principalmente nos trópicos, onde a incidência de nuvens é maior (PEREIRA, 2003).

Produtos locais de áreas queimadas abrangem uma menor cobertura espacial dos dados, porém, possuem uma melhor acurácia, devido à baixa/moderada resolução espacial. Esses dados, além de serem úteis para a gestão ambiental local, são utilizados para a validação dos dados de queimadas obtidos por sensores de baixa resolução espacial (BOSCHETTI et al., 2015; LIBONATI et al., 2015; PADILLA et al., 2015; SMITH et al., 2007)

A combinação entre sensores de baixa resolução espacial com sensores de melhor resolução espacial tem se mostrado uma alternativa viável para o mapeamento de queimadas. Entretanto, a produção sistemática de dados sobre áreas queimadas preconiza a necessidade de automação desse procedimento, sem a necessidade de intervenção humana (BOSCHETTI et al., 2015).

Para a automação do mapeamento de queimada, diversos estudos indicam o uso de focos ativos combinado com dados de refletância. Geralmente,

esses dados têm resolução espacial e temporal semelhantes e são definidos usando dados capturados pelo mesmo sensor (por exemplo, sensores a bordo dos satélites MODIS ou NOAA). A localização e a data dos focos são usados para caracterizar estatisticamente pixels de queimadas em termos de refletância ou índices espectrais (FRASSER; LI; CIHLAR, 2000; GIGLIO et al., 2009; ROY et al., 1999), ou então, utilizar focos ativos como "sementes" em algoritmos de crescimento de região (ALONSO-CANAS; CHUVIECO, 2015; CAO et al., 2009; LIBONATI et al., 2015), chamados de algoritmos híbridos.

No entanto, em algoritmos híbridos que utilizam focos ativos e refletância de diferentes sensores, nem todos os focos estão dentro das cicatrizes de queimadas (HANTSON et al., 2013; PEREIRA et al., 2012). Dessa forma, há necessidade de uma classificação prévia desses dados para utilizá-los nesse tipo de algoritmos.

Alguns trabalhos sugerem o uso de limiares fixos para a identificação de áreas com características espectrais de queimadas, com base em estudos prévios e conhecimento das características de cada índice (LIBONATI et al., 2015; SIMON et al., 2004). Outros trabalhos indicam o uso de limiares não fixos, com base na média e no desvio padrão de dados de refletância ou índices espectrais (FRASSER; LI; CIHLAR, 2000; ROY et al., 1999). Porém, limiares com critério único de média e desvio padrão não funcionam bem para diferentes dados de diferentes fontes, como focos ativos e refletância de diferentes sensores (VAFEIDIS; DRAKE, 2005).

Alonso-Canas e Chuvieco (2015) propõe a escolha de limiares regionais com base na análise da função de densidade acumulada (CDF) dos dados de refletância do canal infravermelho médio (NIR) do sensor MERIS (*MEDium Resolution Imaging Spectrometer*). As amostras de queimadas foram coletadas por meio dos focos ativos MODIS e as amostras de não queimadas coletadas em áreas que não possuíam focos ativos em um grid de 64 x 64 pixels MERIS. A

intersecção do decil inferior das queimadas com o primeiro decil de amostras de não queimadas define os limiares de cada cena. A desvantagem desse método está na necessidade de gerar amostras de não queimadas. Embora improvável, é possível que possa haver queimadas sem focos ativos e algumas amostras podem ser queimadas.

Assim, um dos problemas em coletar amostras por meio de focos ativos é que apenas a classe queimada é amostrada. Em casos em que se tem amostra de apenas uma classe de interesse, os classificadores de classe única têm atraído uma atenção significativa na comunidade de pesquisa, como mostra o crescente número de publicações nesse campo (PIMENTEL et al., 2014). O objetivo principal é construir classificadores sobre os quais apenas uma classe é bem amostrada e bem caracterizada pelos dados de treinamento.

Porém, a principal limitação dos algoritmos híbridos desenvolvidos é a necessidade da presença de, pelo menos, um foco ativo sobre a cicatriz de queimada. Boschetti et al. (2015) aplicaram um algoritmo híbrido em imagens Landsat, utilizando focos ativos para caracterização das queimadas. Os resultados mostraram omissão de polígonos grandes devido à ausência de focos ativos.

A hipótese testada neste nosso estudo é que a utilização de classificadores de classe única pode resolver o problema de queimadas não detectadas por focos, uma vez que esses dados são utilizados apenas para ajustar o modelo de classificação e não como crescimento de regiões, onde são mapeadas apenas queimadas com presença de focos ativos.

O *Support Vector Method For Novelty Detection* (SVM-OC) (SCHOLKOPF et al., 2000) é uma variação do classificador *Support Vector Machine* (SVM), desenvolvido para problemas sobre os quais se têm apenas amostras de uma classe. Esse método pertence à classe de aprendizagem de estatística e está em consonância com o princípio de Vapnik de nunca resolver

um problema que é mais geral do que o que realmente precisamos resolver (SCHÖLKOPF et al., 2000). Em termos gerais, a aprendizagem estatística supervisionada envolve a construção de um modelo para prever, estimar ou classificar, com base em amostras de treino (JAMES et al., 2000).

Em Pimentel et al. (2014), pode-se encontrar uma revisão sobre diversos estudos em diferentes aplicações de classificadores de classe única. No entanto, poucos trabalhos utilizam esses classificadores para mapeamento de áreas queimadas (MAZHER; LI; ZHANG, 2012; SONG et al., 2016) avaliaram diferentes métodos de classificadores de classe única e apresentaram bons resultados para o mapeamento de queimadas. No entanto, a coleta de amostra é requerida pelo usuário, o que impossibilita a automação de todos os processos.

Uma desvantagem dos métodos de estatística de aprendizagem é que seu uso efetivo depende dos valores de alguns parâmetros definidos pelo usuário (JAMES et al., 2000). A escolha desses parâmetros influencia diretamente nos resultados dos dados (HUANG; DAVIS; TOWNSHEN, 2002).

Diante dessas circunstâncias, identificamos os seguintes problemas:

- (i) Necessidade de automação dos mapas de áreas queimadas.
- (ii) Mapear queimadas sem detecção de focos ativos, utilizando algoritmos híbridos, existe a necessidade de selecionar focos por meio de limiares regionais, de acordo com as características da imagem.
- (iii) Problema da amostra de uma única classe.
- (iv) Necessidade de ajustar parâmetros mais adequados aos classificadores de aprendizagem de máquinas de forma automática.

Dessa forma, o objetivo deste estudo foi desenvolver um método automático para mapeamento de áreas queimadas em imagens Landsat 8, com

base na coleta de dados por meio de focos ativos VIIRS (*Visible Infrared Imaging Radiometer Suite*) e o classificador de SVM-OC.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

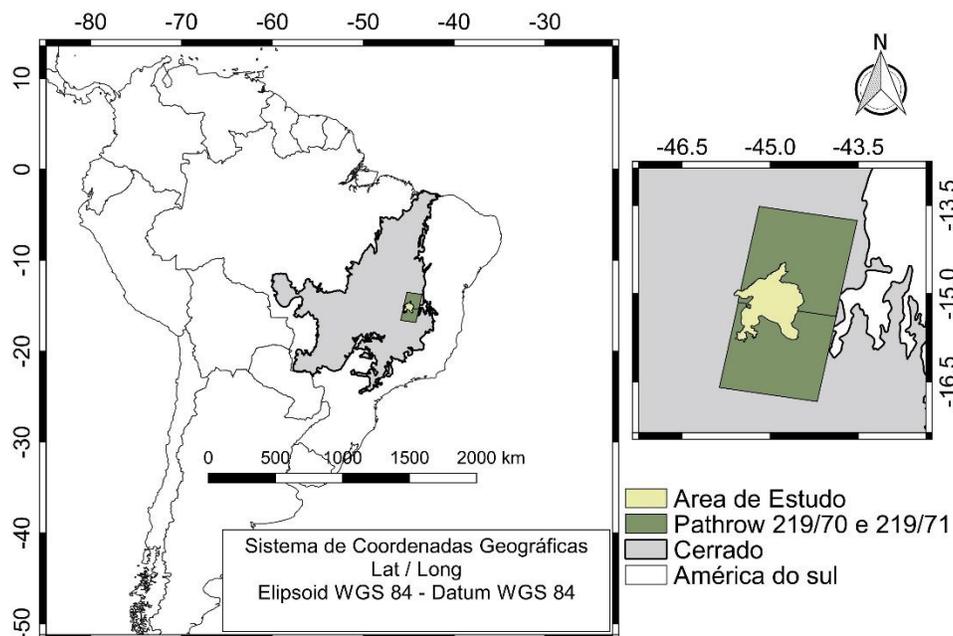
2.1 Área de estudo e dados utilizados

A área de estudo está localizada no norte do estado de Minas Gerais, região sudeste do Brasil e faz parte do Mosaico de Unidades de Conservação do Alto Médio São Francisco. A região possui uma área de 9.772,8 km² e é considerada de alta relevância ecológica devido à alta diversidade das fitofisionomias e grau de conservação da flora (CARVALHO, L. G. et al., 2008).

O bioma presente na área de estudo é o Cerrado com diferentes fitofisionomias; Cerrado Strictu Sensu, Campo Cerrado, Campo, Veredas e Florestas Estacionais (CARVALHO et al., 2006). O clima da região é caracterizado por uma transição entre os climas subúmido seco e semiárido com precipitação média anual variando de 818 a 1076 mm e a temperatura média anual de 22,2 a 26,2° C (CARVALHO, L. M. et al., 2008).

Na região do estudo estão localizadas três Unidades de Conservação (UCs) de Uso Sustentável Área de Proteção Ambiental (APA) Pandeiros, APA Gibão e Cochá, Reserva do Desenvolvimento Sustentável Veredas do Acari, além de três UCs de Proteção Integral (Parque Estadual (PQE) Serra das Araras, PQE Veredas do Peruaçu, e Refugio Selvagem da Vida Silvestre Rio Pandeiros). As condições da vegetação e do clima fazem dessas UCs as mais críticas em relação às queimadas no estado de Minas Gerais (PEREIRA et al., 2014). A Figura 1 mostra a área de estudo.

Figura 1 – Área de Estudo e cenas Landsat 8 utilizadas neste trabalho (Path/row 219/70 e 219/71).



Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Foram utilizados dados do satélite Landsat 8 (OLI - *Operacional Land Imager*), focos ativos do sensor VIIRS. Abaixo uma breve descrição dos dados, como foram adquiridos e do período analisado.

As imagens do Landsat 8 utilizadas neste trabalho, possuem uma resolução espacial de 30 metros nos canais do visível (VIS) (0,4 - 0,7 μm), infravermelho próximo (NIR) (0,8 μm), infravermelho de ondas curtas (SWIR 1 e SWIR 2) (1,6 e 2,1 μm) e uma revisita de 16 dias. Essas imagens foram adquiridas na base de dados do Serviço Geológico dos Estados Unidos (<https://earthexplorer.usgs.gov/>), já com correções geométricas e atmosféricas.

Foram utilizados os dados de refletância ao topo da superfície (TOC) dos canais vermelho (RED) (0,6 μm), infravermelho próximo (NIR) (0,8 μm),

infravermelho de ondas curtas (SWIR 1 e SWIR 2) (1,6 e 2,1 μm) e também a banda de avaliação da qualidade, contendo as máscaras de nuvens e água.

Para a escolha das datas, considerou-se pelo menos uma imagem por mês, dentre agosto a dezembro de 2015, período em que se encontram 91% dos focos ativos VIIRS. Ao todo foram utilizadas 12 imagens, 6 para cada órbita ponto. As cenas e as datas utilizadas podem ser observadas na Tabela 2:

Tabela 1 - Datas das imagens Landsat 8 utilizadas neste estudo.

Órbita Ponto	Datas
219/70 219/71	6/8/2015
	7/9/2015
	23/09/2015
	9/10/2015
	10/11/2015
	12/12/2015

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Foi realizado o mosaico com as cenas 219/70 e 219/71 para obter imagens da área de estudo.

Para a coleta de amostras de entrada no modelo de classificação, foram utilizados focos ativos derivados do sensor VIIRS a bordo do satélite *Suomi-National Polar-orbiting Partnership* (SCHROEDER et al., 2014).

Os focos VIIRS utilizados neste trabalho possuem uma resolução espacial de 375 metros e um ciclo de revisita de duas vezes ao dia. A alta resolução espacial desse sensor, quando comparado a outros sensores utilizados na detecção de focos ativos, faz com que tenha uma maior sensibilidade à detecção de queimadas menores (SCHROEDER et al., 2014).

A escolha dos focos VIIRS levou em consideração a alta coincidência espacial quando comparada com focos ativos Landsat 8, analisados por

Schroeder et al. (2014) que compararam espacialmente os focos ativos VIIRS com focos detectados em imagens Landsat 8, em horário de passagem coincidentes.

Oliva e Schroeder (2015) avaliaram o desempenho desses focos para mapear diretamente áreas queimadas e indicaram que o VIIRS tem mais detecções quando comparados aos outros focos ativos, principalmente, pequenas queimadas. Os autores sugerem como trabalhos futuros, avaliar o potencial do VIIRS em algoritmos híbridos que combinam com o sinal espectral das áreas afetadas pelo fogo.

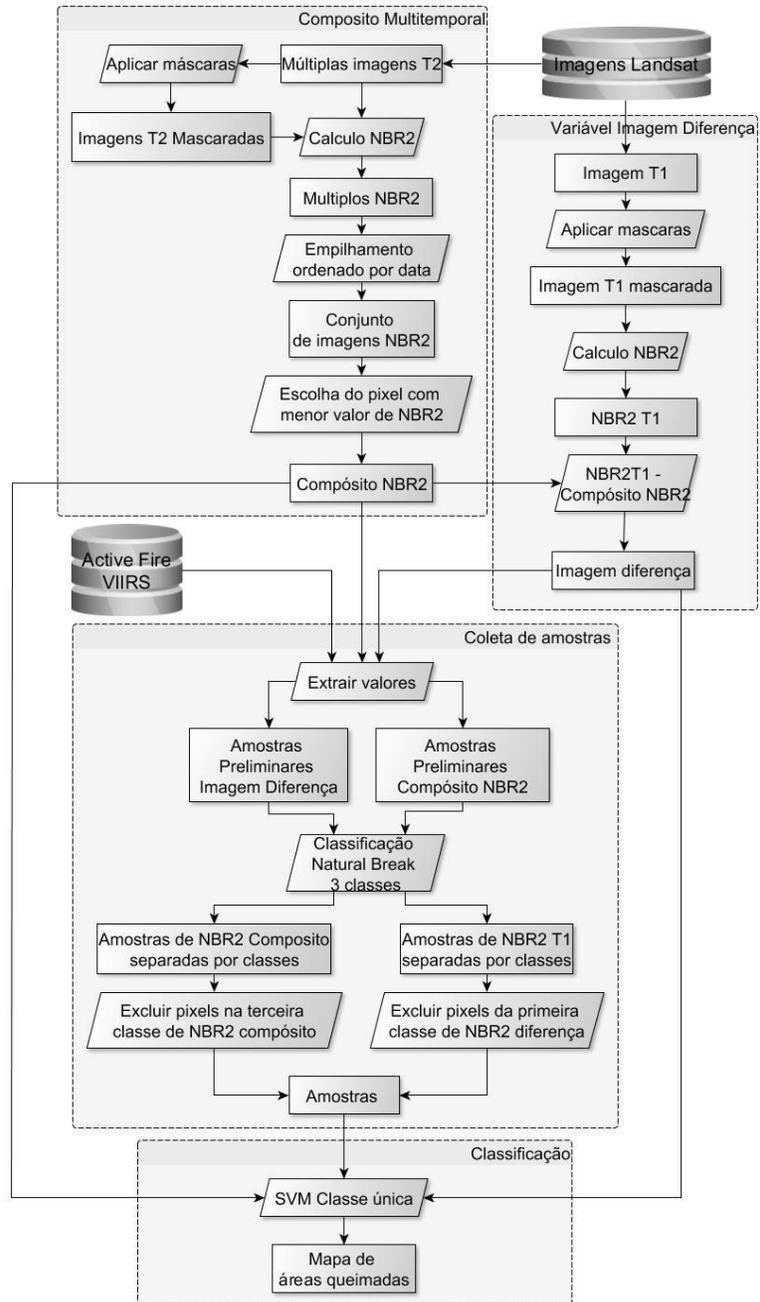
Os focos VIIRS utilizados correspondem ao período de 6 de agosto a 12 de dezembro de 2015 e foram adquiridos pelo banco de dados de queimadas do INPE (bdqueimadas) (<http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/>).

2.2 Metodologia

2.2.1 Desenvolvimento do algoritmo

O algoritmo foi desenvolvido por meio das seguintes etapas: 1) compósito multitemporal e variável imagem diferença; 2) coleta de amostras; 3) classificação;

Figura 2 - Fluxograma do algoritmo desenvolvido.



Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

2.2.1.1 Compósito multitemporal e variável imagem diferença

Na primeira etapa, foi criado um compósito multitemporal a partir das imagens Landsat 8. Os compósitos multitemporais são comumente utilizados para gerar imagens de melhor qualidade, em função do objeto terrestre a ser observado. Essa técnica tem por objetivo escolher o pixel que melhor representa o alvo de interesse, em um conjunto temporal de imagens e tem sido amplamente utilizado em mapeamento de queimadas (BARBOSA; PEREIRA; GRÉGOIRE, 1998; CABRAL et al., 2003; CARREIRAS; PEREIRA, 2005; CHUVIECO et al., 2005; SOUZA; PEREIRA; SILVA, 2003; STROPPIANA et al., 2002).

Apesar de ser uma técnica comumente utilizada em imagens de baixa resolução espacial, poucos trabalhos utilizam essa técnica em imagens de melhor resolução espacial, como imagens Landsat. Bastarrika et al. (2014) desenvolveram uma ferramenta para mapeamento de queimadas em imagens Landsat, na qual se tem a opção de classificar as queimadas através de compósitos. Os compósitos utilizados para o mapeamento eram o máximo NDVI pré-fogo e o máximo NBR pós-fogo. Roy et al. (2010) realizaram o mosaico de imagens anual dos Estados Unidos com base nos valores de máximo NDVI.

Neste estudo, utilizamos a técnica de compósito com base no menor valor do índice NBR2. A escolha do método levou em consideração os trabalhos de Melchiori et al. (2014) e Pereira et al. (2015, 2016) nos quais esse índice foi apontado com maior capacidade de discriminação de áreas queimadas do Cerrado.

Antes do cálculo no NBR2, são aplicadas as máscaras de nuvens/sombras e rios na imagem considerada anterior ao fogo e o conjunto de imagens do conjunto de dados pós-fogo. Com as imagens mascaradas, é realizado o cálculo do NBR2 por meio da seguinte fórmula:

$$(SWIR1 - SWIR2) / (SWIR1 + SWIR2) \quad (1)$$

SWIR1 é a refletância no comprimento de ondas centrado em 1.6 μm e o SWIR2 é a refletância no comprimento de ondas centrado em 2.1 μm .

Após o cálculo do NBR2, as imagens são empilhadas e ordenadas por data. EM seguida, são escolhidos os pixels com menor valor de NBR2, entre as datas analisadas, para gerar o compósito multitemporal. A imagem diferença é calculada entre a diferença da imagem pré-fogo (T1) e o compósito, considerado pós-fogo (T2). Essas duas variáveis são base para a classificação final.

2.2.1.2 Coleta automática de amostras

A coleta de amostras de queimadas para treinar o classificador é realizada da seguinte forma: primeiramente são selecionados os pixels no compósito Landsat 8 que sobrepõe os focos ativos VIIRS. Nessa etapa, os focos são considerados pontos, independentes de sua resolução espacial. Esses pontos são utilizados para extrair a informação do pixel sobre o foco ativo. Essas amostras são consideradas preliminares.

Para excluir erros de comissão dos focos, devido às diferentes resoluções espaciais, são calculadas as funções de densidade cumulativa para T2 e T1 - T2. Após o cálculo da CDF, os dados de T2 e T1 - T2 são divididos em três classes pelo método natural break (FISHER, 1958). Esse método separa os dados de forma não supervisionada, separando os dados em classes que apresentem maior variabilidade entre as si e menor variabilidade dentro das classes (MCMASTER; MCMASTER, 2002).

Após a separação das classes pelo natural break, o limiar de T2 é definido como o limite inferior da terceira classe e o limiar de T1 - T2 é o limite da superior da primeira classe. Com isso, excluem-se os altos valores de NBR2

em T2 e baixos valores de T1 – T2. Dessa forma, para que seja considerado como amostra de treino, o pixel pré-selecionado deve obedecer à seguinte regra:

$$\text{Valor índice em T2} < \text{limite inferior da 3ª classe do índice em T2} \quad (2)$$

E

$$\text{Valor T1 – T2} > \text{limite superior da 1ª classe de T1 - T2} \quad (3)$$

2.2.1.3 Classificação

Os dados selecionados por essa regra servem de entrada como amostras de treino para o SVM-OC (SCHÖLKOPF et al., 2000). Esse classificador é uma variação de classe única do SVM, desenvolvido inicialmente para problemas binários, são construídos hiperplanos que definem um limite de separação ideal entre duas classes (CORTES; VAPNIK, 1995; JAMES et al., 2000; VAPNIK, 1999).

Um hiperplano em duas dimensões é um subespaço unidimensional plano, ou uma linha. Em três dimensões, um hiperplano é um subespaço bidimensional plano. Em mais de 3 dimensões pode ser difícil visualizar um hiperplano, mas a noção de um subespaço plano dimensional (P-1) ainda se aplica (JAMES et al., 2000). Em duas dimensões, um hiperplano é definido pela equação:

$$\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 = 0 \quad (4)$$

na qual β_0 , β_1 e β_2 são parâmetros da função. Observa-se por meio da equação um que se trata de uma equação de uma reta, que separa as classes em duas dimensões. A equação pode ser facilmente para problemas com mais de duas dimensões, inserindo mais uma variável e mais um parâmetro.

Agora, suponha que X não satisfaz a equação acima (4) e ao invés disso; em vez,

$$\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 > 0 \quad (5)$$

Então isso nos diz que X está a um lado do hiperplano. Enquanto que

$$\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 < 0 \quad (6)$$

Podemos dizer que está do outro lado do plano (JAMES et al., 2000). Essa explicação simplificada da separação em duas dimensões de forma linear nos auxilia a entender melhor a construção de hiperplanos por meio de funções kernel na qual a equação linear é substituída por:

$$\langle w, \Phi(x) \rangle + b = 0 \quad (7)$$

e a função de decisão passa a ser definida como (KARATZOGLOU; MEYER; HORNIK, 2006):

$$f(x) = \text{sign}(\langle w, \Phi(x) \rangle + b), \quad (8)$$

na qual $\text{sign}(x) = -1$ se $x < 0$,

$$0 \text{ se } x = 0$$

$$1 \text{ se } x > 0$$

Para problemas de classe única, o SVM-OC funciona criando um limite de decisão esférico em torno de um conjunto de amostras, através de um

conjunto de vetores de suporte que descrevem o limite da esfera (KARATZOGLOU; MEYER; HORNIK, 2006). Para maximizar a margem de separação do limite da esfera, são utilizadas técnicas de otimização de programação quadrática padrão (QP). A otimização do espaço que melhor separa os dados através do SMC-OC, é definida pela função de minimização da programação quadrática descrita abaixo:

Minimize:

$$t(w, \xi, \rho) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \rho + \frac{1}{mv} \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{Sujeito a: } & \langle \Phi(x_i), w \rangle + b \geq \rho - \xi_i \quad (i = 1, \dots, m) \\ & \xi_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, m). \end{aligned}$$

O parâmetro v é utilizado para controlar o volume da esfera que delimita o espaço onde estão concentradas as amostras de treino. O valor de v define um limite superior para a fração de *outliers* encontrada nos dados (KARATZOGLOU; MEYER; HORNIK, 2006). O w é a largura da faixa ao entorno da fronteira de decisão de exclusão ou inclusão dos dados, o m é o número de amostras de treino.

A função retorna +1 em uma região onde estão concentrados os pontos de treinamento e -1 o dado fora dessa região. O limite dessa região e a faixa de permissão dos dados, são definidos pela função kernel e pelos parâmetros “gamma” e “nu” (SCHÖLKOPF et al., 2000).

2.3 Análise das funções Kernel e parâmetros

Para problemas separados não linearmente, são utilizadas funções kernel para a separação entre os dados. As funções kernel mais comumente utilizadas são a Função Radial (RBF), Sigmoide e Polinomial (CHANG; LIN, 2013; CORTES; VAPNIK, 1995). Para este trabalho, foram analisados estes 3 kernels, apresentados na Tabela 2. Os parâmetros γ e grau (para kernel polinomial) estão diretamente relacionados à função kernel. Já o parâmetro “nu” refere-se à largura da faixa de permissão dos dados, considerado o W na equação 9. Esses parâmetros variam de 0 a 1 no caso do γ e W e pode ter grau 1, 2 ou 3.

Tabela 2 - Tabela com funções kernel utilizadas no classificador *support vector machine*, bem como sua fórmula e suas variáveis.

Kernel	Fórmula	Variáveis
Polinomial	$(-\gamma * x * x' + \text{coef0})^{\text{grau}}$	γ , nu, grau
Radial	$\exp(-\gamma * \ x - x'\ ^2)$	γ , nu
Sigmoidal	$\tanh(-\gamma * x * x' + \text{coef0})$	γ , nu

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Para estimar os parâmetros do modelo, foi realizada a validação cruzada por meio de 100 simulações, utilizado para avaliar a capacidade de generalização de um modelo, a partir de um conjunto de dados (KOHAVI, 1995). Nesse sentido, as amostras de focos ativos são divididas em 10 subconjuntos. Esses subconjuntos são separados das amostras e utilizados para classificá-las.

Para cada subconjunto, foram testados o seguinte conjunto de dados e suas combinações:

grau - 1; 2; 3 (somente para o polinomial)

γ - 0,1; 0,25; 0,5; 0,75; 1.

ν - 0,001; 0,01; 0,1; 0,25; 0,5.

Dessa forma, foram testadas 75 combinações de parâmetros do kernel polinomial e 25 combinações dos kernels radial e sigmoide. Para cada kernel foi avaliada a sua acurácia, conforme descrito abaixo.

2.4 Análise de acurácia

A análise dos resultados foi feita por meio de amostras de controle 9.748 amostras dentro das cicatrizes (positivo) e 9.496 amostras fora (negativo), chamados aqui de dados de controle, consideradas independentes do modelo de classificação. Essas amostras foram coletadas aleatoriamente por toda a área, dentro e fora das cicatrizes de queimadas, por meio de interpretação visual.

A validação foi realizada da seguinte forma: o modelo de classificação ajustado com as amostras de focos ativos é utilizado para classificar o conjunto das 19.244 amostras (positivo / negativo). Essa análise foi realizada para o cada kernel, com os parâmetros que apresentarão menor erro na etapa anterior.

Assim, para os três kernels, são calculados os índices Kappa e Exatidão Global (para um intervalo de confiança de 95%). Também foi realizado o teste de McNemar (FOODY, 2004), aplicado para Tabelas de contingência com casos positivos e negativos. A hipótese nula a ser testada indica que as duas probabilidades marginais para cada resultado são as mesmas, isto é, $p_a + p_b = p_c + p_d$ e $p_c + p_d = p_b + p_d$. Nesse trabalho, a hipótese nula testada é se a probabilidade dos erros de omissão e comissão são as mesmas.

Também foi calculada a sensibilidade e especificidade de cada modelo de classificação testado. A sensibilidade e especificidade são calculadas da seguinte forma:

$$\text{Sensibilidade} = A / (A + C) \quad (10)$$

$$\text{Especificidade} = D / (B + D) \quad (11)$$

Esses valores variam de 0 a 1. Valores de sensibilidade próximos a 1 representam alta probabilidade de detecção de queimadas e valores de especificidade próximos de 1 representa baixa probabilidade de detecção falsas. Também foi realizada a matriz de confusão com os dados de controle para os três kernels.

A Tabela 3 representa os dados da matriz de confusão utilizados para o cálculo da especificidade e sensibilidade.

Tabela 3 - Matriz de confusão.

		Referência	
		Queimado	Não Queimado
Classificado	Queimado	A	B
	Não Queimado	C	D

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

2.5 Análise de focos ativos X queimadas

Como análise complementar, foi avaliada a quantidade de focos ativos em cada cicatriz de queimadas e também fora das queimadas. Esta análise visa a avaliar a quantidade de queimadas mapeadas sem a presença de focos ativos.

3 RESULTADOS

3.1 Compósitos multitemporais

A Figura 3a apresenta o compósito NBR2 do período de 06/08/2015 a 12/12/2015, a Figura 3b as datas de cada pixel do compósito e 3c o compósito R-G-B 5-6-7, criada a partir da escolha do pixel de cada um desse canal, com base na imagem data.

Figura 3 - (a) Compósito NBR2; (b) Data dos pixels do compósito NBR2; (c) RGB 5-6-7, criado com base nas imagens datas e no conjunto de imagens Landsat, com os respectivos canais.

(continua)

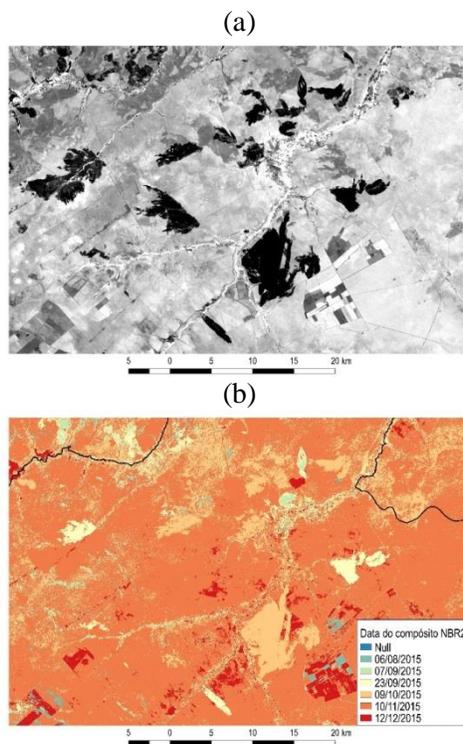
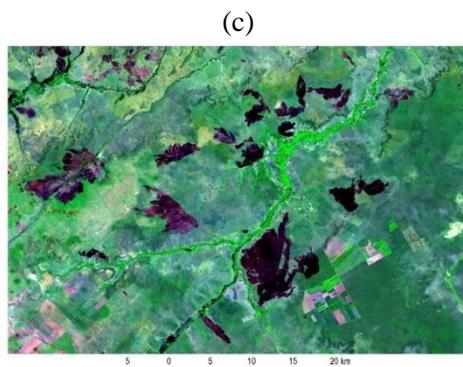


Figura 3 - (a) Compósito NBR2; (b) Data dos pixels do compósito NBR2; (c) RGB 5-6-7, criado com base nas imagens datas e no conjunto de imagens Landsat, com os respectivos canais.

(conclusão)

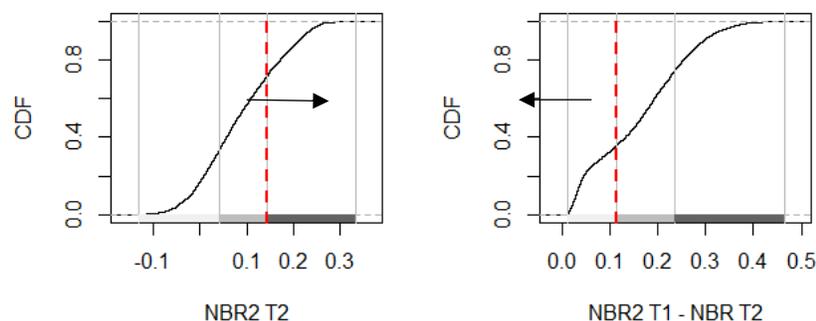


Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

3.2 Coleta automática de amostras

Após a construção dos compósitos, os focos ativos VIIRS extraem os valores de T2 e T1 – T2. Feito isso, os dados são refinados por meio de limiares regionais. Esses limiares foram definidos por meio da separação dos dados da função de densidade cumulativa (CDF) em três classes, pelo método natural break (Figura 4).

Figura 4 - A linha preta representa a distribuição dos dados NBR2 em T2 (a) e na imagem de mudanças (b).



Legenda: As barras em escalas de cinzas representam as classes divididas pelo método natural break e a linha tracejada vermelha são os limiares de exclusão das amostras coletadas por focos ativos. As setas indicam os dados excluídos das amostras.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Os resultados dos limiares foram de 0,14 para T2 e 0,11 para T1 – T2. Assim, as amostras coletadas por focos ativos utilizadas para o classificador obedeceram a seguinte regra:

$$\text{Valor índice NBR2 em T2} < 0,14 \quad (12)$$

E

$$\text{Valor da diferença do índice em T1 – T2} > 0,11 \quad (13)$$

3.3 Análise das funções kernel e seus parâmetros

O modelo de classificação foi ajustado com base nessas amostras refinadas e mediante da validação cruzada dos dados, conforme descrito em métodos. Na Tabela 4 são apresentados os resultados do erro e dispersão dos dados para combinações dos parâmetros “nu” e “gamma”, utilizados nos kernels radial e sigmoide.

Tabela 4 - Quadro de erros da combinação de parâmetros do classificador SVM-OC, obtidos por meio da validação cruzada através de 100 simulações, para os kernels Radial e Sigmoide.

Parâmetros		Kernel			
		Radial		Sigmoid	
gamma	nu	Erro	Dispersão	Erro	Dispersão
0.1	0.001	0.0013889	0.0031248	0.0134539	0.0285442
0.25	0.001	0.0013889	0.0031248	0.0069595	0.0147099
0.5	0.001	0.0013889	0.0031248	0.0013932	0.0031368
0.75	0.001	0.0013889	0.0031248	0.0013932	0.0031368
1	0.001	0.0013889	0.0031248	0.0013932	0.0031368
0.1	0.01	0.0106481	0.0100130	0.0111262	0.0100842
0.25	0.01	0.0106481	0.0100130	0.0097373	0.0091584
0.5	0.01	0.0115741	0.0093233	0.0097373	0.0091584
0.75	0.01	0.0115741	0.0093233	0.0097373	0.0091584
1	0.01	0.0111111	0.0093106	0.0097373	0.0091584
0.1	0.05	0.0514018	0.0176369	0.0504845	0.0110011
0.25	0.05	0.0518648	0.0186026	0.0509475	0.0111185
0.5	0.05	0.0518648	0.0186026	0.0509475	0.0111185
0.75	0.05	0.0518648	0.0186026	0.0509475	0.0111185
1	0.05	0.0514018	0.0190645	0.0509475	0.0111185
0.1	0.1	0.1000301	0.0294189	0.0995844	0.0145268
0.25	0.1	0.1004931	0.0294871	0.0995844	0.0145268
0.5	0.1	0.1004910	0.0298862	0.1000474	0.0151589
0.75	0.1	0.0995650	0.0301410	0.1000474	0.0151589
1	0.1	0.1000280	0.0300575	0.1000474	0.0151589
0.1	0.5	0.4993066	0.0314007	0.4988544	0.0327335
0.25	0.5	0.4993066	0.0314007	0.4988544	0.0327335
0.5	0.5	0.4983807	0.0324819	0.4988544	0.0327335
0.75	0.5	0.4979177	0.0316726	0.4988544	0.0327335
1	0.5	0.4979177	0.0316726	0.4988544	0.0327335

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Para os dois kernels descritos na Tabela 4, o melhor parâmetro “nu” foi de 0.001. Já o parâmetro γ não teve influência no kernel radial. Para o kernel sigmoide o melhor parâmetro foi o 0.5, 0.75 e 1 (apresentando indiferenças).

Os resultados do kernel polinomial estão apresentados na Tabela 5. Além dos parâmetros utilizados nos kernels radial e sigmoide, o polinomial tem o parâmetro “grau” em sua função. Observa-se, na Tabela 5, que esse parâmetro

tem influência nos resultados dos erros. Os resultados são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Quadro de erros da combinação de parâmetros do classificador SVM-OC, obtidos por meio da validação cruzada através de 100 simulações, para o kernel polinomial.

Parâmetros			Kernel Polinomial		Parâmetros			Kernel Polinomial	
grau	gamma	nu	erro	dispersão	grau	gamma	nu	erro	dispersão
1	0.1	0.001	0.048018	0.02493	1	0.5	0.05	0.049854	0.016642
2	0.1	0.001	0.915684	0.114584	2	0.5	0.05	0.049852	0.016057
3	0.1	0.001	0.915684	0.114584	3	0.5	0.05	0.064271	0.06077
1	0.25	0.001	0.011654	0.011254	1	0.75	0.05	0.049854	0.016642
2	0.25	0.001	0.07025	0.184854	2	0.75	0.05	0.049857	0.01481
3	0.25	0.001	0.915684	0.114584	3	0.75	0.05	0.064271	0.06077
1	0.5	0.001	0.000935	0.00197	1	1	0.05	0.049854	0.016642
2	0.5	0.001	0.153206	0.165706	2	1	0.05	0.049383	0.019208
3	0.5	0.001	0.915684	0.114584	3	1	0.05	0.064271	0.06077
1	0.75	0.001	0.000935	0.00197	1	0.1	0.1	0.101135	0.020215
2	0.75	0.001	0.093671	0.066385	2	0.1	0.1	0.1779	0.100536
3	0.75	0.001	0.068387	0.185382	3	0.1	0.1	0.573536	0.373132
1	1	0.001	0.000935	0.00197	1	0.25	0.1	0.100669	0.020591
2	1	0.001	0.093671	0.066385	2	0.25	0.1	0.126796	0.033604
3	1	0.001	0.068387	0.185382	3	0.25	0.1	0.724477	0.335826
1	0.1	0.01	0.010248	0.006504	1	0.5	0.1	0.100669	0.020591
2	0.1	0.01	0.508281	0.179368	2	0.5	0.1	0.101602	0.022134
3	0.1	0.01	0.108176	0.04305	3	0.5	0.1	0.154553	0.106264
1	0.25	0.01	0.010715	0.00696	1	0.75	0.1	0.100669	0.020591
2	0.25	0.01	0.017709	0.016984	2	0.75	0.1	0.102536	0.020102
3	0.25	0.01	0.108176	0.04305	3	0.75	0.1	0.108502	0.058051
1	0.5	0.01	0.010248	0.006867	1	1	0.1	0.100669	0.020591
2	0.5	0.01	0.03027	0.03618	2	1	0.1	0.100202	0.020472
3	0.5	0.01	0.592812	0.28373	3	1	0.1	0.107138	0.044792
1	0.75	0.01	0.010248	0.006867	1	0.1	0.5	0.498333	0.039043
2	0.75	0.01	0.010706	0.016413	2	0.1	0.5	0.512319	0.041804
3	0.75	0.01	0.200276	0.286619	3	0.1	0.5	0.82805	0.222766
1	1	0.01	0.010248	0.006867	1	0.25	0.5	0.498333	0.039043
2	1	0.01	0.00652	0.005001	2	0.25	0.5	0.500193	0.039267
3	1	0.01	0.41316	0.303957	3	0.25	0.5	0.538844	0.067461
1	0.1	0.05	0.050787	0.016984	1	0.5	0.5	0.498333	0.039043
2	0.1	0.05	0.196727	0.328411	2	0.5	0.5	0.497859	0.041189
3	0.1	0.05	0.356944	0.177637	3	0.5	0.5	0.513238	0.043768
1	0.25	0.05	0.050322	0.016015	1	0.75	0.5	0.498333	0.039043
2	0.25	0.05	0.053608	0.030665	2	0.75	0.5	0.497859	0.041189
3	0.25	0.05	0.29975	0.040133	3	0.75	0.5	0.49972	0.041424
					1	1	0.5	0.498333	0.039043
					2	1	0.5	0.497859	0.041189
					3	1	0.5	0.498789	0.041463

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Os parâmetros que apresentaram menor erro foram:

Radial: $\nu = 0.001$ e $\gamma = 0.1$

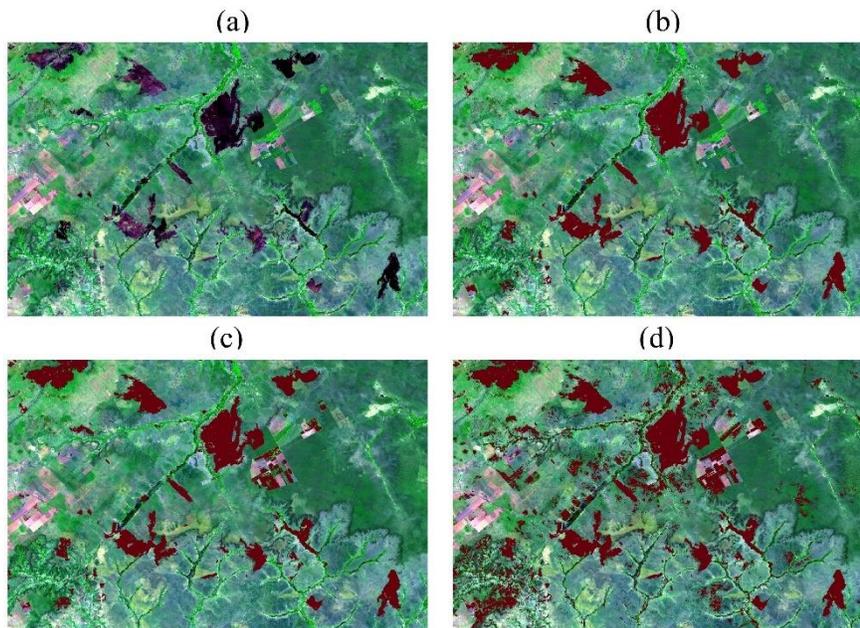
Sigmoid: $\nu = 0.001$ e $\gamma = 0.5$

Polinomial: $\nu = 0.001$, $\gamma = 1$ e grau = 1.

3.4 Classificação e análise da acurácia

Esses modelos foram utilizados para gerar três mapas de classificação, segundo um para cada kernel. Os resultados da classificação com base nesses três modelos estão apresentados na Figura 5.

Figura 5 - Distribuição espacial das áreas queimadas mapeadas.



Legenda: (a) representa o compósito RGB criado a partir da imagem data. (b) representa a classificação utilizando o kernel radial; (c) representa a classificação utilizando o kernel polinomial e; (d) representa a classificação com o kernel sigmoide.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

As matrizes de confusão com amostras controle, mostram os resultados de acertos e erros para cada kernel (Tabelas 6, 7 e 8)

Tabela 6 - Matrix de confusão para o kernel radial, $\nu = 0,001$, $\gamma = 0,1$:

		Referência	
		Queimado	Não Queimado
Classificado	Queimado	9493	186
	Não Queimado	3	9561

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Tabela 7 - Matrix de confusão para o kernel sigmoide $\nu = 0,001$, $\gamma = 0,5$:

		Referência	
		Queimado	Não Queimado
Classificado	Queimado	8949	163
	Não Queimado	547	9584

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Tabela 8 - Matrix de confusão para o kernel polinomial, grau 1, nu = 0.001, gamma = 0.1:

		Referência	
		Queimado	Não Queimado
Classificado	Queimado	9449	283
	Não Queimado	47	9464

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

O resultado da validação utilizando esses dados controle, são apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 - Valores com os dados de validação.

Validação	Radial	Sigmoide	Polinomial
Accurácia	0.9902	0.9631	0.9829
Accuracia 95% IC	(0.9887,0.9915)	(0.9603,0.9657)	(0.9809, 0.9846)
Kappa	0.9804	0.9262	0.9657
Mcnemar's Test P-Value	2.2-16	2.2-16	2.2-16
Sensitividade	0.9809	0.9833	0.971
Especificidade	0.9997	0.94	0.9951

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

3.5 Análise de Focos Ativos x Queimadas

Durante o período analisado, foram encontrados 1238 focos ativos (que representam 91% do total de focos do ano de 2016). Destes, 875 focos ativos estão dentro das cicatrizes de queimadas (70%), 339 focos ativos (28%) a uma distância de 1 pixel VIIRS (375m) e apenas 24 focos (2%) estavam a mais que um pixel de distância das cicatrizes de queimadas.

Foram mapeadas ao todo 856 queimadas e uma área total de 47.269 ha. Deste total, 751 cicatrizes não apresentavam focos ativos. A soma das áreas das queimadas sem focos ativos é de 6.475 ha, o que representa 13,7% do total de queimadas. Já as queimadas com focos foram 105 cicatrizes mapeadas, no entanto, representam 82,3% do total de áreas queimadas (40.794 ha). A Tabela 10 representa o número de cicatrizes mapeadas com e sem a presença de focos, separadas por classe de tamanho.

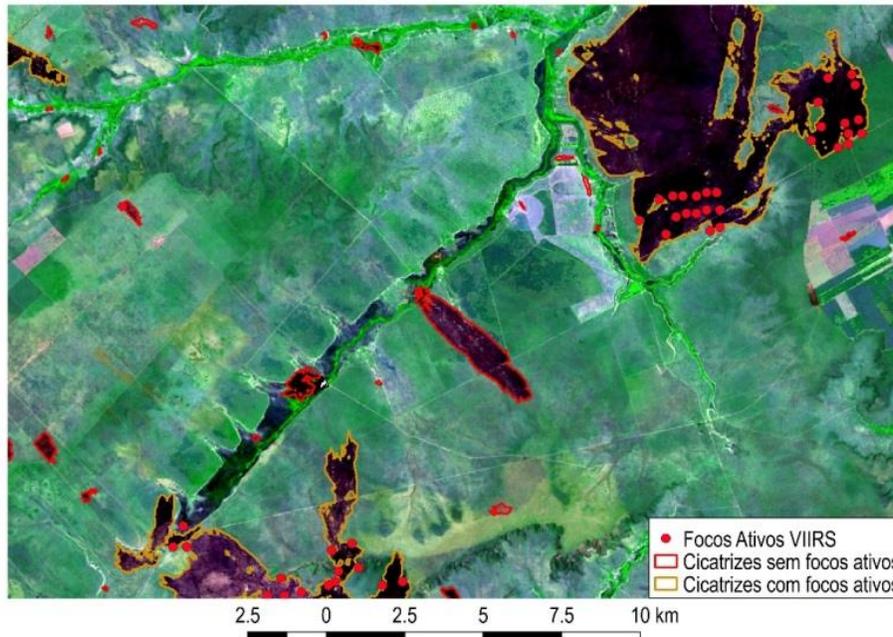
Tabela 10 - Cicatrizes de queimadas com ausência e presença de focos ativos.

Cicatrizes sem focos	Cicatrizes com focos	Classe de tamanho (ha)
668	15	1 a 15
73	36	15.1 a 100
10	44	100.1 - 1000
-	10	> 1000

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Ao considerarmos a resolução nominal do pixel VIIRS de 375 metros, podemos considerar também que a área de cada pixel é de aproximadamente 14 ha. Dessa forma, verifica-se que 15 queimadas com dimensões próximas ou menores que um pixel, foram detectadas por focos ativos. Por outro lado, verifica-se que 83 cicatrizes de queimadas maiores que 1 pixel não foram detectadas, destas, 10 estão presentes na classe de tamanho entre 100.1 e 1000 ha. A maior cicatriz sem a presença de focos ativos possui uma área de 368 ha, representada na Figura 6.

Figura 6 - Recorte do compósito RGB 5-6-7, com as cicatrize de queimadas e focos ativos.



Legenda: As cicatrizes vermelhas representam queimadas mapeadas sem a presença de focos ativos, enquanto que as cicatrizes laranja representam as cicatrizes com a presença de focos. Ao centro, a queimada sem foco com uma área de 368 ha.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

4 DISCUSSÕES

A vantagem do uso dos compósitos multitemporais está na agregação da informação em uma única imagem. Isso permite obter informações sobre o período crítico de áreas queimadas de forma rápida, prática e econômica. Sugere-se a utilização de compósitos para resgate histórico de áreas queimadas, ou para o mapeamento final, após o período crítico de queimadas.

A análise da distribuição dos dados e a classificação natural break permitiu que os limiares sejam ajustáveis conforme a distribuição dos dados. No entanto, acredita-se que o sucesso da coleta de amostras pode estar relacionado ao tamanho e às formas das queimadas.

Sugerem-se três linhas de trabalhos futuros, quanto aos processos de automação de coleta de amostras: 1- testar o método em áreas com queimadas menores e irregulares; 2 – testar a utilização das amostras coletadas em áreas de grandes queimadas, em regiões do mesmo bioma, porém com pequenas queimadas. 3 - testar se o conjunto de amostras coletados em um determinado período, pode servir como amostras para classificações de outros períodos.

A validação cruzada por meio de 100 simulações e combinações de 10 subconjuntos de dados mostrou-se eficiente na escolha dos parâmetros do classificador SVM-OC. Observa-se nos resultados apresentados pela Tabela 5 e 6 que o kernel radial sofre menos alteração em relação ao parâmetro gamma. Já no kernel polinomial, o grau influencia diretamente nos resultados.

Petropoulos, Kontoes e Keramitsoglou (2011) apontaram a necessidade de mais pesquisa direcionada à investigação dos parâmetros que criam a maior incerteza da estimação da área queimada e da precisão da classificação de SVM em geral. Os autores indicaram que uma direção importante de trabalhos futuros inclui uma investigação detalhada do efeito da parametrização de diferentes kernels. Sob uma perspectiva operacional, neste nosso trabalho foi apresentado um método para escolha automática desses parâmetros.

Nos três kernels analisados, o parâmetro “nu” = 0.001 foi o que obteve menores erros. Esse parâmetro controla o volume da esfera na qual são esperados os dados positivos. Esse parâmetro varia de 0 a 1 e indica uma maior restrição ou permissividade na classificação final (SCHÖLKOPF et al., 2000). À medida que se aumenta o “nu”, diminui-se o erro de comissão, e aumenta o erro de omissão. Os valores baixos desses parâmetros, pode mostrar uma alta especificidade das queimadas quanto ao índice NBR2.

A função kernel radial foi a que apresentou o melhor resultado de acurácia global e kappa. Esse kernel tem sido indicado em trabalhos de sensoriamento remoto (CAO et al., 2009; DRAGOZI et al., 2014; PETROPOULOS; KONTOES; KERAMITSOGLU, 2011). Nesse sentido, sugere-se em trabalhos futuros, a utilização do kernel radial.

Os valores de acurácia global e kappa mostram que a classificação por meio desse kernel e dos parâmetros ajustados de forma automática produziram bons resultados, comparáveis com trabalhos que utilizam o SVM de forma supervisionada (PETROPOULOS; KONTOES; KERAMITSOGLU, 2011; SONG et al., 2016).

Quanto ao teste de McNemar, rejeita-se a hipótese nula de proporcionalidade dos erros, de forma que podemos afirmar que os erros de omissão são significativamente maiores que os erros de comissão. Isso indica que o modelo tende a omitir mais do que erros de comissão. Erros de omissão significativamente maiores, provavelmente são decorrentes da componente espectral do processo de classificação (MALLINIS; KOUTSIAS, 2012). A investigação dos casos de omissão para promover a melhoria do algoritmo.

Boschetti et al. (2015) apontaram que a principal limitação dos algoritmos híbridos está na omissão de queimadas sem a presença de focos ativos. Nesse nosso trabalho, desenvolvemos um método híbrido capaz de detectar queimadas sem a presença de focos. Foi verificado por meio dos

resultados que 13% das áreas queimadas mapeadas não tinham nenhum foco ativo dentro das cicatrizes, o que indica o potencial do uso do SVM-OC integrado com o uso de focos ativos, para esse tipo de algoritmo.

O SVM-OC combinado particularmente com a qualidade espectral e melhor resolução espacial das imagens Landsat (quando comparadas as imagens de alta resolução utilizadas no mapeamento de queimadas) é suficiente para fornecer um meio econômico para rapidamente mapear cicatrizes queimadas e avaliar danos pós-fogo (PETROPOULOS; KONTOES; KERAMITSOGLU, 2011). Com a automação da coleta de amostras e da escolha dos parâmetros do modelo, foi possível tornar o algoritmo 100% automatizado.

5 CONCLUSÕES

Neste artigo, foi apresentada uma metodologia automática para o mapeamento de áreas queimadas em imagens Landsat 8, pela coleta de amostras por meio de focos ativos VIIRS e o classificador SVM-OC.

A novidade proposta por este trabalho é a utilização de dados de focos ativos para coletar amostras em imagens Landsat, para então calibrar um modelo de classificador de classe única. Procurou-se contribuir para o conhecimento do SVM-OC e suas aplicações ao mapeamento de áreas queimadas e propor a automatização na coleta de amostras e dos processos de escolha dos parâmetros desse classificador.

As vantagens do método proposto são: 1) Automação da coleta de amostras por meio de focos ativos, 2) Automação dos parâmetros do SMV-OC e 3) A detecção de queimadas sem a presença de focos ativos.

Esse algoritmo foi desenvolvido em imagens PROBA-V e adaptado às imagens Landsat. O algoritmo mostrou-se adaptável a sensores com diferentes resoluções espaciais. Com o lançamento dos satélites Sentinel, a constelação de satélites de alta/média resolução vão minimizar o problema da baixa resolução temporal desses satélites. A junção das informações de todos eles irá diminuir o intervalo de aquisição de imagens, e, conseqüentemente, o problema de persistência de nuvens, o que impede a observação terrestre. Sugere-se como trabalhos futuros, a utilização desse algoritmo em multisensores, para minimizar problemas temporais e espaciais.

Concluimos que o algoritmo proposto pode ser utilizado como forma de obtenção de dados para gestores ambientais e para trabalhos de produção de dados de referência, para a validação de mapas de queimadas advindos de satélites de baixa resolução espacial.

REFERÊNCIAS

- ALONSO-CANAS, I.; CHUVIECO, E. Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 163, p. 140-152, June 2015.
- ARAÚJO, F. M. de. **Avaliação das áreas queimadas no bioma Cerrado: proposições para o monitoramento e conservação**. 2015. 142 p. Tese (Doutorado em Ciências Ambientais)-Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2015.
- BARBOSA, P. M.; PEREIRA, J. M. C.; GRÉGOIRE, J. M. Compositing criteria for burned area assessment using multitemporal low resolution satellite data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 65, n. 1, p. 38-49, 1998.
- BASTARRIKA, A.; CHUVIECO, E.; MARTÍN, M. P. Mapping burned areas from Landsat TM ETM+ data with a two-phase algorithm, balancing omission and commission errors. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 4, p. 1003-1012, Apr. 2011.
- BASTARRIKA, A. et al. BAMS: a tool for supervised burned area mapping using landsat data. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 12, p. 12360-12380, 2014.
- BOSCHETTI, L. et al. MODIS-Landsat fusion for large area 30m burned area mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 161, p. 27-42, Mar. 2015.
- CABRAL, A. et al. Multi-temporal compositing approaches for SPOT-4 Vegetation. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 24, n. 16, p. 3343-3350, 2003.
- CAO, X. et al. An automatic method for burn scar mapping using support vector machines. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 30, n. 3, p. 577-594, 2009.
- CARREIRAS, J. M. B.; PEREIRA, J. M. C. SPOT-4 Vegetation multi-temporal compositing for land cover change studies over tropical regions. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 26, n. 7, p. 1323-1334, 2005.
- CARVALHO, L. G. de et al. Clima. In: OLIVEIRA, A. D. de et al. **Zoneamento ecológico-econômico do Estado de Minas Gerais: componentes geofísico e biótico**. Lavras: Ed. UFLA, 2008. p. 89-102.

CARVALHO, L. M. T. et al. Flora. In: OLIVEIRA, A. D. de et al. **Zoneamento ecológico-econômico do Estado de Minas Gerais**: componentes geofísico e biótico. Lavras: Ed. UFLA, 2008. p. 137-150.

CARVALHO, L. M. T. et al. Projeto monitoramento 2005. In: SCOLFORO, J. R. S.; CARVALHO, L. M. T. de (Ed.). **Mapeamento e inventario da flora nativa e reflorestamentos de Minas Gerais**. Lavras: Ed. UFLA, 2006. v. 1, p. 58-63.

CHANG, C.; LIN, C. LIBSVM: a library for support vector machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, New York, v. 2, p. 1-39, 2013.

CHUVIECO, E. et al. Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 94, n. 4, p. 450-465, 2005.

CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. **Machine Learning**, Boston, v. 20, n. 3, p. 273-297, 1995.

COUTINHO, L. M. O conceito de bioma. **Acta Botanica Brasilica**, Porto Alegre, v. 20, n. 1, p. 1-11, 2006.

DRAGOZI, E. et al. Burned area mapping using support vector machines and the FuzCoC feature selection method on VHR IKONOS imagery. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 12, p. 12005-12036, 2014.

FISHER, W. D. On grouping form maximum homogeneity. **Journal of the American Statistical Association**, New York, v. 53, n. 283, p. 789-798, 1958.

FOODY, G. M. Thematic map comparison: evaluating the statistical significance of differences in classification accuracy. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Falls Church, v. 70, n. 5, p. 627-633, 2004.

FRASSER, R. H.; LI, Z.; CIHLAR, J. Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): a new technique for burned area mapping over boreal forest. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 74, n. 3, p. 362-376, 2000.

GIGLIO, L. et al. An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 113, n. 2, p. 408-420, 2009.

HANTSON, S. et al. Strengths and weaknesses of MODIS hotspots to characterize global fire occurrence. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 131, p. 152-159, Apr. 2013.

HUANG, C.; DAVIS, L. S.; TOWNSHEN, J. R. G. An assessment of support vector machines for land cover classification. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 23, n. 4, p. 725-749, 2002.

JAMES, G. et al. **An introduction to statistical learning**. New York: Springer, 2000. 426 p.

KARATZOGLU, A.; MEYER, D.; HORNIK, K. Support vector algorithm in R. **Journal of Statistical Software**, Los Angeles, v. 15, n. 9, p. 1-28, 2006.

KOHAVI, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 14., 1995, Montreal. **Proceedings...** Montreal: IJCAI, 1995. p. 1137-1143.

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

LIOUSSE, C. et al. Deriving global quantitative estimates for spatial and temporal distributions of biomass burning emissions. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, Malden, v. 109, n. 14, p. 1-16, 2004.

MALLINIS, G.; KOUTSIAS, N. Comparing ten classification methods for burned area mapping in a Mediterranean environment using Landsat TM satellite data. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 33, n. 14, p. 4408-4433, 2012.

MAZHER, A.; LI, P.; ZHANG, J. Mapping burned areas from Landsat TM imgs: a comparative study. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION IN REMOTE SENSING, 2012, Beijing. **Proceedings...** Beijing, 2012. p. 285-290.

MCMMASTER, R.; MCMMASTER, S. A history of twentieth-century American Academic Cartography. **Cartography and Geographic Information Science**, Bethesda, v. 29, n. 3, p. 305-321, 2002.

MELCHIORI, A. E. et al. Spectral indices and multi-temporal change image

detection algorithms for burned area extraction in the Brazilian Cerrado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2014, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: INPE, 2014. 1 CD-ROM.

MIRANDA, H. S.; SATO, M. N. Efeitos do fogo na vegetação lenhosa do Cerrado. In: SCARIOT, A.; SOUSA-SILVA, J. C.; FELFILI, J. M. (Ed.). **Cerrado ecologia e caracterização**. Brasília, DF: Ministério de Meio Ambiente, 2005. p. 66-123.

MOUILLOT, F. et al. Global carbon emissions from biomass burning in the 20th century. **Geophysical Research Letters**, Washington, v. 33, n. 1, p. 2-5, 2006.

MOUILLOT, F. et al. Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing: a review, analysis of user needs and recommendations for future developments. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 64-79, Feb. 2014.

OLIVA, P.; SCHROEDER, W. Assessment of VIIRS 375m active fire detection product for direct burned area mapping. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 160, p. 144-155, May 2015.

PADILLA, M. et al. Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 160, p. 114-121, Apr. 2015.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de índices espectrais para identificação de áreas queimadas no cerrado utilizando dados LandSat TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 68, p. 1665-1680, 2016.

PEREIRA, A. A. et al. Avaliação de nove índices espectrais quanto a separabilidade entre queimadas e diferentes alvos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 18., 2015, São José dos Campos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. 1 CD-ROM.

PEREIRA, A. A. et al. Frequência espaço-temporal dos focos ativos em Minas Gerais durante o período de 1999 a 2009. **Cerne**, Lavras, v. 20, n. 3, p. 459-469, 2014.

PEREIRA, A. A. et al. Validation of hotspots utilized in the orbital monitoring of burnt areas by means of tm images. **Cerne**, Lavras, v. 18, n. 2, p. 335-343, 2012.

PEREIRA, J. M. C. Remote sensing of burned areas in tropical savannas. **International Journal of Wildland Fire**, Wellington, v. 12, p. 259-270, 2003.

PETROPOULOS, G. P.; KONTOES, C.; KERAMITSOGLOU, I. Burnt area delineation from a uni-temporal perspective based on landsat TM imagery classification using Support Vector Machines. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Enschede, v. 13, n. 1, p. 70-80, 2011.

PIMENTEL, M. A. F. et al. A review of novelty detection. **Signal Processing**, Amsterdam, v. 99, p. 215-249, June 2014.

ROY, D. P. et al. Multi-temporal active-fire based burn scar detection algorithm. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 20, n. 5, p. 1031-1038, 1999.

ROY, D. P. et al. Web-enabled Landsat Data (WELD): Landsat ETM+ composited mosaics of the conterminous United States. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 1, p. 35-49, 2010.

SCHOLKOPF, B. et al. New support vector algorithms. **Neural Computation**, Cambridge, n. 12, p. 1083-1121, 2000.

SCHROEDER, W. et al. The New VIIRS 375m active fire detection data product: algorithm description and initial assessment. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 143, p. 85-96, Mar. 2014.

SHLISKY, A. et al. **Fire, ecosystems and people: threats and strategies for global biodiversity conservation**. Arlington: The Nature Conservancy, 2007. 20 p.

SILVA, J. M. N.; SÁ, A. C. L.; PEREIRA, J. M. C. Comparison of burned area estimates derived from SPOT-VEGETATION and Landsat ETM+ data in Africa: influence of spatial pattern and vegetation type. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 96, p. 188-201, 2005.

SIMON, M. et al. Burnt area detection at global scale using ATSR-2: the GLOBSCAR products and their qualification. **Journal of Geophysical Research Atmospheres**, Malden, v. 109, n. 14, p. 1-16, 2004.

SMITH, A. M. S. et al. Production of Landsat ETM+ reference imagery of

burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstock, v. 28, n. 12, p. 2753-2775, 2007.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; SANTOS, J. F. Evolução do perfil dos incêndios florestais em áreas protegidas no Brasil, de 1983 a 2002. **Revista Floresta**, Curitiba, v. 36, n. 1, p. 93-100, 2006.

SONG, B. et al. One-class classification of remote sensing images using kernel sparse representation. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, New York, v. 9, n. 4, p. 1613-1623, 2016.

SOUSA, A. M.; PEREIRA, J. M.; SILVA, J. M. Evaluating the performance of multitemporal image compositing algorithms for burned area analysis. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 24, n. 6, p. 1219-1236, Jan. 2003.

STROPPIANA, D. et al. Radiometric analysis of SPOT-VEGETATION images for burnt area detection in Northern Australia. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 82, p. 21-37, 2002.

VAFEIDIS, A. T.; DRAKE, N. A. A two-step method for estimating the extent of burnt areas with the use of coarse-resolution data. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 26, p. 2441-2459, July 2005.

VAPNIK, V. N. An overview of statistical learning theory. **IEEE Transactions on Neural Networks**, New York, v. 10, n. 5, p. 988-999, Sept. 1999.

**ARTIGO 3 - AVALIAÇÃO DE COMPÓSITOS MULTITEMPORAIS DE
IMAGENS PROBA-V PARA O MAPEAMENTO DE ÁREAS
QUEIMADAS**

Allan Arantes Pereira ^{1,4}
Renata Libonati ²
Duarte Oom ³
Luis Marcelo Carvalho de Tavares ⁴
José Miguel Cardoso Oliveira Pereira ³

¹ Instituto Federal de Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais –
IFSULDEMINAS/Campus Poços de Caldas
CEP 37701-103 – Poços de Caldas - MG, Brasil
allan.pereira@ifsuldeminas.edu.br

² Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Geociências.
Caixa-postal: 32819 - Cidade Universitária - Rio de Janeiro, RJ - Brasil
renata.libonati@igeo.ufrj.br

³ Centro de Estudos Florestais, Instituto Superior de Agronomia,
Universidade de Lisboa
Tapada da Ajuda, Caixa Postal 1349-017 – Lisboa, Portugal
jmocpereira@gmail.com
duarte.oom@gmail.com

⁴ Universidade Federal de Lavras – UFLA
Caixa Postal 37200-000– Lavras - MG, Brasil
passarinho@dcf.ufla.br;

(Artigo completo aceito para publicação no Simpósio Brasileiro de
Sensoriamento Remoto 2017)

Abstract. Moderate resolution optical remote sensing data provides opportunities to monitor and discriminate burned area in an accurate way. This study assesses the performance of four different multitemporal compositing techniques using PROBA-V satellite aiming burned area mapping algorithms, namely: first minimum value of Near Infrared (NIR) reflectance, second minimum value of NIR, mix criteria combined NIR and ShortWave Infrared (SWIR), and maximum Normalize Difference Vegetation Index (NDVI) value. A quantitative assessment of the performance of each compositing technique was achieved by evaluating the potential of each one to discriminate between burned and unburned pixels, by analyzing the persistence of clouds/shadows and the frequency of high solar zenith angles view on each compositing. The results showed that the second minimum NIR is the most suitable compositing technique for burned areas mapping, due to its ability to retain burned signals and to eliminate off nadir pixels and those contaminated with clouds/and shadows.

Palavras-chave: PROBA-V, multitemporal compositing, burned area, PROBA-V, compósitos multitemporais, áreas queimadas.

1. Introdução

O interesse por informações sobre a ocorrência do fogo na vegetação provenientes de sensores orbitais tem aumentado nos últimos anos por parte dos pesquisadores de diversas áreas do conhecimento (Mouillot et al., 2014). Os dados derivados da análise de imagens de sensores orbitais de diversas resoluções espaciais e temporais possibilitam estudos relacionando as queimadas a ciclos biogeoquímicos, doenças respiratórias, bem como setores governamentais responsáveis pelo controle do desmatamento (Gonzálvez et al., 2010; Freitas, 2005; Pereira et al., 2014).

No entanto, algumas limitações dificultam a observação da superfície terrestre pelos sensores abordo de satélites como, por exemplo, a presença de nuvens e sombras, considerada um dos principais empecilhos no mapeamento de áreas queimadas. Estima-se que a probabilidade de ocorrência de nuvens no Hemisfério Norte é de 0,62% e no Hemisfério Sul 0,53%, sendo a média global, correspondente a 0,58% (WMO, 1994).

Para minimizar o efeito das nuvens e sombras nas imagens, alguns autores sugerem o uso de compósitos multitemporais (Holben 1986; Souza et al., 2003, Chuvieco et al., 2005, Libonati et al., 2015), com o objetivo de escolher o pixel que melhor representa o alvo de interesse, dentre um conjunto temporal de imagens. O resultado desse método é uma imagem composta por pixels de diferentes datas, dentro do período analisado.

Entre as técnicas de compósitos multitemporais, a mais comum considera o máximo valor de NDVI (*Normalize Difference Vegetation Index*) (Holben, 1986). No entanto, alguns autores mostraram que essa técnica não é a mais adequada para o mapeamento de áreas queimadas (Martin, 1998; Pereira, 1999a; Sousa et al., 2003). Para essa finalidade, a refletância do canal NIR (*Near Infrared*) tem sido utilizada como critério principal, e, em alguns casos, combinado com valores dos outros canais (Souza et al., 2003; Silva et al., 2005; Chuvieco et al., 2005). Após o fogo, as cicatrizes de queimadas apresentam uma queda nos valores de refletância do canal NIR (Pereira, 1999), no entanto, as sombras também apresentam esse comportamento e podem ser confundidas com as queimadas.

Diante desse contexto, o objetivo deste artigo foi avaliar quatro métodos de compósitos multitemporais em imagens do sensor VEGETATION a bordo do satélite PROBA-V, quanto à separabilidade entre áreas queimadas e outros alvos, qualidade visual dos compósitos e a distribuição dos ângulos zenitais de visada. A principal contribuição deste trabalho foi explorar esse sensor quanto ao melhor método de compósito para o mapeamento de áreas queimadas, permitindo o aprimoramento de algoritmos automáticos de detecção de áreas afetadas pelos fogos na vegetação.

2. Metodologia de Trabalho

2.1 Área de estudo:

A área de estudo está localizada nas latitudes entre -15°S e -25°S e longitudes entre -40°W e -50°W e corresponde ao *tile* 13Y09 do satélite PROBA-V, onde estão inseridas grandes áreas dos estados da região Sudeste do Brasil, parte do sudeste do estado de Goiás, sul da Bahia e nordeste do Paraná, perfazendo um total de 1.000.000 km². Os Biomas compreendidos na área de estudo são o Cerrado e a Mata Atlântica, com uma pequena área de Caatinga ao norte do referido tile (Figura 1).

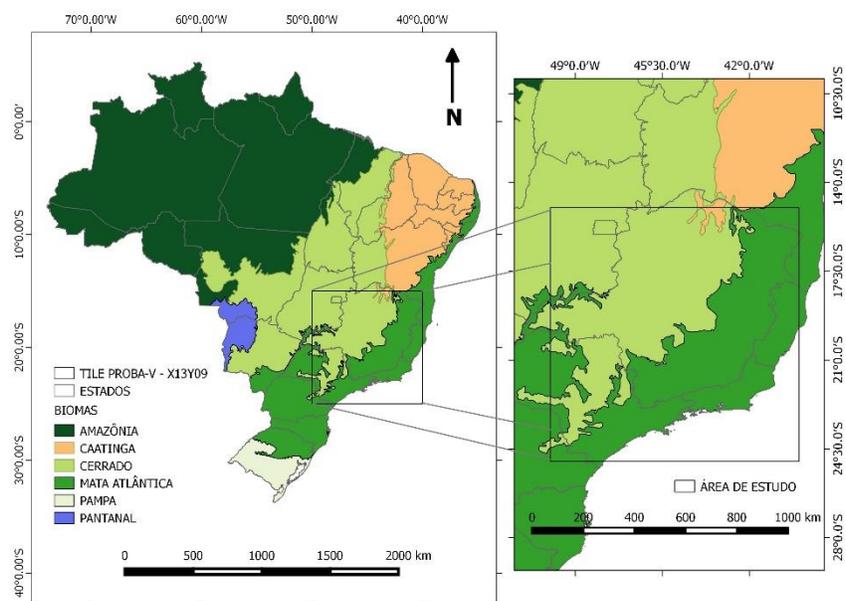


Figura 1: Área de estudo e Biomas brasileiros (Adaptado de IBGE, 2004). Em destaque o *tile* X13Y09 das imagens do satélite PROBA-V.

2.2 Dados PROBA-V (S1-TOC, S10-TOC e mascaras de nuvens e sombras):

O satélite PROBA-V (*Project for On-Board Autonomy – Vegetation*) foi projetado com o intuito de dar continuidade à série de imagens do satélite da série SPOT-VEGETATION. Esse sensor possui quatro canais multiespectrais: azul (0,463 μm); vermelho (0,655 μm); infravermelho próximo – NIR (0,845 μm), e infravermelho de ondas curtas – SWIR (1,6 μm) (Francois et al., 2014).

As imagens utilizadas são disponibilizadas a um nível de processamento 3, com correções geométricas e atmosférica (produto S1-TOC - “*Top of the canopy*”), com uma resolução espacial de 330 metros. Para a construção dos compósitos, foram utilizados os dados de refletância dos canais NIR e SWIR.

Também foi utilizado o produto S10-TOC, que consiste na síntese de 10 dias de imagens com o máximo valor de NDVI (Holben, 1986). Esse produto é utilizado para obter imagens sem lacunas de coberturas espaciais resultantes de nuvens e a não cobertura global diárias em regiões tropicais. O produto S10-TOC tem os dias iniciais no dia 1, 11 ou 21 de cada mês. Durante meses, com 28, 29 ou 31 dias, o S10 dos últimos dez dias compreende os restantes dias do mesmo mês (Wolters et al., 2016). Para este artigo, foram utilizados os três compósitos S10-TOC do mês de outubro de 2015.

As imagens utilizadas correspondem ao *tile* X13Y09, e são referentes ao dia 01 a 31 de outubro de 2015. Ambos os produtos (S1-TOC e S10-TOC) contém informações sobre refletância da superfície, informações sobre os ângulos zenitais solar e de visada e máscaras de nuvens, e estão disponíveis no site <http://www.vito-eodata.be/>.

A detecção de nuvens é feita com base nas bandas BLUE e SWIR e as sombras são mapeadas por meio de um método geométrico, com base no ângulo solar, ângulo de visada e estimativa de altura das nuvens, complementar de um limiar com base nos valores de NIR. No entanto, a diferença temporal entre a coleta de dados do canal NIR para o SWIR de 12 segundos, o que afeta diretamente nas máscaras de nuvens/sombra (Wolters et al., 2015). O procedimento de correção atmosférica e do algoritmo de detecção de nuvens e sombra está descrito em Dierckx et al. (2014). A Figura 2 apresenta uma defasagem das máscaras de nuvens e sombras, decorrente dessa diferença.

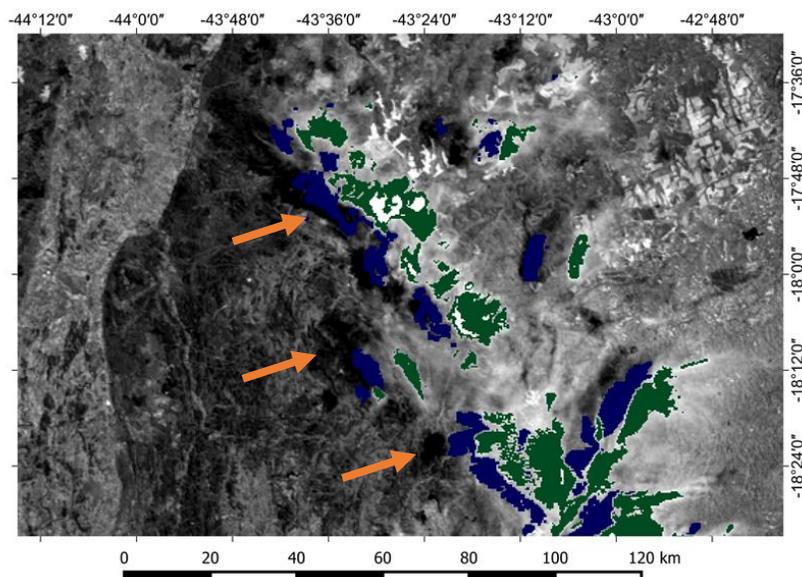


Figura 2: Recorte da imagem do canal NIR na região da serra do Espinhaço Minas Gerais, de 27 de setembro de 2014. Em verde estão as máscaras de nuvens e em azul as máscaras de sombras de nuvens. As setas em laranja indicam as áreas de sombras de nuvens que não foram mascaradas.

2.3 Focos Ativos

Foram utilizados focos ativos do sensor VIIRS (Visible Infrared Imager Radiometer Suite) a bordo do satélite VIIRS Suomi NPP (Schroeder et al., 2014) para direcionar visualmente a coleta de amostras de áreas queimadas. Esse satélite possui uma resolução espacial de 375 metros e fornece informações sobre focos ativos duas vezes ao dia. Os dados utilizados são disponibilizados pelo site [bdqueimadas/INPE](http://bdqueimadas/inpe.gov.br). Ao todo, foram coletados 1.000 pixels como amostras.

2.4 Metodologia

Foram avaliadas as seguintes técnicas para geração de compósitos:

Compósito 1 – Menor valor de refletância do canal NIR (1 NIR);

Compósito 2 – Segundo menor valor de refletância do canal NIR (2 NIR);

Compósito 3 – Entre os três menores valores da refletância do NIR, o valor na data de maior refletância do SWIR (NIR SWIR);

Compósito 4 – Produto PROBA-V S10-TOC, com o máximo valor de NDVI em 10 dias (NDVI).

Cada uma das técnicas descritas acima corresponde a compósitos de 15 dias, com exceção da técnica 4 que fornece compósitos de 10 dias. Dessa forma, foram construídos dois compósitos para o mês de outubro, considerando a primeira quinzena como a imagem antes das queimadas e a segunda quinzena a imagem depois das queimadas. As imagens diárias foram mascaradas com os dados de máscaras de nuvens/sombras, antes de aplicar os critérios de avaliação, excluindo esses pixels para gerar os compósitos.

A separabilidade entre os valores de refletância de áreas queimadas e não queimadas, foi calculada por meio do índice M. Esse índice foi definido por Kaufman e Remer (1994) e é utilizado para verificar o quanto uma classe difere da outra, com base na diferença da média dos valores de duas classes, dividido pela soma do desvio padrão. A equação do índice M é dada por (equação 1)

$$M = \frac{|\mu_{nq} - \mu_q|}{\sigma_{nq} + \sigma_q} \quad (1)$$

na qual μ_{nq} é a média dos pixels não queimados e μ_q é a média dos pixels queimados, σ_{nq} é o desvio padrão da classe não queimado e σ_q é o desvio padrão de queimados. Esse teste representa a sobreposição dos histogramas das classes analisadas, é baixa a separabilidade entre as classes quando $M < 1$ e alta separabilidade quando $M > 1$ (Pereira 1999; Veraverbeke et al., 2011). Além do índice M , foram construídos boxplot e histogramas de sobreposição. Para essas análises, a classe não queimada é referente à imagem anterior.

A persistência de sombras de nuvens nos compósitos é uma variável difícil de quantificar. Nessa análise, foi feita uma inspeção visual em cada cena, e as principais diferenças visuais de cada compósito foram ilustradas a fim de auxiliar nas discussões.

Também foi avaliada a distribuição dos pixels nos ângulos zenitais dos compósitos. Quanto mais próximo do nadir o ângulo de visada, menor é a interferência dos efeitos atmosféricos na imagem (Van Leeuwen et al., 1999).

3. Resultados e discussões

Os resultados foram avaliados no sentido de verificar qual técnica de compósito fornece imagens com menos sombras e nuvens, e no entanto, que preserve as informações sobre as características espectrais das queimadas. A análise da separabilidade fornece essa informação, sobre o quanto é possível distinguir áreas queimadas de não queimadas. Segundo o índice M, o compósito com maior separabilidade entre as classes queimadas e não queimadas foi primeiro mínimo de NIR, seguido do segundo mínimo de NIR, NDVI e, por último, a combinação NIR SWIR. A Tabela 1 apresenta os resultados do índice M dos quatros compósitos PROBA-V avaliados.

Tabela 2: Índice M

Compósitos	Índice M
1 NIR	1,4
2 NIR	1,3
NIR SWIR	0,93
NDVI	1

Os melhores valores de separabilidade de queimadas estão nos critérios que utilizam apenas os dados do canal NIR. Nota-se através do histograma de frequência (Figura 3) uma sobreposição menor nos compósitos primeiro mínimo de NIR, seguido do segundo mínimo de NIR, estes resultados são reflexos dos valores do índice M.

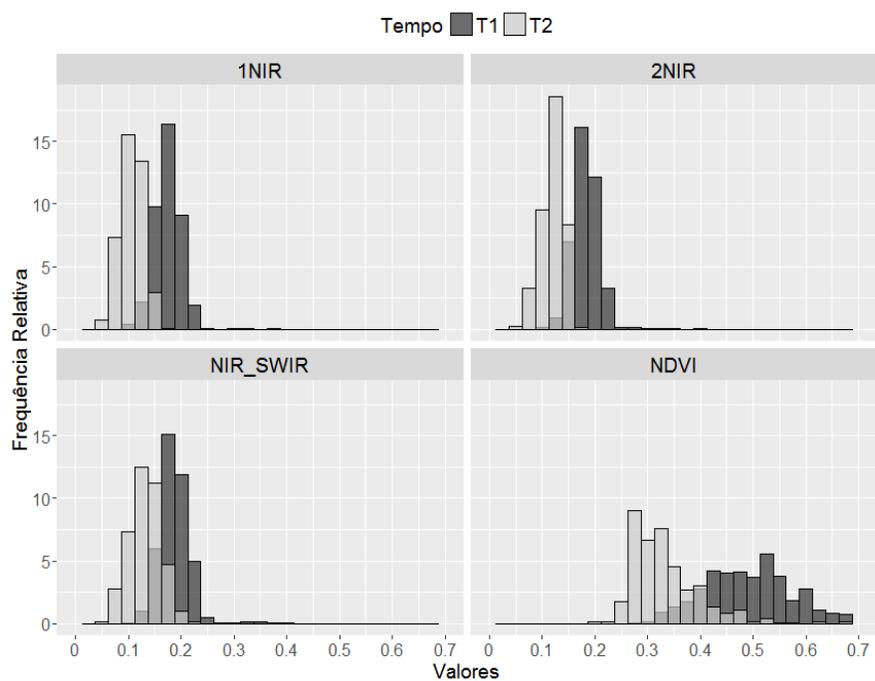
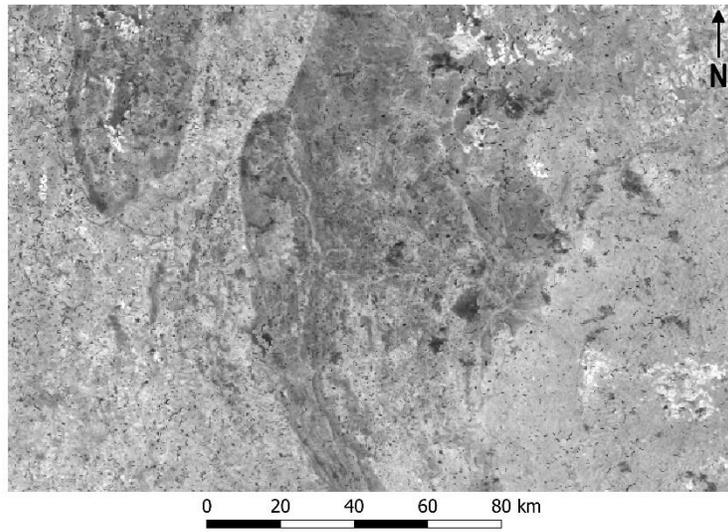


Figura 3: Histograma de sobreposição dos valores de áreas queimadas para cada técnica de compósitos.

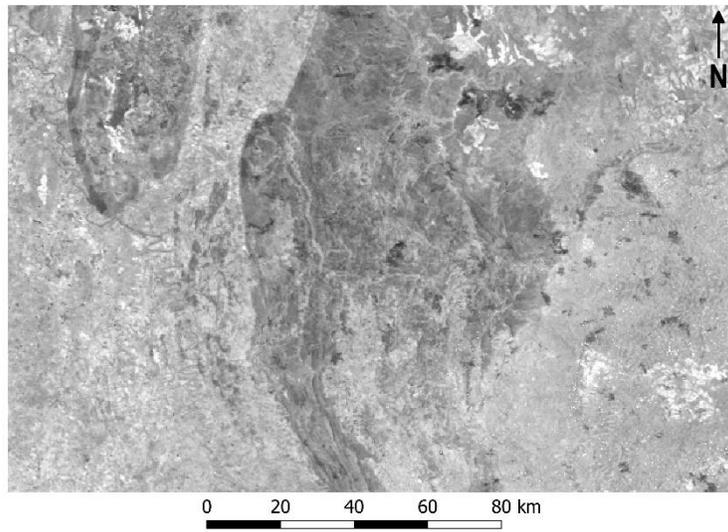
3.2 – Persistência de sombras de nuvens

A Figura 4 apresenta um recorte de cada compósito gerado, a partir das quatro técnicas supracitadas, para a região da serra do espinhaço em Minas Gerais.

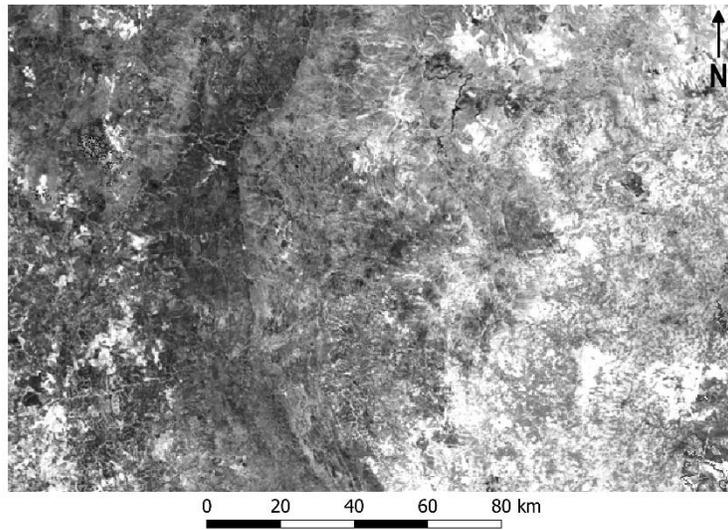
(a)



(b)



(c)



(d)

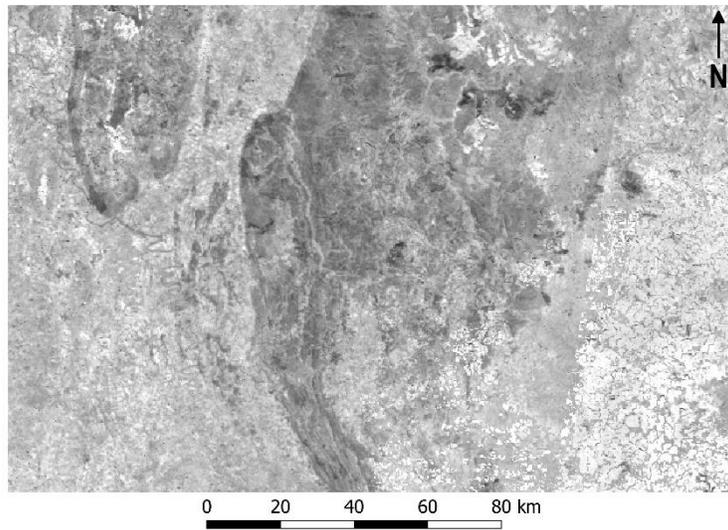


Figura 4 – Recorte dos compósitos multitemporais. (a) Compósito feito com 1º menor valor de refletância do canal NIR. (b) Compósito de o 2º menor valor de NIR. (c) Compósito com o menor valor de refletância do NIR entre os três menores SWIR. (d) Compósito com valor máximo de NDVI.

Por meio da inspeção visual com a ajuda de focos ativos, foi identificada uma grande quantidade de sombras de nuvens persistente no compósito 1 NIR. Isso por as sombras de nuvens possuem baixos valores nesse canal, semelhante às queimadas.

Já o compósito 2 NIR apresentou menos sombras. Isso por que as sombras não são estáticas, diferente das cicatrizes de queimadas. Dessa forma, para o sinal da sombra persistir nesse compósito, é necessário que este apareça no mesmo local duas vezes, durante o intervalo de dados analisado.

O compósito que combina valores de NIR SWIR apresentou menos sombra quando comparado com o compósito 1 NIR. Porém, esse critério tende a escolher pixels mais claros, como pode-se observar no recorte NIR SWIR a direita da figura 4 (c).

Por meio da análise visual, foi constatado que o compósito 2 NIR e o compósito NDVI obtiveram os melhores resultados quanto à obtenção de imagem com baixa incidência de sombras de nuvens.

3.3. Distribuição dos ângulos zenitais de visada

Para a avaliação do ângulo zenital de visada (VZA) foram gerados compósitos com essa informação para cada pixel, na mesma data de cada compósito avaliado. O VZA é o ângulo entre a linha do zênite e o sensor na hora da passagem e coleta de dados. Quanto maior o ângulo zenital de visada, maior a interferência na coleta de informações sobre refletância da superfície e maior a distorção espacial do pixel. A distribuição da frequência dos ângulos zenitais de visada é apresentada abaixo na Figura 5.

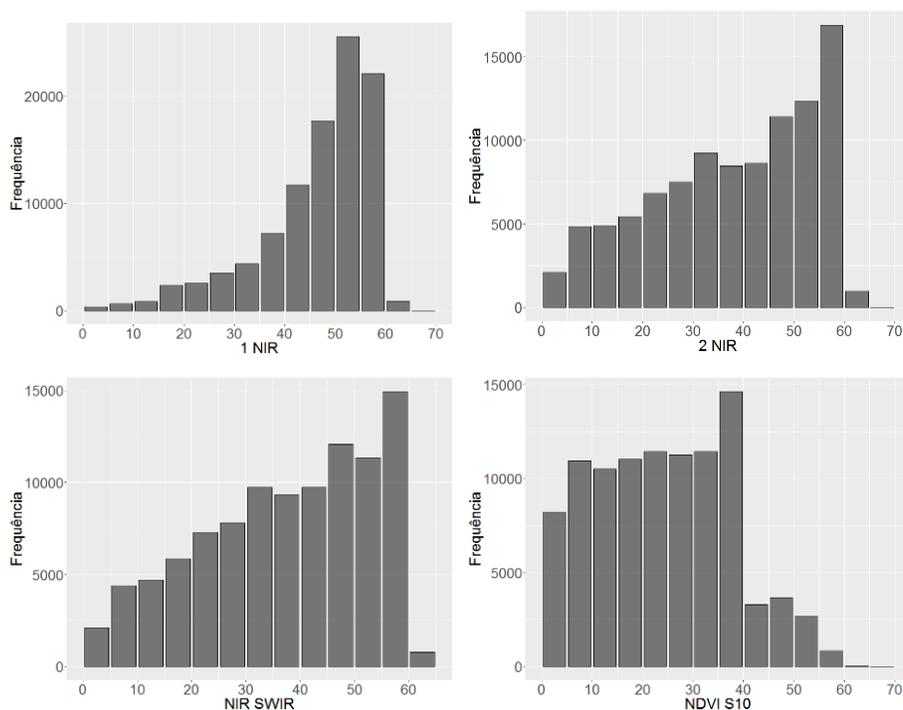


Figura 5: Histograma de frequência absoluta dos pixels nos ângulos zenitais.

A Figura 5 mostra uma maior frequência em menores ângulos zenitais nos compósitos NDVI quando comparado aos compósitos 2 NIR e NIR SWIR. No compósito 1 NIR, as maiores frequências estão entre os ângulos 50° e 60°. A escolha do menor valor de refletância do NIR pode levar a escolha de pixels coletados com um maior VZA, já que esses dados sofrem uma maior interferência atmosférica. Isso fica evidenciado na distribuição dos ângulos do compósito de máximo NDVI, em que a distribuição dos ângulos VZA com ângulos mais próximos do nadir é decorrente da escolha de pixels mais claros.

4. Conclusões

Este trabalho avaliou quatro técnicas de geração de compósitos multitemporais utilizando o sensor VEGETATION a bordo do satélite PROBA-V. A maior separabilidade entre áreas queimadas e não queimadas foi obtida com os compósitos 1 NIR e 2 NIR.

Quanto à presença de sombras nos compósitos, verificou-se através da inspeção visual e comparação com focos ativos, que o compósito 2 NIR e o compósito NDVI obtiveram melhores resultados. O pior resultado foi obtido pelo compósito 1 NIR, o qual reteve um considerável número de pixels contaminados com sombras de nuvens.

Em relação à análise dos ângulos zenitais de visada, o NDVI apresentou uma melhor distribuição na frequência de dados, com ângulos mais próximos do nadir. Os compósitos 2 NIR e NIR SWIR tiveram resultados semelhantes, enquanto o compósito 1 NIR teve piores resultados.

Conclui-se então que a técnica de compósito baseada no segundo menor valor de NIR (2 NIR) apresentou os melhores resultados para o mapeamento de áreas queimadas com imagens PROBA-V na região de estudo, pois além de reter a informação de queimadas, apresentou baixa incidência de sombras de nuvens nas imagens e ângulos mais próximos do nadir. Esses resultados são subsídios para o algoritmo de áreas queimadas em desenvolvimento por meio do projeto “Mapeamento de áreas queimadas no Brasil utilizando dados PROBA-V”, financiado pelo CNPQ por intermédio do programa Ciências Sem Fronteiras.

Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte do Programa Ciências Sem Fronteiras do CNPq (bolsa 215158/2014-8), FAPESP/FCT Project BRazilian Fire-Land-Atmosphere System (BrFLAS) 2015/01389-4. O primeiro autor agradece também à CAPES pela bolsa do programa de formação de doutorado do IFSULDEMINAS.

Referencial Teórico

Chuvienco E.; Ventura, G.; Martín, M.; Gómez I. Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. **Remote Sensing of Environment**. v.28, n.94(4), p. 450-462, 2005.

Dierckx, W. S.; Sterckx, I.; Benhadj, G.; Saint, S.; Livens, G.; Duhoux, T.; Van Achteren, M.; Francois, M.; K. Mellab. "PROBA-V Global Vegetation Satellite: Review of the Upcoming Mission." **International Journal of Remote Sensing**. v. 35(7), p. 2589-2614, 2014.

Francois, M.; Santandrea, S.; Mellab, K.; Vrancken, D.; Versluys, J. The PROBA-V mission: the space segment. **International Journal of Remote Sensing**, v. 35(7), p. 2548-2564, 2014

Freitas, S.R., Longo, K.M., Dias, M.A.F. and Dias, P.L., Emissões de queimadas em ecossistemas da América do Sul. **Estudos Avançados**, v. 19(53), pp.167-185. 2005.

Gonçalves KD, Castro HA, Souza Hacon SD. As queimadas na região amazônica eo adoecimento respiratório. **Revista Ciência & Saúde Coletiva**. v. 17(9), p1523-1532. 2012

Holben, B.N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. **International journal of remote sensing**. v. 1, n. 7(11), p. 1417-1434, 1986

Kaufman, Y. J.; L. Remer. Remote sensing of vegetation in the mid-IR: The 3.75 μm channels, **IEEE Journal of Geoscience and Remote Sensing**. v 32, p. 672-683, 1994.

Mouillot, F.; Schultz, M.G.; Yue, C., Cadule P.; Tansey, K.; Ciaï, P.; et al. Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing—A review: Analysis of user needs and recommendations for future developments. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 26, p. 64–79, 2014.

Pereira AA, de Barros DA, Pereira JA, Weimar F, Júnior A, Morelli F, Scolforo JR. Frequência espaço-temporal dos focos ativos em Minas Gerais durante o período de 1999 a 2009. **CERNE**.; v. 20(3): p. 459-469. 2014

Pereira, J. M. C. A comparative evaluation of NOAA/AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.37, n. 1. p. 217–226. 1999.

Silva, J. M. N.; Sá, A. C. L. & Pereira, J. M. Comparison of burned area estimates derived from SPOT-VEGETATION and Landsat ETM+ data in Africa: influence of spatial pattern and vegetation type. **Remote Sensing of Environment**, v. 96, p. 188–201, 2005.

Sousa, A.M; Pereira, J.M.; Silva, J.M. Evaluating the performance of multitemporal image compositing algorithms for burned area analysis. **International Journal of Remote Sensing**, v. 1, n. 24, p.1219-1236. 2003

Van Leeuwen, W.J.D.; Huete, A.R.; Laing, T.W. MODIS vegetation index compositing approach: A prototype with AVHRR data. **Remote Sensing of Environment**, v. 69, p.264-280, 1999.

Veraverbeke, S.; Harris, S.; Hook, S. Evaluating spectral indices for burned area discrimination using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 10. p. 2702– 2709, 2011.

Wolters E; Dierckx W; Swinnen E.P. Products User Manual **VITO**: Mol, Belgium. v1. 3. P.1 – 98. 2015.

World Meteorological Organization – WMO statement on the status of the global climate in 1993. WMO Report No. 809. (WMO: Geneva) In: Pereira, J. M. C. Remote sensing of burned areas in tropical savannas. **International Journal of Wildland Fire**, v. 12 (4), p. 259-270, 2003.

***ARTIGO 4 - A NEW PROCEDURE FOR AUTOMATED BURNED AREA
MAPPING IN THE BRAZILIAN SAVANNA USING PROBA-V DATA AND
ONE-CLASS SVM***

(Artigo preparado de acordo com as normas da revista Remote Sensing)

Abstract.

This paper presents a hybrid algorithm for the mapping of burned areas in Brazilian Cerrado. For this purpose, active fire VIIRS and reflectance data of the PROBA-V satellite were used. The active fire is pre-selected by the junction with the reflectance data and the natural break classification. These selected active fires were used as samples for the single-class Support Vector Machine classifier, to classify burned area in bi-weekly composites of PROB-V images. The results were validated with reference maps constructed from Landsat images. A comparison of the burned results of the MODIS MCD64A1 product was also performed. The results show that the algorithm developed improved the estimates of small burnings in areas of Cerrado, showing potential for this type of study. The advantage of the method presented is that even without the presence of active fire, it is possible to map the burn scar. One of the limitations pointed out in this study is the deficiency of more spectral channels of the PROBA-V sensor. Thus, it is suggested to adapt this algorithm to images with better spectral resolution, with channels or indexes that have a greater capacity to discriminate burned areas. The developed algorithm shows to be easily adaptable to other types of data.

Keywords: fire scars; automation; Cerrado; Support Vector Machine; accuracy assessment

1. Introduction

Vegetation burning a global phenomenon [1] in which the combustion of organic matter causes changes in vegetation which directly impact terrestrial ecosystems [2] [3], the water cycle [4] [5], and the atmosphere [6], [7], in addition to generating economic losses [8].

It is estimated that the global mean annual area burned between the years 1900 and 2007 was about 4.42 million km² [9]. During the 1990s, about 3325 Tg year⁻¹ of carbon were released into the atmosphere due to fires, 50% of which came from savanna burning, and 38% from tropical forests [7]. Although savanna species display morphological and functional adaptations to fire [10], very frequent burning may have negative impacts on vegetation structure and diversity [2],[3].

Although fire is commonly used in agricultural land management, vegetation burning may alter the water flow in the affected areas [4], facilitating erosive processes. In addition, it may promote deterioration of physical and chemical soil characteristics, reducing its productive potential [5].

An expenditure of US\$ 102 million per year was estimated in a study on the economic cost of burnings in the Amazon for the period 1996-1999. The damage was accounted for through loss of pasture, destruction of fences, loss of forest carbon, and impacts on human health [8].

Knowledge of the location, extent, frequency, and recurrence of fire is important for environmental management. Thus, several studies have been developed in recent years relying on remote sensing to map burned areas on a regional scale [11]–[16]. Burned areas extent and location is an important source of uncertainty in greenhouse gas emission models [17]. The varied persistence of burn scars within different vegetation types, and the spectral confusion with other phenomena (e.g., cloud shadowing) are some of the problems pointed out in the mapping of burned areas [18].

In [16], a burned area algorithm called AQM was compared with two

MODIS product, the MCD64A1 [14] and MCD45 [19] and products displayed different results and error levels in the Brazilian Cerrado savanna (eg. omission error smaller than 40% for AQM and MCD64A1, but higher than 60% for MCD45).

Users of burned area maps stress the need to improve product accuracy, namely in order to refine pyrogenic emission estimates [20]. Uncertainty assessment of burned areas estimates derived from remote sensing, raises some difficult questions to answer quantitatively, such as: what is the minimum mapped area achieved by available algorithms? What is actual extent of undetected, subpixel burns? To what extent does cloud cover interfere with the detection of burned areas? How much understory burning goes undetected [21]?

Various studies have shown that the detection of small fires is one of the main limitations in burned area mapping using low-resolution sensors [14], [22], [23]. The use of daily images with improved spatial resolution than that used in the existing burned area products is expected to improve the detection of small burns.

[15] developed an algorithm for mapping burned areas based on MERIS images (300m spatial resolution) and on temporal changes in near-infrared reflectance (NIR) using MODIS active fires as spatial seeds, in a two-phase algorithm. Use of this sensor improved small fire detection due to better spatial resolution, in comparison with MODIS burned areas products (300 and 500 m respectively), however, the results were considered worse than MODIS burned areas products [24].

Other studies highlighted the information gains obtained when combining active fire data with burned surface data, mainly because it allows the collection of samples without the intervention of a user, in order to automate this process. This type of hybrid approach has been used as seeds in region-growing algorithms [15], [16], [25], and for spectral characterization of the burned areas

[14], [26].

The disadvantage of using active fires in region-growing algorithms is the omission of burns over which no active fire is found [25]. In addition, in some cases, the absence of active fires and their cumulative maps are used to indicate non-burned sample collection areas [14], [15]. Despite the low likelihood, some samples of non-burned areas may be located within scars undetected by active fires, representing poor training data.

One-class classification algorithms are particularly interesting for mapping burned areas, because training sample collection is normally a difficult task when considering the class of non-burned areas. These classifiers are also used for "novelty detection" and have been used in several areas of study, with a growing number of publications in the remote sensing literature [27]. The importance of this technique lies in solving problems where you have only one interest class. However, there are few studies have applied this technique for burned area mapping.

In a comparative study among Maximum Likelihood (ML), Binary Support Vector Machine (SVM) and One Class Support Vector Machine Description (OC-SVDD) to map burns, it was found that unlike ML, SVM and OC-SVDD have the advantage of obtaining good results regardless of sample size. Although the SVM yields better accuracy, the authors mention as an advantage of OC-SVDD that it does not require training samples from non-burned areas [28](MAZHER, et al., 2012). [29] mapped burned areas using a one-class classifier method which they developed and compared with methods and classification and single class SVDD, density estimation of Parzen, k-means [17], and classifiers PUL. The authors obtained better results with the developed algorithm based on sparse kernel. In both papers cited, the data was collected manually for the classification of a single class in a supervised way. This manual operation increases the classification cost, making it dependent on human

intervention for sample acquisition. The use of active fires to train one-class classifiers, proposed in the present study can automate this procedure.

Here, we address the problem of burned area mapping and validation. The contribution of our research is a new methodology for burned area mapping, which is implemented with Project for On-Board Autonomy-Vegetation (PROBA-V) imagery. We propose the development and validation of an automated algorithm to map burned areas over Brazilian savanna, using 330m spatial resolution imagery from the PROBA-V and VIIRS active fire data (375 meters spatial resolution). This automated algorithm, hereafter designed as AQM-PROBA (AQM means abbreviation of burned areas in Portuguese), is based on using VIIRS active fire data to automatically extract burned area classification samples from PROBA-V reflectance imagery, to input those training samples to a one-class support vector machine classifier, which only requires positive (i.e. burned area) examples [30].

Our objective is to generate a product with accuracy levels in the range required by users of global fire data products, such as climate and vegetation researchers, as well as land managers and policy makers [20].

We intended to answer the following research questions:

1 – Can the use of active fire to train a single-class classifier to map burnings in Cerrado areas produce results close to or better than MCD64A1?

2 – Can our method, combined with the improved spatial resolution PROBA-V images relatively to MODIS, improve small fire detection?

The most innovative aspect of the developed algorithm is the use of active fires to automatically train a single-class classifier. This combination of active fires with one-class classifiers allows us to develop a supervised classification, without the intervention of a user during sample collection process. In addition, this approach allows mapping burned areas on which no active fire is found, unlike in region growing algorithms.

2. Data and Methods

2.1 Study area

The Brazilian savanna, also known as Cerrado, is the largest savanna region in the world and covers an area of about 2.045 million km², ranging from 2.3° to 24.7°S and 41.7° to 60.1°W (Figure 1). With more than 10,000 plant species catalogued, it is one of the most important biodiversity hotspots in the world due to the species richness, as well as to the relative high percentage of endemisms [31], [32].

The Cerrado is considered as a pyrobiome [33], because it is a fire dependent ecosystem, where the majority of the species evolved in the presence of the fire, and is considered essential for biodiversity conservation in Brazil. Excluding fire, or changing a frequency and a seasonal recurrence, can substantially alter these systems [1].

Average annual temperatures vary between 20 and 26 °C. The wet season occurs from November till March, when precipitation exceeds 200 mm, and the dry period from May till August, when precipitation might be as low as 0 mm. In the dry season, the Cerrado becomes susceptible to fire events with an annual peak of fire occurrence in September, when vegetation is very dry [16].

The present study area is coincident with two PROBA-V tiles, viz. X13Y08 and X13Y09 (Figure 1), covering an area of about 1.22 million squared kilometers of Cerrado, which represents 60% of the entire Biome area.

2.2 Datasets

Two datasets were used to develop the algorithm: (1) PROBA-V near-infrared Top of Canopy data (NIR-TOC) and (2) VIIRS active fire data. The datasets span the period July 1st to November 31st, 2015, which correspond to the driest months over the region [16].

The PROBA-V satellite was launched on May 6th, 2013 as a continuity mission to the Vegetation instruments aboard SPOT (1998-2014) [34]. Its orbit is sun-synchronous with initial overpass time about 10:45 a.m., with a 2295 km swath and daily near-global (90%) coverage [35]. PROBA-V cameras have a spatial resolution of 100 to 180 m in the central 500km of the swath, and 350-660 m along the outer. Final products are available in resolutions of 100 m, 333 m and 1 km, with level 3 geometric and radiometric corrections. Data consist of reflectance values at the Top of the Atmosphere (product S1-TOA) and Top of Canopy (S1TOC product) in the Blue (B - 0.464 μ m), Red (R - 0.665 μ m), NIR (0.837 μ m) and Shortwave infrared (SWIR - 1.603 μ m) channels [36]. PROBA-V data are disseminated by VITO (<http://www.vito-eodata.be/PDF/portal/Application.html#Home>), in partnership with the European Space Agency (ESA). Solar and view of zenith and azimuth angle data are also available, as well as information about radiometric quality and cloud cover.

VIIRS active fire data, with 375 m of spatial resolution, were used for collecting training samples burned area of burned area spectral data [37]. The low spatial resolution of VIIRS with compared to others active fire, make this active fires more efficiently than others active fires to detect small burned areas [37].

VIIRS was launched in October 2011 aboard the Suomi National Polar-orbiting Partnership (S-NPP) satellite, a United States mission jointly managed by the National Aeronautics and Space Administration (NASA) and the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). The data are provided with a 12h interval [37] (Schroeder et al, 2014).

Active fire data have been used as seeds in growing region algorithms [15], [16], [38] or spectral characterization of burned areas combining with reflectance data to use in advanced algorithms [14], [26] but has not yet been

used to collect training samples for one-class classifiers.

Thirteen pairs of Landsat 8 images (Figure 1) were used to elaborate reference fire perimeters. These were delineated using the semi-automatic classification procedure following the Global Burned Area Satellite Product Validation Protocol [38]. The thirteen Landsat 8 scenes provided the reference fire perimeters and cover an area of 353.920 km², corresponding to 17% of Brazilian Savanna area.

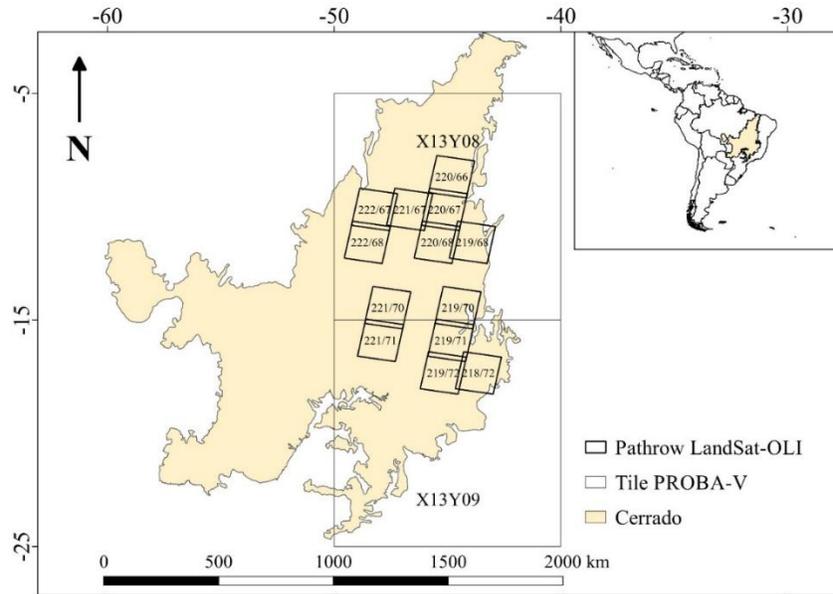


Figure 1: Location of the Cerrado Biome within South America (upper right) and of the study area within the Cerrado Biome (center). The PROBA-V tiles used to process data and Landsat 8 scene was used to validation.

The choice of Landsat 8 scenes was guided by the frequency of active fires derived from the VIIRS in 2015. We selected Landsat 8 scenes with high, medium, and low frequencies of active fires. Landsat 8 images were selected according to the period of higher frequency of fire occurrence, i.e. the dry

season, and according to the lowest cloud cover possible. Figure 2a shows the frequency of active fires derived from the VIIRS dataset in 2015. Figure 2b shows the months of higher frequency in 2015. Table 1 shows the path/row and dates (initial and final date) of the Landsat 8 images used in this study.

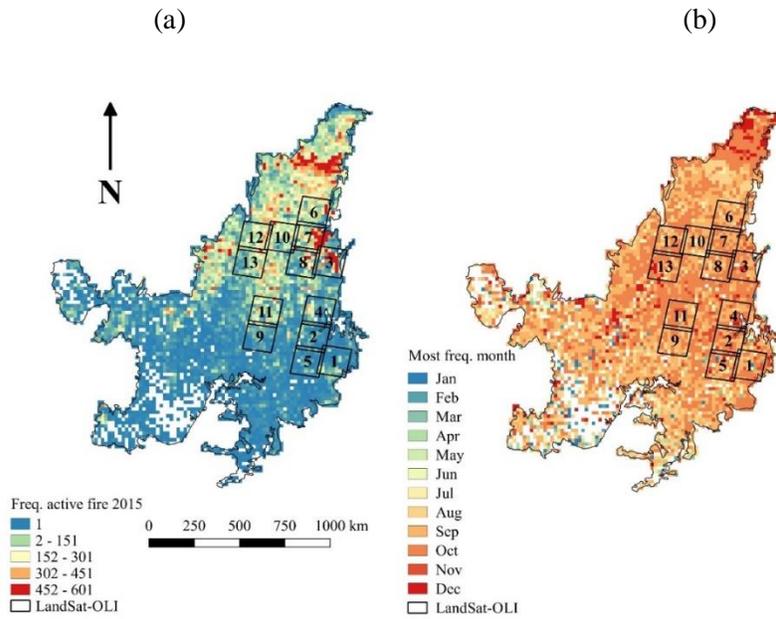


Figure 2: (a) Frequency of VIIRS active fires in 2015. (b) Months with higher frequency of active fires in 2015. Landsat 8 scene frames are also shown.

Table 1. Path/row and dates Landsat 8 images used to make reference fire perimeters

Number	Path/row	Initial date	Final date
1	218/072	16-Sep-15	2-Oct-15
2	219/068	23-Sep-15	9-Oct-15
3	219/070	7-Sep-15	9-Oct-15
4	219/071	23-Sep-15	9-Oct-15
5	219/072	23-Sep-15	9-Oct-15
6	220/066	30-Sep-15	19-Oct-15
7	220/067	30-Sep-15	19-Oct-15
8	220/068	29-Aug-15	14-Sep-15
9	221/067	20-Aug-15	5-Sep-15
10	221/070	5-Sep-15	21-Sep-15
11	221/071	5-Sep-15	21-Sep-15
12	222/067	27-Aug-15	12-Sep-15
13	222/068	27-Aug-15	12-Sep-15

Finally, comparison exercises were carried out using the MCD64A1 burned area product [14]. MCD64A1 uses daily data from the MODIS sensor aboard the AQUA and TERRA satellites and active fire MODIS. It presents a nominal resolution of 500 m and is globally available on a monthly basis since August, 2000 [14]. MODIS tiles h13v09 and h13v10 were used for comparison. This dataset was downloaded from the University of Maryland (<ftp://fuoco.geog.umd.edu/db/MCD64A1/>).

2.3 The AQM-PROBA algorithm

The algorithm was developed according to the flowchart shown in figure

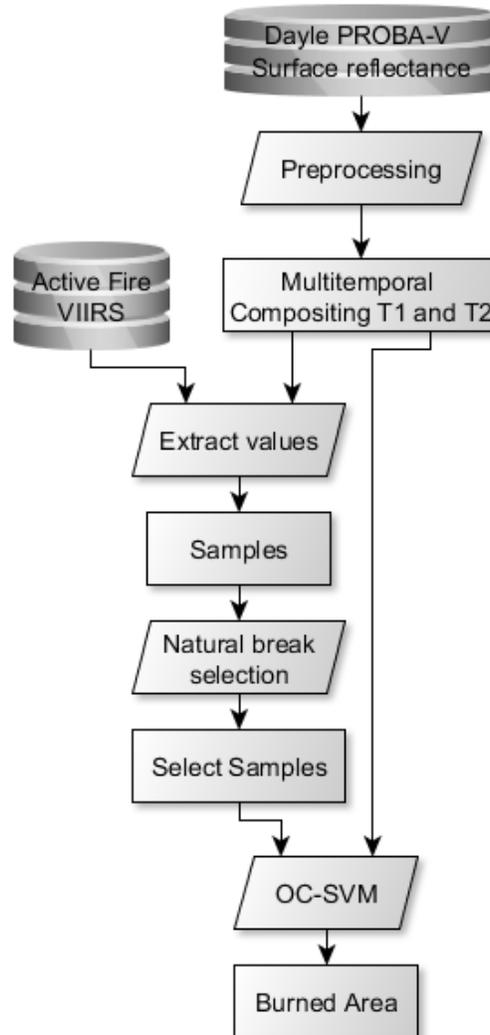


Figure 3: Algorithm flowchart.

2.3.1 Pre-processing

PROBA-V NIR daily reflectance values were georeferenced based on metadata, rejecting pixels:

- i) with zenith angles greater than 60° and/or viewing angles greater

- than 40°,
- ii) classified as cloudy in the PROBA-V Quality assurance layers.
- iii) low radiometric quality.

Pixel quality assessment is provided for the product S1TOC. As discussed in [18], burned surfaces tend to present NIR reflectance close to 0.2, whereas green vegetation tends to be characterized by higher values of NIR reflectance (around 0.3). As reflectance values higher than 0.5 are usually associated with presence of clouds, pixels associated to these values of NIR reflectance were flagged as cloud contaminated and also rejected.

Multi-temporal image compositing is an approach to create a synthesis image with inputs from different dates, to evidence a target to analyse. This approach is frequently used to obtain cloud-free images for use in burned area mapping [14]–[16], [22].

Following these approaches, biweekly composites of the second lowest NIR value of the time series were computed, with the chosen span of two weeks representing a compromise between the need to retain the burned signal and the requirement of having a reasonable number of pixels to generate a meaningful second lowest NIR value. The choice of this composite approaches was based on the results obtained by [39]

The second lowest NIR value was chosen because areas under cloud shadow display a spectral response similar to that of burned areas. Cloud shadows captured by the minimum NIR criterion are bypassed when choosing the second lowest value. Burned areas, on the other hand, are normally captured by both the minimum and second lowest values. In this way, every location obscured by cloud shadows only once during the two weeks considered can be correctly labeled as not burned in the final map. Consequently, commission errors are necessarily reduced when the second minimum value is chosen.

2.3.2 Burned area classification

The burned area is classified based in two variables: 1) NIR after fire value and 2) difference between the NIR (T1) value before and after fire (T1 - T2). The VIIRS active fires recorded during the compositing period were used to automate the collection of training samples.

The PROBA-V pixels containing active fires are candidates to act as burned area samplers. To exclude “bad samples”, those set of pixels collected by active fire are segmented into three classes, using the Jenks natural breaks method [40], developed for choropleth map segmentation [40]. Natural break segmentation of potential training data was performed on post-fire NIR reflectance values (T2) and on the pre-fire – post-fire NIR difference values (T1 - T2). To be included in the training sample, candidate pixels must belong simultaneously to the lowest class of post-fire NIR reflectance values and to one of the two higher classes of NIR difference values.. Figure 4 shows the cumulative density functions both for post-fire NIR reflectance values (Figure 4a) and NIR difference values (Figure 4b), as well as the thresholds for including pixels in the training sample.

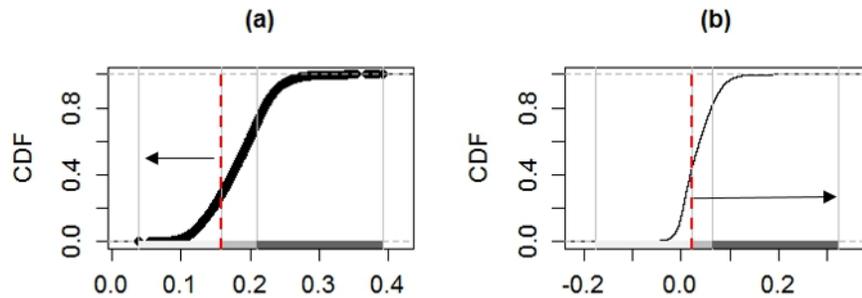


Figure 4 – (a) Cumulative Density Function (CDF) and Jenks Natural Breaks for NIR reflectance values (T2); (b) Cumulative Density Function (CDF) and Jenks Natural Breaks for differences in NIR reflectance values. Red dashed lines represent thresholds for sample selection. Black arrows show values admitted for sample selection.

The training sample was then used as input to the classifier SVM-OC (One-class Support Vector Machine). The SVM-OC is a machine-learning algorithm derived from the traditional Support Vector Machine [40] and was developed to tackle problems of classifying a single class from a data set. It optimizes the separation of target classes by constructing a hyperplane that best represents the multidimensional edge of the feature space. The hyperplane is obtained by minimizing the following function:

$$t(\mathbf{w}, \xi, \rho) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \rho + \frac{1}{mv} \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (1)$$

where v is used to control the volume of the sphere that bounds the portion of the feature space where the training samples are located. It defines an upper limit to the fraction of outliers found in the data [41]. W is the width of the region besides the decision boundary, and m is the number of training instances.

Although developed for linear problems, different kernel functions for non-linear problems can be used with SVM-OC [40]. Among the kernel functions available for computation, the mostly used are the Radial Basis Function (RBF), the Sigmoid Function, and the Polynomial Function [42]. Kernel choice is based on the data type and on the n -dimensional feature distribution. We used the RBF kernel in the present analysis because it has been exhaustively used for datasets subject to remote sensing image-processing tasks [38], [43].

According to the boundaries defined by the kernel function of the SVM-OC, the classifier returns positive values for instances that are similar to the instances in the training sample and negative values otherwise. Computations were carried out using the R Studio and the package `e1071` [44]. The v value is defined as the inverse of the number of features, which is two in the present study (NIR values and NIR differences). The value of W may vary between 0, which is less

restrictive, and 1, which is more restrictive. We used a value of 0.1, after a series of trials and visual analyses of the trials outputs. Finally, morphological operators of dilation and erosion were applied to the classification results, to remove isolated pixels.

2.3.3 Accuracy assessment

Accuracy of AQM-PROBA-V burned area maps was assessed with reference fire perimeters compiled from each Landsat 8 image, and compared with an equivalent accuracy assessment performed for MCD64 burned area products.

We evaluate the AQM-PROBA-V in two different ways:

i) In the first analysis, overall accuracy, omission and commission error, bias, Dice coefficients and critical success rates were calculated. The calculation of these metrics was performed from information contained in the error matrix (Table 2). Table 3 show the metrics analyzed, their acronym, the respective formulae, and their meaning.

Table 2. Error Matrix

		Reference		
		Burned	Unburned	
BA Products	Burned	A	B	A + B
	Unburned	C	D	C + D
		A + C	B + D	A + B + C + D

Table 3. Accuracy metrics and respective acronym, formulae and meaning of metrics.

Accuracy metrics	Acronym	Equation	Meaning
Overall Accuracy	OA	$(A + D) / (A + B + C + D)$	Correct burned and unburned area / Total
Omission Error	OE	$C / (A + C)$	Incorrect unburned product area / Total reference area
Commission Error	CE	$B / (A + C)$	Incorrect burned product area / Total reference area
Bias	BIAS	$(A + B) / (A + C)$	Product area / Reference area
Dice Coefficient	DICE	$2 A / (2 A + B + C)$	2 x Correct burned area / Union of 2 x correct burned area and incorrect product area.
Critical Success Index	CSI	$A / (A + B + C)$	Correct burned area / Union of correct burned area and incorrect product area

The error matrix was calculated using a fuzzy approach [45], which evaluates the proportion of reference (30m) burned area within each pixel of lower resolution burned area products (330m and 500m, for PROBA-V and MODIS respectively). This proportion is used to weight the error matrix data. For example, if a burned pixel AQM-PROBA has 70% burned reference area, this pixel has a hit of 0.7 and a commission error of 0.3. On the other hand, if the burned area in the reference data corresponds to 30% of an AQM-PROBA pixel, none of which is captured by AQM-PROBA, this pixel will have an omission error of 0.3. The proportions were then used as weights for the calculation of the error matrix, which results from the summation of all weighted values for each error or hit.

The analysis takes into account the extent to which the lower resolution information diverges from the higher resolution reference. This approach has been used for validating burned area maps derived from low-spatial resolution, against reference data of higher spatial resolution because it is more appropriate than the traditional error matrix for the comparison of datasets with different spatial resolutions [46], [15], [16], [47].

Confidence intervals for each metric were calculated at 95% level, using the Z-test. The individual values were grouped, where 1 is below the confidence interval, 2 is within and 3 above.

ii) In the second analysis, we compared AQM-PROVA, MCD64A1 and the reference data, over 10 x 10 km grid for each Landsat 8 reference scene. We computed the burned area proportions for each 10x10 km cell, where proportions denote the burned area divided by 100. The Kendall's rank coefficient [49] was used to assess the correlation between the BA products within the 10 x 10 km grid.

The advantage of grid correlation analysis is that it quantifies the bias in burned area estimation present in the low resolution burned area maps [23], such

as the AQM-PROBA and MCD64A1. This approach has been used to study the relationship between burnt area estimates at low and moderate resolutions [23].

The null hypothesis (H0) to be tested is that there is no agreement between reference maps and the variables analyzed ($\tau \leq 0$). The alternative hypothesis (H1) indicates that there is correlation between variables ($\tau > 0$), at a significance level of 0.05. The coefficient tau is calculated as:

$$\tau = \frac{((\text{number of concordant pairs}) - (\text{number of discordant pairs}))}{N1^{1/2} \times N2^{1/2}} \quad (2)$$

where:

N1 = number of data pairs not tied in a target feature

N2 = number of data pairs not tied in another target feature

In this paper, N1 represent the percent of reference burned area in a 10 x 10 km grid, whereas N2 represent the percent of AQM-PROBA or MCD64A1 burned area in a 10 x 10 km grid.

To characterize the burned area in each scene, we graph the relative frequency of sum to the burned area and to the scar burned, divided in four classes: 1) 0 – 25 ha; 2) 25.01-100 ha; 3) 100.01-1000 ha and 4) >1000 ha. The relative frequency of the sum of areas means the sum of the areas of each class divided by the total of areas burned.

3. Results

The characteristics of AQM-PROBA results may be evidenced by comparing its performance with the MCD64 BA product. For the whole study area, we mapped 12,848 km² of burned areas using AQM-PROBA algorithm and 10,332 km² using MCD64A1, against 13,086 km² in the reference map. In general, the

OA for both products were high (Table 4). This is expected when the target class is much less frequent than the non-occurrence event (unburned). Thus, in this case, the analysis of the other metrics is more important than this metric.

For the sum of all Landsat 8 scenes burned area, AQM-PROBA showed lower OE (30%) and higher CE (22%) than the MCD64A1 BA product (34% and 15% of OE and CE respectively). The accuracy measures were also assessed individually for each scene. Figure 6 shows boxplots for the accuracy measures of all the L8 scenes, for both BA products. (Figure 5a, b). AQM-PROBA showed higher bias values than MCD64A1 (Figure 5c), whereas for the DICE and CSI values, both products showed similar results (Figure 5d, e). Accuracy measure results are shown in Table 4 for all study sites

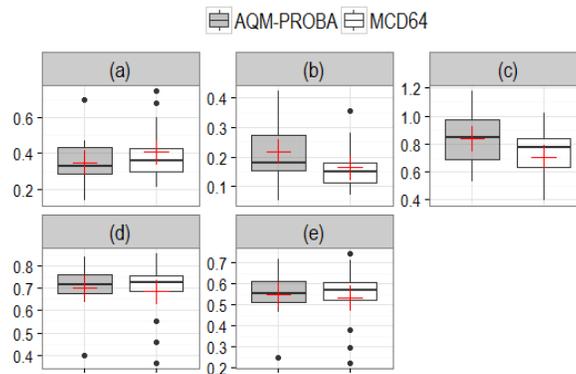


Figure 5. Accuracy metric boxplots for OE, (b) CE, (c) BIAS, (d) DICE e (e) CSI for thirteen Landsat 8 scenes. Boxplots depict the 25th, 50th (median, black line) and 75th percentile. Red cross represents the mean.

Analyzing results for individual reference scenes, AQM-PROBA had results closest to the reference, with exception of scenes 220/68; 221/67; 222/67; 222/68, where MCD64A1 yielded better results (Figure 6).

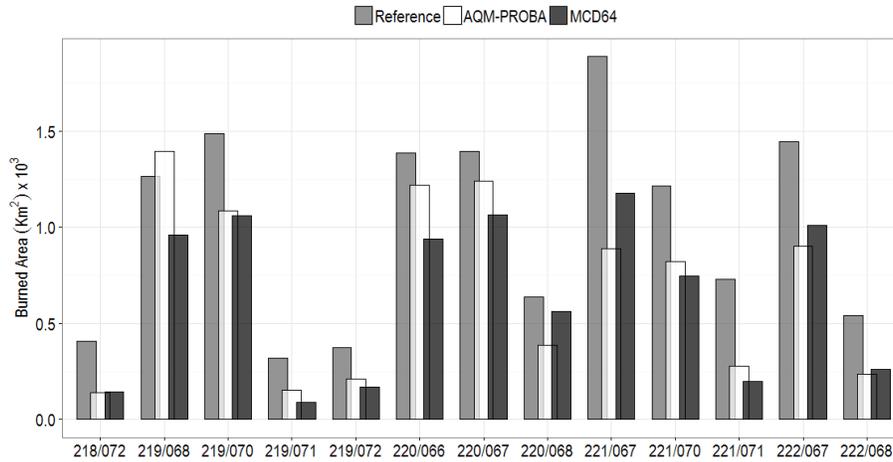


Figure 6: Burned area maps derived from the reference (LS8), from AQM-PROBA and from MCD64A1, for each Landsat scene.

Scenes 219/068; 219/070; 221/067; 221/070, 222/067 had more than 1,200 km^2 mapped in the reference. Figure 7 shows the relative frequency of the sum of the burned areas per size class. Figure 7 shows that more than 70% of the total area is due to fires larger than 1000 ha.

The scenes with the least area burned were 218/072, 219/071, and 219/072, with less than 600 km^2 . In the first two scenes 75% of the burn scars are smaller than 25 ha (Figure 8). Only in scene 218/072 there was a larger sum of burned area for size class 3 scars than other scenes (100-1000 ha). Scenes 219/071, 221/071, have a higher frequency of the sum of fires in size class 4, the frequency of class 3 has a higher influence when compared to the other scenes and a relative frequency greater than 75% for burnings less than 25ha. This means that the sum of the burned areas of this size class represents 75% of the total area burned in this scene.

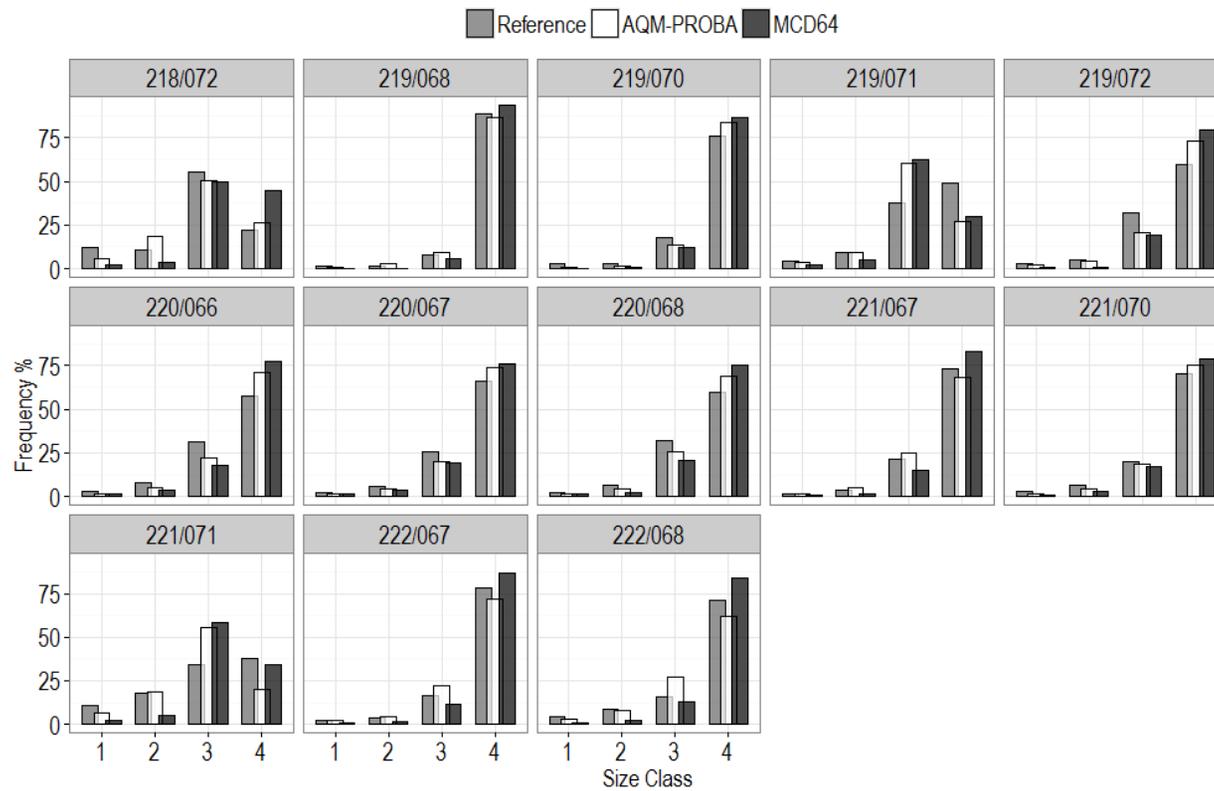


Figure 7: Relative frequency of sum to the burned area for size class.

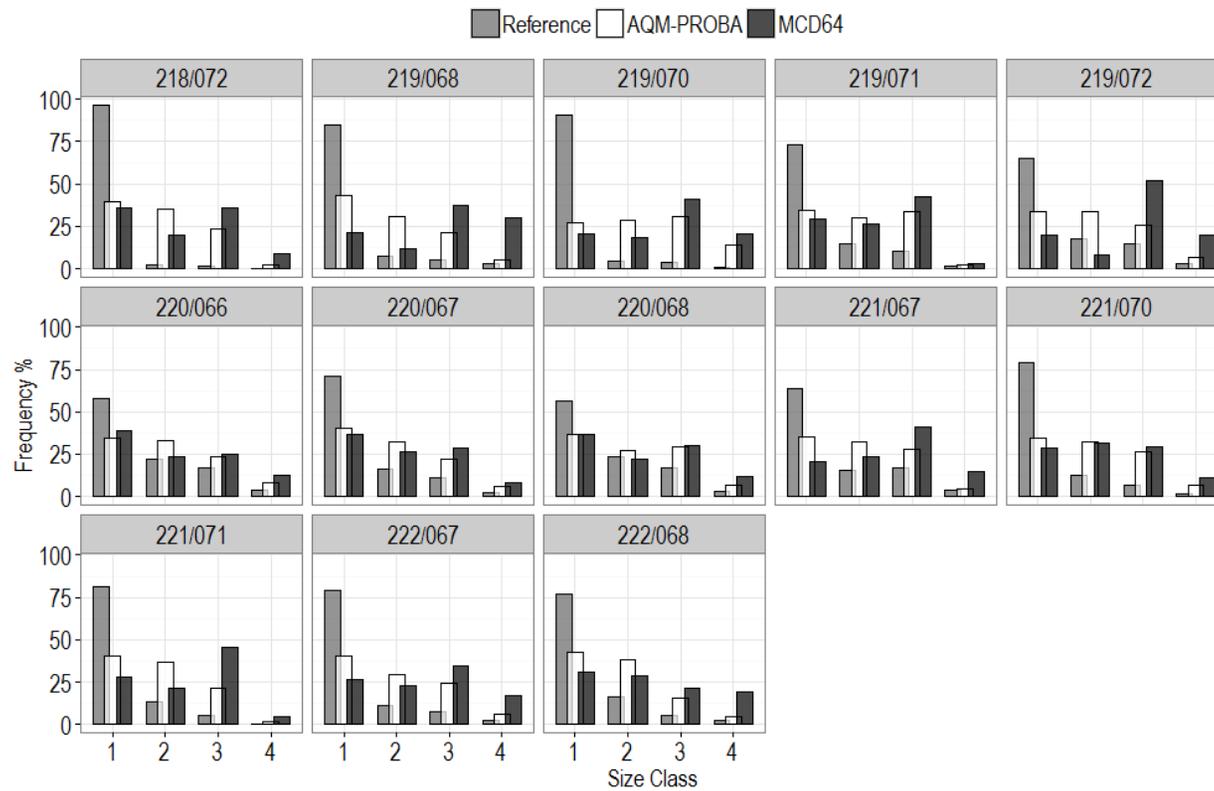


Figure 8: Relative frequency of scar burned area for size class.

The omission errors are above the confidence interval for scenes 218/072 (AQM-PROBA, MCD64A1), 219/071 (MCD64A1), 221/071 (AQM-PROBA, MCD64A1) and 222/068 (AQM-PROBA). The largest commission errors were found in scenes 219/068, 219/071, 220/066, 220/067, 220/070 for AQM-PROBA, 220/068 (MCD64A1) and 221/071 (AQM-PROBA, MCD64A1) (Table 4).

As for the bias, scenes with values closer to 1, that is, with burn values closer to the reference, were found for scenes 219/068, 219/072, 220/068 (AQM-PROBA), 222/067 (MCD64A1), 219/070 and 220/067 (AQM-PROBA, MCD64A1). The DICE and CSI produced similar results, with values above the confidence interval for scenes 219/072, 220/68 and 222/67 (AQM-PROBA) and 219/068, 219/070, 220/067 (AQM -PROBA and MCD64A1) (Table 4).

Table 4. Accuracy measures for AQM-PROBA and MCD64A1 for each Landsat 8 scene. The number in parentheses represents the confidence interval class where 1 is below 2 is within and 3 is above.

Products	Path/row	OA	OE	CE	BIAS	DICE	CSI
AQM-PROBA	218/072	0.997	0.47 (3)	0.05 (1)	0.56 (1)	0.68 (2)	0.51 (2)
MCD64A1	218/072	0.996	0.68 (3)	0.21 (2)	0.41 (1)	0.46 (1)	0.30 (1)
AQM-PROBA	219/068	0.990	0.14 (1)	0.27 (3)	1.18 (3)	0.79 (3)	0.65 (3)
MCD64A1	219/068	0.994	0.21 (1)	0.07 (1)	0.85 (2)	0.85 (3)	0.74 (3)
AQM-PROBA	219/070	0.993	0.17 (1)	0.15 (2)	0.97 (3)	0.84 (3)	0.72 (3)
MCD64A1	219/070	0.993	0.22 (1)	0.11 (1)	0.88 (3)	0.83 (3)	0.71 (3)
AQM-PROBA	219/071	0.998	0.43 (2)	0.27 (3)	0.78 (2)	0.64 (2)	0.47 (1)
MCD64A1	219/071	0.998	0.60 (3)	0.12 (1)	0.45 (1)	0.55 (1)	0.38 (1)
AQM-PROBA	219/072	0.998	0.29 (1)	0.18 (2)	0.86 (3)	0.76 (3)	0.61 (3)
MCD64A1	219/072	0.998	0.40 (2)	0.07 (1)	0.65 (1)	0.73 (2)	0.57 (2)
AQM-PROBA	220/066	0.986	0.31 (1)	0.32 (3)	1.03 (3)	0.69 (2)	0.52 (2)
MCD64A1	220/066	0.988	0.41 (2)	0.18 (2)	0.72 (2)	0.69 (2)	0.52 (2)
AQM-PROBA	220/067	0.989	0.23 (1)	0.27 (3)	1.05 (3)	0.75 (3)	0.60 (3)
MCD64A1	220/067	0.991	0.30 (1)	0.16 (2)	0.84 (2)	0.76 (3)	0.62 (3)
Products	Path/row	OA	OE	CE	BIAS	DICE	CSI

AQM-PROBA	220/068	0.996	0.29 (1)	0.16 (2)	0.85 (2)	0.77 (3)	0.63 (3)
MCD64A1	220/068	0.994	0.26 (1)	0.28 (3)	1.02 (3)	0.73 (2)	0.57 (2)
AQM-PROBA	221/067	0.987	0.40 (2)	0.13 (1)	0.69 (2)	0.71 (2)	0.55 (2)
MCD64A1	221/067	0.988	0.34 (2)	0.15 (2)	0.78 (2)	0.74 (2)	0.59 (2)
AQM-PROBA	221/070	0.991	0.35 (2)	0.31 (3)	0.95 (3)	0.67 (2)	0.50 (2)
MCD64A1	221/070	0.993	0.36 (2)	0.18 (2)	0.78 (2)	0.72 (2)	0.56 (2)
AQM-PROBA	221/071	0.993	0.70 (3)	0.42 (3)	0.53 (1)	0.40 (1)	0.25 (1)
MCD64A1	221/071	0.994	0.74 (3)	0.36 (3)	0.40 (1)	0.37 (1)	0.22 (1)
AQM-PROBA	222/067	0.989	0.33 (2)	0.17 (2)	0.81 (2)	0.74 (2)	0.59 (2)
MCD64A1	222/067	0.989	0.33 (2)	0.14 (1)	0.78 (2)	0.75 (3)	0.61 (3)
AQM-PROBA	222/068	0.996	0.45 (3)	0.12 (1)	0.63 (1)	0.68 (2)	0.51 (1)
MCD64A1	222/068	0.996	0.43 (2)	0.10 (1)	0.63 (1)	0.70 (2)	0.54 (2)

The best possible result is omission and commission errors in class 1 and the BIAS, DICE, and CSI in class 3. This combination appeared only in the 219/071 scene for the MCD64A1 product. However, this scene also had good results for AQM-PROBA, which presented less error of omission, but the commission within the average confidence interval. On the other hand, the worst result was obtained in scene 221/071, for both products, where the omission and commission errors are above the confidence interval, and the BIAS, DICE and CSI in class 3. Figure 9 shows the fires of these two scenes for the AQM-PROBA-V (in red) and MCD64A1 (in blue) with the reference overlapped, represented by the black outline

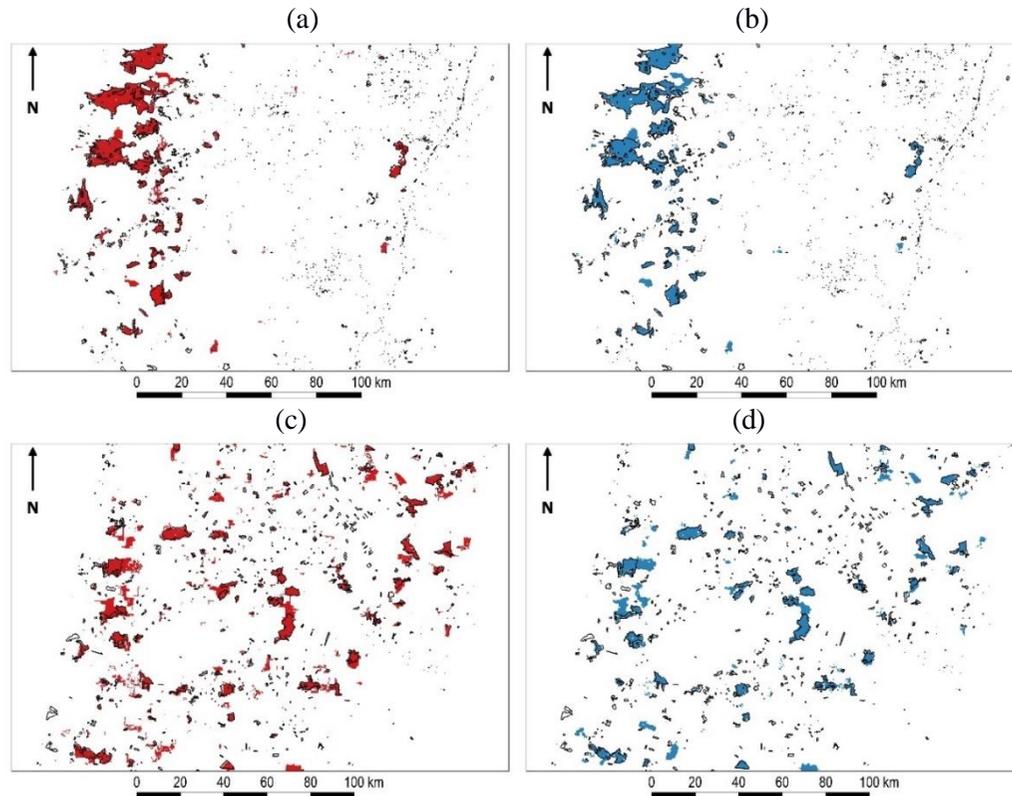
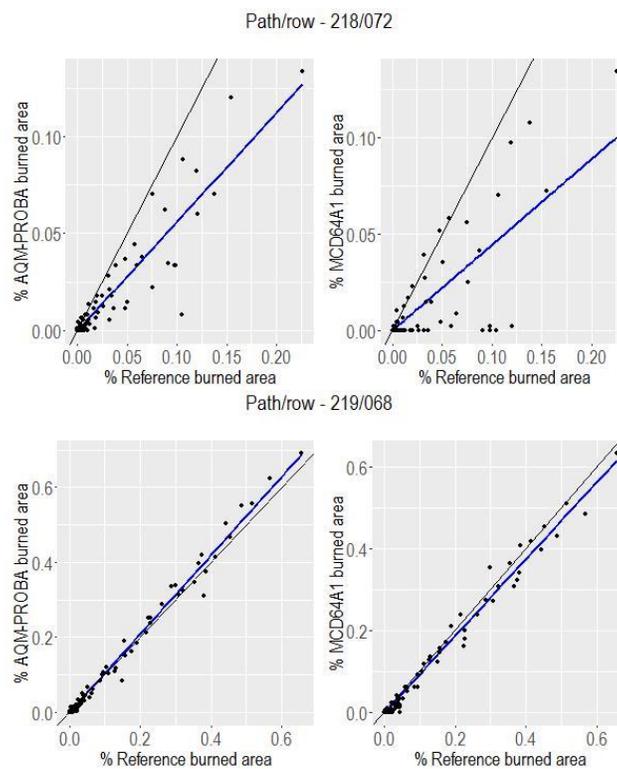
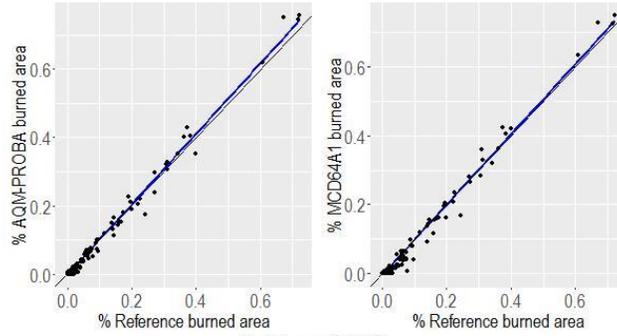


Figure 9: Above the scene with bigger hits (219/071) (a and b), and below the scene with bigger mistakes (221/071) (c and d). In red are the burned areas AQM-PROBA and in blue the MCD64A1 and the outline in black represents the reference.

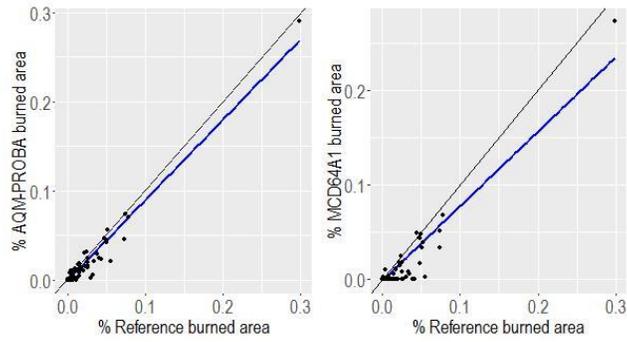
The proportions of 10 x 10 km cells labeled as burned by the Landsat reference data against the proportion labeled as burned by the two BA products are shown in Figure 8. The regression line is plotted in blue and the 1:1 line is plotted in black. For all cases analyzed, the AQM-PROBA methodology shows greater correlation with the Landsat burned area estimates than the MCD64 product. It is interesting to note that both BA products underestimate the BA in most cases, except in 219/68, 219/70, 222/67 in AQM-PROBA-V and 220/68 for MCD64A1 where the regression presents a few sob estimations observed by blue line above to black line (Figure 10).



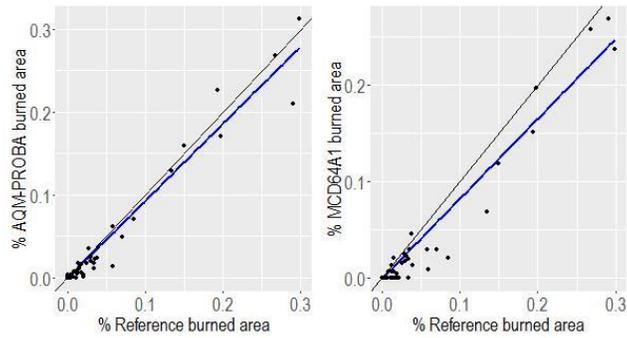
Path/row - 219/070



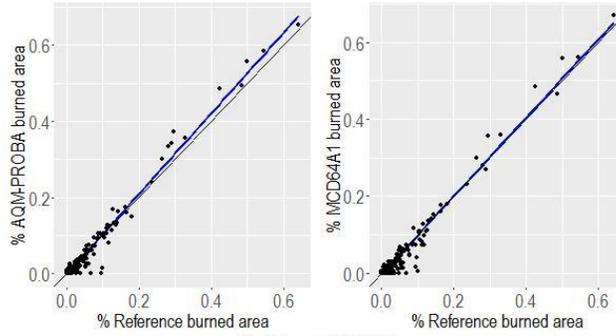
Path/row - 219/071



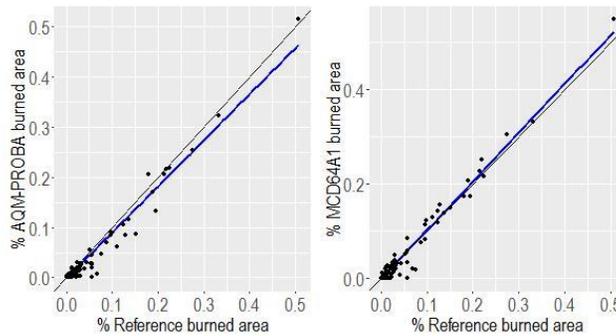
Path/row - 219/072



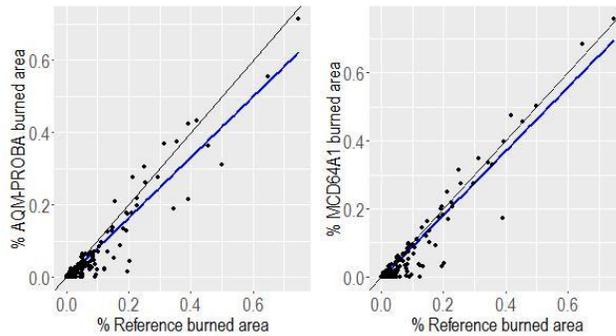
Path/row - 220/067

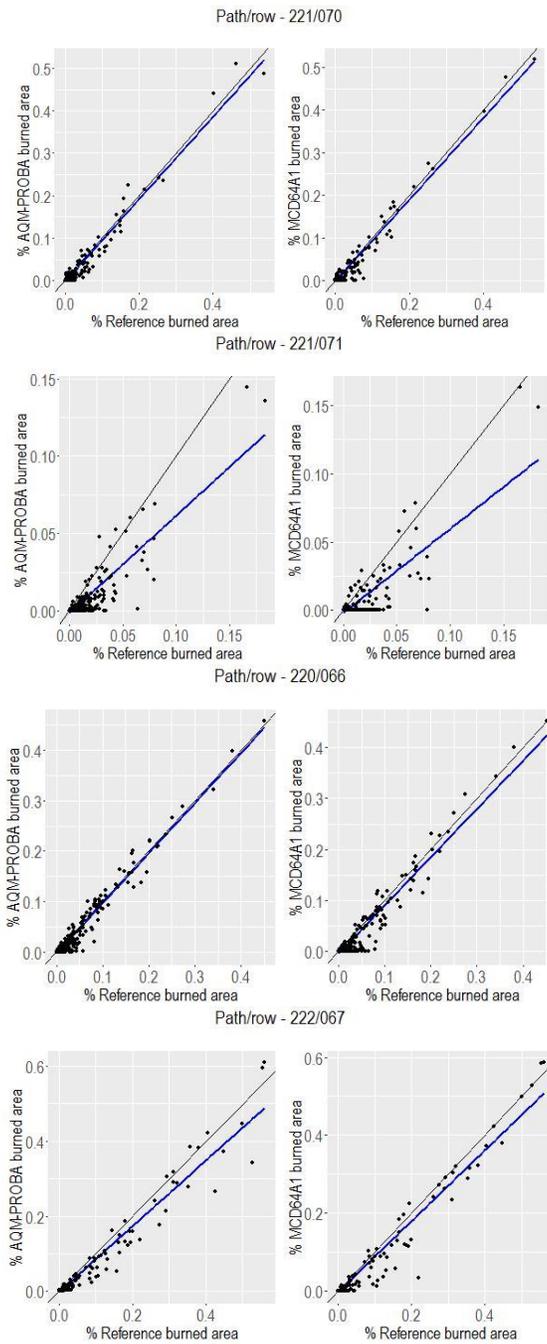


Path/row - 220/068



Path/row - 221/067





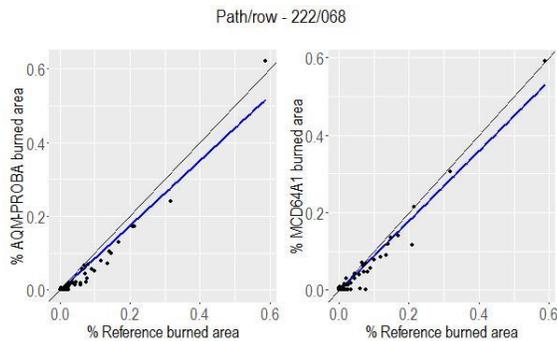


Figure 10. Relationship between burned area (%) estimated from the AQM-PROBA and MCD64A1 BA algorithms and the reference fire perimeters. Burned area was computed from analysis windows of 10 x 10 km within each L8 (path/row included). The regression line (blue) and the 1:1 line (black) are also displayed.

For all cases analyzed, the AQM-PROBA algorithm showed higher correlation with Landsat burned area estimates than the MCD64 product. For AQM-PROBA, the highest Kendall's correlation was found for scene 220/66 (0.85) and the lowest for scene 218/72 (0.51). For MCD64A1, the better result was found for scene 221/67 (0.72) and the worst for scene 218/72 (0.37). On average, the correlation between AQM-PROBA and the reference map was 0.7, with a standard deviation of 0.09, whereas for MCD64A1 the correlation was 0.56 with a standard deviation of 0.11 (Table 5).

Table 5. Values obtained from the calculation of the Kendall correlation index with a confidence level of 95%

Product	Path/row	tau	Z	p-value
AQM-PROBA	218/072	0.51	13.68	1.31e ⁻⁴²
MCD64A1	218/072	0.37	9.90	4.28e ⁻²³
AQM-PROBA	219/068	0.72	18.77	1.41e ⁻⁷⁸
MCD64A1	219/068	0.60	15.57	1.09e ⁻⁵⁴
AQM-PROBA	219/070	0.69	18.66	1.14e ⁻⁷⁷
MCD64A1	219/070	0.61	16.25	2.13e ⁻⁵⁹
AQM-PROBA	219/071	0.66	16.62	5.42e ⁻⁶²
MCD64A1	219/071	0.43	10.64	1.99e ⁻²⁶
AQM-PROBA	219/072	0.71	17.41	6.41e ⁻⁶⁸
MCD64A1	219/072	0.53	12.96	2.00e ⁻³⁸
AQM-PROBA	220/066	0.85	23.98	4.89e ⁻¹²⁷
MCD64A1	220/066	0.65	17.70	4.44e ⁻⁷⁰
AQM-PROBA	220/067	0.79	21.88	3.77e ⁻¹⁰⁶
MCD64A1	220/067	0.68	18.57	5.93e ⁻⁷⁷
AQM-PROBA	220/068	0.76	19.46	2.18e ⁻⁸⁴
MCD64A1	220/068	0.67	17.00	7.55e ⁻⁶⁵
AQM-PROBA	221/067	0.82	22.40	3.98e ⁻¹¹¹
MCD64A1	221/067	0.72	19.32	3.34e ⁻⁸³
AQM-PROBA	221/070	0.70	18.83	4.10e ⁻⁷⁹
MCD64A1	221/070	0.63	16.70	1.39e ⁻⁶²
AQM-PROBA	221/071	0.67	18.39	1.68e ⁻⁷⁵
MCD64A1	221/071	0.42	11.30	1.33e ⁻²⁹
AQM-PROBA	222/067	0.72	19.45	2.65e ⁻⁸⁴
MCD64A1	222/067	0.60	15.81	2.76e ⁻⁵⁶
AQM-PROBA	222/068	0.58	14.91	2.66e ⁻⁵⁰
MCD64A1	222/068	0.44	11.23	2.93e ⁻²⁹

4. Discussion and Conclusions

This paper presents the development and validation of a new procedure for

automatic mapping burned areas in the Brazilian Savanna based on VIIRS active fire data, PROBA-V image composites and the One-class SVM classifier. The comparison with reference data and with a widely-used BA product (MCD64A1) permitted to determine the level of accuracy of the proposed approach. The results show that our algorithm produced accurate maps of burned areas in the Brazilian Savanna. Omission and commission errors were lower when compared with other studies that attempted to map burned areas with low-spatial resolution sensors [15], [16], [48].

AQM-PROBA had a lower omission error than MCD64A1 product, on the other hand, MCD64A1 was more conservative with lower commission errors. However, the AQM-PROBA presented more balanced values of omission and commission and consequently, the bias closer to 1. A higher correlation with the reference data is also shown in the graphs shown in figure 7 and Kendall values. A greater similarity was also observed between the burnings in the reference smaller than 100 ha, in relation to the AQM-PROBA, shown in figures 7 and 8.

Two aspects can be considered in the analysis of errors of omission and commission: the first is related to errors in the border, due to the difference of the spatial resolutions between the data compared, besides possible errors derived from the georeferencing [16]. The second is related to fires that occurred before the first Landsat image, but were detected in the PROBA-V composite after this date. This type of error was identified in the two products of burned areas of lower spatial resolution, and can be observed in figure 10, where it has no reference scar but appears burned in both lower resolution products. The uncertainty of the detection dates can lead to this type of error in the assessment of the accuracy of the data, in the same way that burns occurred before the date of the second Landsat image and detected after this date, are considered as omitted [48]. However, this type of analysis was not performed in this study.

Although the AQM-PROBA and MCD64A1 products are derived from

different sensors, the divergences in the results presented may reflect the different methodologies applied. Both products use active fire for spectral characterization of fires, but they are different in design. The AQM-PROBA is based on the spectral space of the NIR T2 and NIR T1-T2 values in PROBA-V images, with samples collected by VIIRS active fire, which are used to train the SVM-OC classification model. MCD64A1 uses vegetation index data constructed in the NIR-MIR spectral space (1.6 and 2.1) and cumulative active fire maps are used to guide the selection of burned and unburned samples and to guide the specification of previous probabilities, used as based on the classification of fires. The steps of the MCD64A1 algorithm are described in [16].

In addition to the difference in methods, better spatial resolution of PROBA-V over MODIS data may have an influence on the detection of smaller fires. In the AQM-PROBA product, isolated pixels are excluded from the final result, thus, a minimum mapping area is 22 ha. According to Padilla et al. (2014), it is hard to detect burned areas smaller than about 4 to 10 pixels in size. We consider that the minimum burned detect area with reliability is approximately 80 ha (considering 7 pixels).

Theoretically, a 50% burned pixel could be detected. However, this depending on the intensity of the fire and the characteristics of the vegetation. According to this logic, the minimum burned area detect in MCD64A1 is approximately 13 ha. However, the area of the MODIS pixel is 25 ha with a nadir target, and these numbers can triple as the viewing angles of the pixels increase. Combined with this, not to be eliminated in the final contextual filter the burn scar should be at least approximately three times larger. Thus, the minimum detectable dimension with reliability in MCD64A1 is 120 ha [14].

Both products showed the same tendency towards larger omission errors and lower correlation with the reference data when the fire size distribution was

dominated by small burns. This is common when comparing images and reference data collected at different spatial resolutions, where the size and irregularity of the targets are determinant for higher omission errors [15], [16], [23], [48].

The largest omission errors in both BA products were observed for scenes 221/71 and 218/72, where fire scars typically are small fire scars. Besides the presence of small burns, scene 218/72 also covers a peculiar area where a rugged topography and the presence of many areas of rock outcrops further complicated the detection of burned areas with low-spatial resolution sensors.

[23], using SPOT Vegetation data over Africa mentioned two atypical situations: small burns, but sufficiently dark to be detected and large, but lightly burned areas that were frequently missed. The former case may explain the results obtained with scene 219/072 evaluated in our study. This scene contained small burns but yielded a Kendall coefficient of 0.71 for AQM-PROBA, similar to those obtained for areas with larger burns.

Light burns may be the reason for the results of scene 221/067, where omission errors were high, despite the occurrence of large burns. One possible cause is the presence of low fuel loadings in the area, and the presence of neosols [49]. This soil has a whitish color and high reflectance values of the NIR channel due to the presence of sand and quartz in their composition [50]. Combined with this, residues left by areas of natural pastures are considered "white ash" for materials where fire severity was higher with complete combustion. This influences the persistence of the residue signal, which varies according to the paper size of this residue [21].

[16] validated the AQM algorithm for scene 221/067 considering a multi-temporal dataset spanning a six-year period. This algorithm use the index W, constructed by the space spectral of NIR-MIR of MODIS sensor. They obtained better results when compared to ours for the same scene. The AQM algorithm is

based on the MODIS MIR channels, suggesting that the use of different channels and indices may produce better results in the area. In this case, the spectral space of the MIR, used in MCD64A1 and AQM, can have a positive influence.

One of the limitations of the presented product is linked to the spectral limitation of the PROBA-V sensor with only four channels. As in the works mentioned above, several other studies have shown that the spectral space of MIR channels in savanna areas is advantageous, especially at the 2.1 μm wavelength [18], [51]–[53]. Thus, the implementation of this method in images of better spatial resolution and with spectral indexes with greater separability, can improve the results presented here. Considering that burned areas in the Cerrado tend to show an increase in temperature after the occurrence [54], other alternative to improve burned area detection may involve the use of VIIRS thermal data.

In the present study, we used PROBA-V images and VIIRS active fire data, but the approach may be easily adapted to use other data sources. Our results showed that the technique of sample selection based on active fires as proposed here, as well as the use of One-class algorithms produced accurate results for burned area mapping. However, the approach needs to be validated using longer time series in order to become operational.

This approach, coupled with the better spatial resolution of the PROBA-V sensor (330m), when compared to MODIS (500m) burning products, can improve the detection of small fires.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

References and Notes

© 2017 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This paper is an open access paper distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

- [1] J. Shlisky, A. *et al.*, “Fire, ecosystems and people”, *Nat. Conserv.*, p. 28, 2007.
- [2] N. C. Fiedler, I. Nuno, C. De Azevedo, M. B. De Medeiros, e F. Venturoil, “Efeito De Incêndios Florestais Na Estrutura E Composição Effect of Fire Onthe Structure and Floristic Composition of a Cerrado Sensu Stricto Area in Fazenda Água Limpa-Df”, *Rev. Árvore*, vol. 28, n^o 1, p. 129–138, 2002.
- [3] T. L. M. Frizzo, C. Bonizário, M. P. Borges, e H. L. Vasconcelos, “Revisão dos efeitos do fogo sobre a fauna de formações savânicas do Brasil”, *Oecologia Aust.*, vol. 15, n^o 2, p. 365–379, 2011.
- [4] A. J. D. Ferreira, C. O. A. Coelho, C. J. Ritsema, A. K. Boulet, e J. J. Keizer, “Soil and water degradation processes in burned areas: Lessons learned from a nested approach”, *Catena*, vol. 74, n^o 3, p. 273–285, 2008.
- [5] A. V. A. Jacques, “A queima das pastagens naturais - efeitos sobre o solo e a vegetação”, *Ciência Rural. St. Maria*, vol. 33, n^o 1, p. 177–181, 2003.
- [6] C. Lioussé *et al.*, “Deriving Global Quantitative Estimates for Spatial and Temporal Distributions of Biomass Burning Emissions”, *J. Geophys. Res. D Atmos.*, vol. 109, n^o 14, p. 1–16, 2004.
- [7] F. Mouillot, A. Narasimha, Y. Balkanski, J.-F. Lamarque, e C. B. Field, “Global carbon emissions from biomass burning in the 20th century”, *Geophys. Res. Lett.*, vol. 33, n^o 1, p. 2–5, 2006.
- [8] R. S. Mota *et al.*, “O CUSTO ECONÔMICO DO FOGO NA

AMAZÔNIA”, *TEXTO PARA DISCUSSÃO N° 912. Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão*. p. 42, 2002.

- [9] J. Yang *et al.*, “Spatial and temporal patterns of global burned area in response to anthropogenic and environmental factors: Reconstructing global fire history for the 20th and early 21st centuries”, *Jourral Geophys. Res. Biogeosciences*, vol. 2000, p. 1–15, 2014.
- [10] L. M. Coutinho, “Aspectos Ecológicos do Fogo no Cerrado. II - As Queimadas e a Dispersão de Sementes em Algumas Espécies Anemocóricas do Estrato Herbáceo-Subarbustivo”, *Boletim de Botânica, USP*, vol. 5. p. 57–64, 1977.
- [11] P. Barbosa, P. M. Barbosa, J. Gre, e M. C. Pereira, “An Algorithm for Extracting Burned Areas from Time Series of AVHRR GAC Data Applied at a Continental Scale An Algorithm for Extracting Burned Areas from Time Series of AVHRR GAC Data Applied at a Continental Scale”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 69, n° 253–263, 1999.
- [12] M. Simon, S. Plummer, F. Fierens, J. J. Hoelzemann, e O. Arino, “Burnt area detection at global scale using ATSR-2: The GLOBSCAR products and their qualification”, *J. Geophys. Res. D Atmos.*, vol. 109, n° 14, p. 1–16, 2004.
- [13] K. Tansey *et al.*, “Vegetation burning in the year 2000: Global burned area estimates from SPOT VEGETATION data”, *J. Geophys. Res. D Atmos.*, 2004.
- [14] L. Giglio, T. Loboda, D. P. Roy, B. Quayle, e C. O. Justice, “An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 113, n° 2, p. 408–420, 2009.
- [15] I. Alonso-Canas e E. Chuvieco, “Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 163, p. 140–152, 2015.

- [16] R. Libonati, C. C. DaCamara, A. W. Setzer, F. Morelli, e A. E. Melchiori, “An algorithm for burned area detection in the Brazilian Cerrado using 4 μm MODIS imagery”, *Remote Sens.*, vol. 7, p. 15782–15803, 2015.
- [17] K. Tansey *et al.*, “A global inventory of burned areas at 1 km resolution for the year 2000 derived from spot vegetation data”, *Clim. Change*, vol. 67, n^o 2–3, p. 345–377, 2004.
- [18] J. M. C. Pereira, A. C. L. Sá, A. M. O. Sousa, J. M. N. Silva, T. N. Santos, e J. M. B. Carreiras, “7 Spectral characterisation and discrimination of burnt areas”, in *Remote sensing of large wildfires*, Springer B., 1999, p. 123–138.
- [19] D. P. Roy, Y. Jin, P. E. Lewis, e C. O. Justice, “Prototyping a global algorithm for systematic fire-affected area mapping using MODIS time series data”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 97, n^o 2, p. 137–162, 2005.
- [20] F. Mouillot *et al.*, “Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing-A review: Analysis of user needs and recommendations for future developments”, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2014.
- [21] J. J. Hoelzemann, M. G. Schultz, G. P. Brasseur, C. Granier, e M. Simon, “Global Wildland Fire Emission Model (GWEM): Evaluating the use of global area burnt satellite data”, *J. Geophys. Res. D Atmos.*, vol. 109, n^o 14, 2004.
- [22] P. M. Barbosa, D. Stroppiana, J. M. Grégoire, e J. M. C. Pereira, “An assessment of vegetation fire in Africa (1981-1991): Burned areas, burned biomass, and atmospheric emissions”, *Global Biogeochem. Cycles*, vol. 13, n^o 4, p. 933–950, 1999.
- [23] J. M. N. Silva, A. C. L. Sá, e J. M. C. Pereira, “Comparison of burned area estimates derived from SPOT-VEGETATION and Landsat ETM+

- data in Africa: Influence of spatial pattern and vegetation type”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 96, p. 188–201, 2005.
- [24] E. Chuvieco *et al.*, “A new global burned area product for climate assessment of fire impacts”, *Glob. Ecol. Biogeogr.*, vol. 25, n° 5, p. 619–629, 2016.
- [25] X. Cao, J. Chen, B. Matsushita, H. Imura, e L. Wang, “An automatic method for burn scar mapping using support vector machines”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 30, n° 3, p. 577–594, 2009.
- [26] R. H. Frasser, Z. Li, e J. Cihlar, “Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): A new technique for burned area mapping over boreal forest”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 74, n° 3, p. 362–376, 2000.
- [27] M. A. F. Pimentel, D. A. Clifton, L. Clifton, e L. Tarassenko, “A review of novelty detection”, *Signal Processing*, vol. 99, p. 215–249, 2014.
- [28] A. Mazher, P. Li, e J. Zhang, “Mapping burned areas from Landsat TM imgs: A comparative study”, *Proc. Int. Conf. Comput. Vis. Remote Sensing, CVRS 2012*, n° March 2016, p. 285–290, 2012.
- [29] B. Song, P. Li, J. Li, e A. Plaza, “One-Class Classification of Remote Sensing Images Using Kernel Sparse Representation”, *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 9, n° 4, p. 1613–1623, 2016.
- [30] B. Scholkopf, R. Williamson, A. Smola, J. Shawe-Taylor, e J. Platt, “Support Vector Method for Novelty Detection”, *NIPS*, vol. 12, p. 582–588, 2000.
- [31] N. Myers, R. A. Mittermeier, C. G. Mittermeier, G. A. B. Da Fonseca, e J. Kent, “Biodiversity hotspots for conservation priorities”, *Nature*, vol. 403, n° 6772, p. 853–858, 2000.
- [32] J. M. C. Da Silva e J. M. Bates, “Biogeographic Patterns and Conservation in the South American Cerrado: A Tropical Savanna Hotspot The Cerrado, which includes both forest and savanna habitats, is

- the second largest South American biome, and among the most threatened on the continent”, *Bioscience*, vol. 52, n° 3, p. 225–234, 2002.
- [33] L. M. Coutinho, “O conceito de bioma”, *Acta Bot. Brasilica*, vol. 20, n° 1, p. 1–11, 2006.
- [34] M. Francois, S. Santandrea, K. Mellab, D. Vrancken, e J. Versluys, “The PROBA-V mission: the space segment”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 35, n° 7, p. 2548–2564, 2014.
- [35] S. Sterckx *et al.*, “The PROBA-V mission: image processing and calibration”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 35, n° 7, p. 2565–2588, 2014.
- [36] M. Francois, S. Santandrea, K. Mellab, D. Vrancken, e J. Versluys, “The PROBA-V mission: the space segment”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 35, n° 7, p. 2548–2564, 2014.
- [37] W. Schroeder, P. Oliva, L. Giglio, e I. A. Csiszar, “The New VIIRS 375m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment”, *Remote Sens. Environ.*, 2014.
- [38] W. L. Cao X., Chen J., Matsushitas B., Imura H., “An automatic method for burn scar using vector machines”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 30, n° 3, p. 577–594, 2009.
- [39] A. A. Pereira, R. Libonati, D. Oom, L. M. T. Carvalho, e J. M. C. Pereira, “Avaliação de técnicas de compósitos multitemporais em imagens PROBA-V para o mapeamento de áreas queimadas”, in *Anais XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE Análise*, 2017.
- [40] B. Scholkopf, A. J. Smola, R. Williamson, e P. Bartlett, “New Support Vector Algorithms”, *Neural Comput.*, n° 12, p. 1083–1121, 2000.
- [41] A. Karatzoglou, D. Meyer, e K. Hornik, “Support Vector Algorithm in R”, *J. Stat. Softw.*, vol. 15, n° 9, p. 1–28, 2006.
- [42] C. Cortes e V. Vapnik, “Support-Vector Networks”, *Mach. Learn.*, vol.

- 20, n° 3, p. 273–297, 1995.
- [43] E. Dragozi, I. Z. Gitas, D. G. Stavrakoudis, e J. B. Theocharis, “Burned area mapping using support vector machines and the FuzCoC feature selection method on VHR IKONOS imagery”, *Remote Sens.*, vol. 6, n° 12, p. 12005–12036, 2014.
- [44] C. Chang e C. Lin, “LIBSVM: A Library for Support Vector Machines”, *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 2, p. 1–39, 2013.
- [45] E. Binaghi, P. A. Brivio, P. Ghezzi, e A. Rampini, “A fuzzy set-based accuracy assessment of soft classification”, *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 20, p. 935–948, 1999.
- [46] L. Boschetti, S. P. Flasse, e P. A. Brivio, “Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary”, *Remote Sens. Environ.*, 2004.
- [47] M. Padilla, S. V. Stehman, e E. Chuvieco, “Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling”, *Remote Sens. Environ.*, 2014.
- [48] M. Padilla *et al.*, “Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 160, n° 2015, p. 114–121, 2015.
- [49] R. P. dos Santos, A. Crema, M. A. Szmuchrowski, K. Asano, e M. Kawaguchi, “Atlas do Corredor Ecológico da Região do Jalapão”. Ministério do Meio Ambiente, Brasília, p. 1–54, 2011.
- [50] J. D. White, K. C. Ryan, C. C. Key, e S. W. Running, “Remote Sensing of Forest Fire Severity and Vegetation Recovery”, *Int. J. Wildl. Fire*, vol. 6, n° 3, p. 125–136, 1996.
- [51] S. TRIGG e S. FLASSE, “An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 22, n° 13, p. 2641–2647, 2001.

- [52] R. Libonati, C. C. DaCamara, J. M. C. Pereira, e L. F. Peres, “Retrieving middle-infrared reflectance for burned area mapping in tropical environments using MODIS”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 114, n° 4, p. 831–843, 2010.
- [53] A. A. Pereira, R. L. Fabrício Rodrigues Teixeira, E. A. Melchiori, e L. M. T. Carvalho, “Avaliação de índices espectrais para identificação de áreas queimadas no cerrado utilizando dados LandSat TM”, *Rev. Bras. Cartogr.*, vol. 8, n° 68, p. 1665–1680, 2016.
- [54] H. S. Miranda e M. N. Sato, “Efeitos do fogo na vegetação lenhosa do Cerrado”, in *Cerrado ecologia e caracterização*, 2004, p. 66–123.

6 CONSIDERAÇÕES GERAIS

A importância desta tese está no desenvolvimento de um algoritmo automático para mapear queimadas no bioma Cerrado, possibilitando fornecer informações periódicas sobre onde estas ocorrem e qual a extensão atingida. Essas informações são importantes para gestores ambientais, para pesquisas relacionadas à ecologia do fogo nesse bioma e também para estimativas de emissões de gases de efeito estufa derivado das queimadas.

A principal inovação está na utilização de focos ativos VIIRS como amostras para treinar o classificador de classe única *Support Vector Machine* possibilitando o mapeamento de queimadas sem focos. O algoritmo foi aplicado em imagens de dois satélites com diferentes resoluções espaciais e espectrais (Landsat e PROBA-V) mostrando-se adaptável a diferentes sensores.

A tese contribui também para o conhecimento das características espectrais das queimadas no bioma Cerrado, dos índices espectrais utilizado no mapeamento de queimadas, na utilização de técnicas de compósitos multitemporais e do classificador de classe única *Support Vector Machine*, quanto ao potencial para mapear queimadas.

6.1 Principais conclusões

Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo automático para mapear queimadas em regiões do bioma Cerrado, utilizando focos ativos VIIRS, imagens Landsat-8 e imagens PROBA-V.

O primeiro artigo avaliou 8 índices espectrais comumente utilizados no mapeamento de queimadas em imagens Landsat. O índice NBR2 (que utiliza os canais espectrais SWIR1 e SWIR2) obteve uma maior separabilidade entre queimadas e diferentes alvos, medido pelo índice M, com um resultado de 2,5, o mais indicado para mapeamento de queimadas no Cerrado em imagens Landsat.

A análise gráfica de histogramas de sobreposição dos valores dos índices antes e depois das queimadas e gráficos de dispersão corroborou com este resultado.

O segundo artigo utilizou o classificador de classe única *Support Vector Machine* para o mapeamento automático de queimadas em imagens Landsat, em um mosaico de Unidades de Conservação do Norte de Minas, inseridas no bioma Cerrado. Foi gerado um compósito multitemporal com imagens do período de maior frequência de focos ativos no ano de 2015, utilizando a técnica de escolha do menor valor do índice NBR2 em seis cenas. Essa técnica permitiu o mapeamento das queimadas durante o período crítico, em um único processamento, é indicada para o resgate do histórico das queimadas nessas imagens e para o mapeamento no final do período crítico dos incêndios.

A automação da coleta de amostras foi realizada por meio de amostras a partir de focos ativos VIIRS. Também foram avaliados três diferentes kernels utilizados por este classificador: Sigmoid, Radial e Polinomial. O kernel radial apresentou o melhor resultado com um índice Kappa de 98%, é o mais indicado no mapeamento de queimadas.

A utilização destes focos, em conjunto com o classificador de classe única *Support Vector Machine* possibilitou mapear queimadas sem a presença de focos ativos, apontada na literatura como uma das principais limitações dos algoritmos híbridos. Do total de queimadas mapeadas utilizando esse classificador e o kernel radial, 13% não apresentaram focos, indicando que o método proposto propicia uma melhora nos erros de omissão, principalmente em queimadas não detectadas pelos focos. O algoritmo foi desenvolvido inicialmente para imagens PROBA-V (quarto artigo) e adaptado para as imagens Landsat-8.

No terceiro artigo foram avaliadas quatro técnicas de compósitos multitemporais utilizando imagens PROBA-V, quanto à distinção entre queimadas e diferentes alvos, e também a presença de sombras de nuvens nas

imagens. Os compósitos foram gerados utilizando imagens quinzenais e a separabilidade foi medida por meio do índice M comumente utilizado para essa finalidade.

Foi constatada uma maior separabilidade nos compósitos que utilizaram primeiro menor valor e segundo menor valor de refletância do canal NIR, com o índice M de 1,4 e 1,3 respectivamente. Porém, através da análise visual, verificou-se que a técnica que utiliza o primeiro menor valor refletância do canal NIR, apresenta alta incidência de sombras de nuvens, mesmo utilizando as máscaras de nuvens e sombras disponibilizadas junto as imagens PROBA-V. Dessa forma, a técnica de compósito que utiliza o segundo menor valor refletância do canal NIR foi a mais indicada para o mapeamento de queimadas utilizando essas imagens.

No quarto artigo foi desenvolvido um algoritmo para mapeamento automático de queimadas no bioma Cerrado, utilizando dados de refletância do canal NIR nas imagens PROBA-V e focos ativos VIIRS na coleta de amostras de treino para o classificador de classe única *Support Vector Machine*. O produto gerado, chamado AQM-PROBA, foi validado utilizando mapas de referência criados a partir de imagens, 13 cenas Landsat-8. Foram calculadas métricas de acurácia (erros de omissão e comissão, viés, índice DICE e o índice CSI (*Critical Success Index*) e também a correlação com os mapas de referência, calculada por meio do índice TAU, comparando os resultados de áreas queimadas em cada cena Landsat, em uma grade de 10 x 10 km. Também foram calculadas as métricas de validação e a correlação para o produto da NASA MODIS MCD64A1 com a finalidade de comparar os dois produtos de áreas queimadas.

O AQM-PROBA apresentou um menor erro de omissão com 30% no total das queimadas mapeadas e uma média de 35% entre as 13 cenas Landsat, enquanto o MCD64A1 apresentou omissão total de 34% e uma média de 40%.

Entretanto, o MCD64A1 mostrou-se mais conservador com um erro de comissão de 15% no total e média de 16%, enquanto que o PROBA-V apresentou um erro de comissão de 22% no total e uma média de 21%. Em relação ao viés, a média do AQM-PROBA-V foi de 0,84 e do MCD64A1 0,70. O índice DICE teve valores semelhantes entre os produtos AQM-PROBA e MCD64A1 com 0,7 e 0,68 respectivamente. Também apresentaram valores semelhantes do índice CSI com 0,55 para o AQM-PROBA-V e 0,53 o MCD64A1.

Quanto à correlação do AQM-PROBA e do MCD64A1 com os mapas de referência, em todas as cenas o AQM-PROBA apresentaram maior valor do índice TAU. As cenas com maiores queimadas obtiveram maior correlação, como por exemplo, a cena 220/66 com TAU de 0,85 para o produto AQM-PROBA e 0.65 para o MCD64A1.

Já as cenas com queimadas de menores dimensões apresentaram baixa correlação, o que é de se esperar na comparação entre produtos de menor resolução espacial (AQM-PROBA e MCD64A1) com mapas de referência em imagens de maior resolução espacial (Landsat). A cena com áreas queimadas menores foi a 218/72 que apresentou menor correlação, com valores do índice TAU de 0,37 para o MCD64A1 e 0,51 para o AQM-PROBA.

Dessa forma, o objetivo de desenvolver um algoritmo automático para mapeamento de queimadas para regiões do Cerrado, utilizando focos ativos, imagens Landsat e PROBA-V, foi alcançado com resultados satisfatórios, aqui apresentados.

6.2 Recomendações e sugestões de trabalhos futuros

Recomenda-se o uso desse algoritmo para o mapeamento de queimadas em imagens Landsat na confecção de mapas de referência, para validação de produtos de baixa resolução espacial, como, por exemplo, imagens do satélite

PROBA-V, ou fornecimento de informações sobre áreas queimadas para gestores ambientais, principalmente em Unidades de Conservação.

Recomenda-se também o uso do algoritmo em imagens de baixa resolução espacial, como por exemplo o PROBA-V, para estimativas de áreas queimadas no bioma Cerrado.

Como forma de comparação dos resultados apresentados e aprimoramento do algoritmo desenvolvido, sugerem-se os seguintes trabalhos futuros:

1- Avaliação de índices espectrais nas imagens Landsat, em diferentes regiões do Cerrado, com o intuito de verificar se há mudanças temporais e espaciais no comportamento destes índices

2 – Aplicação do método em diferentes imagens de baixa resolução espacial, como por exemplo Sentinel-2, com objetivo de diminuir a janela temporal na disponibilidade das informações desse tipo de imagens.

3 – Aplicação do método em imagens de baixa resolução espacial, porém com melhor resolução espectral em relação ao PROBA-V. A utilização de dados termais e de refletância do mesmo sensor, como imagens do sensor VIIRS, pode melhorar o mapeamento das áreas queimadas, assim como a utilização de índices que utilizam o espaço espectral SWIR1 e SWIR2, como variáveis para o classificador SVM-OC.